T.C.

YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

RETİNAL FUNDUS GÖRÜNTÜLERİNDE SINIFLANDIRMA VE BÖLÜTLEME

Saadet Aytaç ARPACI

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

Bilgisayar Mühendisliği Programı

Danışman

Doç. Dr. Songül VARLI

Temmuz, 2019

T.C.

YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

RETİNAL FUNDUS GÖRÜNTÜLERİNDE SINIFLANDIRMA VE BÖLÜTLEME

Saadet Aytaç ARPACI tarafından hazırlanan tez çalışması 19.07.2019 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı, Bilgisayar Mühendisliği Programı **YÜKSEK LİSANS TEZİ** olarak kabul edilmiştir.

Doç. Dr. Songül VARLI

Yıldız Teknik Üniversitesi

Danışman

Jüri Üyeleri

Doç. Dr. Songül VARLI, Danışman
Yıldız Teknik Üniversitesi _____

Doç. Dr. Sırma YAVUZ, Üye
Yıldız Teknik Üniversitesi _____

Prof. Dr. Zümray DOKUR ÖLMEZ, Üye
İstanbul Teknik Üniversitesi _____

Danışmanım Doç. Dr. Songül VARLI sorumluluğunda tarafımca hazırlanan Retinal Fundus Görüntülerinde Sınıflandırma ve Bölütleme 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

Saadet Aytaç ARPACI

İmza

TEŞEKKÜR

Derslerine katıldığım değerli hocalarıma saygı ve teşekkürlerimi sunarım.

Tez süreci boyunca yoğun iş temposu içinde olsa dahi yaptığı düzenli toplantılarla ayırdığı zaman ve bana olan hoşgörü ve sabrı nedeniyle, çalışmanın her aşamasında bilgi, tecrübe ve yönlendiriciliğiyle çalışmaya verdiği emek nedeniyle, tez çalışma süreci boyunca verdiği doğru kararlarla tezin sonuçlanmasını ve yazım aşamasına kadar gelebilmesini sağlamış olması nedeniyle ve sonuçta desteğiyle var olan bu çalışmadaki tüm katkıları nedeniyle Sn. Doç. Dr. Songül VARLI' ya saygılarımı ifade eder teşekkürlerimi sunarım.

Eğitim sürecim boyunca desteklerini esirgemeyen aileme sevgi, saygı ve teşekkürlerimi sunarım.

Saadet Aytaç ARPACI

İÇİNDEKİLER

SİMGE LİSTESİ vii

KISALTMA LİSTESİ viii

ŞEKİL LİSTESİ ix

TABLO LİSTESİ xi

ÖZET xii

ABSTRACT xiv

1 Giriş 1

1.1 Literatür Özeti 1

1.1.1 Sınıflandırma Çalışmaları 1

1.1.2 Bölütleme Çalışmaları 3

1.2 Tezin Amacı 12

1.3 Hipotez 13

2 Diyabetik Retinopati 14

2.1 Tarama Süreci Genel Gidişatı 15

2.2 Diyabetik Retinopati Evrelerinin Gelişim ve İlerlemesi 15

2.2.1 Fundoskopik Muayenede Mikrovasküler Anormalliklerin Görünmediği Retina Hasarı 16

2.2.2 Hafif-Orta NPDR 17

2.2.3 Ağır NPDR 18

2.2.4 Proliferatif DR 18

2.3 Retinal Fundus Görüntüleme 19

3 Evrişimsel Sinir Ağı 23

3.1 Evrişimsel Sinir Ağı Katmanları 24

3.1.1 Evrişim Katmanı 24
3.1.2 Havuzlama Katmanı 28
3.1.3 Aktivasyon Fonksiyonu 29
3.1.4 Tam Bağlı Katman 30
3.2 Evrişimsel Sinir Ağı Algoritması 31
3.3 Ağırlık Başlatma 32
3.3.1 Transfer Öğrenme 32
3.4 Düzenlileştirme İşlemleri 37
3.4.1 Veri Artırma 37
3.4.2 DropOut 37
3.4.3 Yığın Normalizasyon 38
3.5 Görüntünün Düşük Boyuttan Yüksek Boyuta Geçişi 38
3.5.1 Transpoze Edilmiş Evrişim Katmanı 38
3.5.2 Geriye Havuzlama Katmanı 40
4 Görüntü Önişleme Yöntemleri 42
4.1 Kontrast Sınırlamalı Adaptif Histogram Eşitleme 42
4.2 Filtreler 43
4.2.1 Medyan Filtreleme 43
4.2.2 Gauss Filtreleme 44
5 Evrişimsel Sinir Ağı Uygulamaları 46
5.1 Sınıflandırma 46
5.2 Bölütleme 46
5.2.1 Tamamen Evrişimli Ağ 47
5.2.2 U-Net 50
6 Materyal-Metot 53

6.1 Sınıflandırma 53
6.1.1 Veri Kümesi 53
6.1.2 Yöntemin Uygulanması 55
6.2 Bölütleme 61
6.2.1 Veri Kümesi 62
6.2.2 Tek Kanal Görüntülerin Bölütlenmesinde Uygulanan Önişlem 62
6.2.3 Tek Kanal Görüntüleriyle Bölütleme Uygulamaları 65
6.2.4 Üç Kanallı Görüntülerin Bölütlenmesinde Uygulanan Önişlem 68
6.2.5 Üç Kanallı Görüntülerle Bölütleme Uygulamaları 71
7 Bulgular 74
7.1 Kullanılan Metrikler 74
7.2 Sınıflandırma İşlemi Bulguları 75
7.2.1 İkili Sınıflandırma Bulguları 75
7.2.2 Dört Dereceli Sınıflandırma Bulguları 78
7.3 Bölütleme İşlemi Bulguları 82
8 Sonuç ve Öneriler 92
A Sözlük 93
Kaynakça 94
Tezden Üretilmiş Yayınlar 99

SİMGE LİSTESİ

s	adım uzunluğu
w	ağırlık
b	bias
e	doğal logaritmanın tabanı
R_l	düzeltilmiş özellik haritaları
C(·)	eğitim hatası (maliyet işlevi)
(x_n, y_n)	eğitim örnekleri
fxf	filtre boyutu
f_l^T	filtrelerin transpoze edilmiş versiyonu
G(·)	Gauss fonksiyonu
gx, gy	Gauss çekirdeğinin x ve y koordinat değerleri
a_i	i. nöronun çıktısı
L(·)	kayıp işlevi
η	öğrenme oranı
p	padding miktarı
π	pi sayısı
σ	standart sapma
f (·)	tüm ESA tarafından hesaplanan tahmini değerler

KISALTMA LİSTESİ

CLAHE	Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization
DR	Diyabetik Retinopati
DRIVE	Digital Retinal Images for Vessel Extraction
ESA	Evrişimsel Sinir Ağı
FCN	Fully Convolutional Network
FN	False Negative
FP	False Positive
IoU	Intersection over Union
ISBI	IEEE International Symposium on Biomedical Imaging
JSIEC	Joint Shantou International Eye Centre
LSVRC	Large Scale Visual Recognition Challenge
NPDR	Non-Proliferatif DR
PDR	Proliferatif DR
ReLU	Rectifier Linear Unit
SGD	Stochastic Gradient Descent
TN	True Negative
TP	True Positive
WESDR	Wisconsin Epidemiologic Study of Diabetic Retinopathy

ŞEKİL LİSTESİ

Şekil 2.1 NPDR ve PDR gelişim süreci 16
Şekil 2.2 Retinal damar yapısının gösterimi 17
Şekil 2.3 Retinal fundus kamera....19
Şekil 2.4 Fundus kamera sayesinde görülen retina fundusu 20
Şekil 2.5 Fundoskopik incelemede diyabetik retinopatinin klinik bulguları .21
Şekil 2.6 Akıllı telefon ile fundus görüntüsünün alınması....22
Şekil 3.1 ESA ile görüntü sınıflandırılmasına ait genel bir gösterim 23
Şekil 3.2 İnsan görüşü ve ESA genel yapısı....24
Şekil 3.3 8x8x1 boyutta bir giriş görüntüsüne 3x3'lük filtrenin uygulandığı evrişim işlemi 25
Şekil 3.4 Görüntü matris çevresine 1 birim sıfır ekleme ve adım miktarı 2 olan bir evrişim işlemi gösterilmektedir....26
Şekil 3.5 Sıfır ile matrisin çevrelenmesi işleminde "aynı evrişim" türünü tasvir eden görsel 27
Şekil 3.6 Filtre genişletme faktörünün d = 2 olduğu evrişim işlemi 28
Şekil 3.7 Havuzlama bölgesi boyutu 2 x 2 ve adım 1 olduğunda, maksimum havuzlama katmanının çalışması 29
Şekil 3.8 ReLU aktivasyon fonksiyonu grafiği....30
Şekil 3.9 Geleneksel öğrenme (sol) ve transfer öğrenme (sağ) yöntemlerinin genel tasviri....32
Şekil 3.10 Önceden eğitilmiş derin öğrenme modelleriyle transfer öğrenme.33
Şekil 3.11 VGG-16 mimarisi....35
Şekil 3.12 Transfer öğrenimi için olası VGG-16 mimarileri 36
Şekil 3.13 Bir ESA ağına (sol) DropOut (sağ) işleminin uygulanması 37
Şekil 3.14 Evrişim işlemi için filtre ve giriş matrisinin yeniden düzenlenmesi 39
Şekil 3.15 Evrişim işleminin tasviri 39
Şekil 3.16 Transpoze edilmiş evrişim işleminin tasviri 40
Şekil 3.17 Yukarı örnekleme işlemi....41
Şekil 4.1 Görüntünün (sol) medyan filtreleme işlemi ile sonuç piksel değerinin (sağ) elde edilmesi....44
Şekil 4.2 Gauss fonksiyonu ile elde edilen Gauss çekirdeği....45
Şekil 4.3 Görüntü ve Gauss çekirdeğinin evrişim işlemi....45
Şekil 5.1 VGG-16 mimarisinin FCN olarak yeniden yorumlanması 48
Şekil 5.2 FCN-32, FCN-16 ve FCN-8 çeşitlerini göstermektedir 49
Şekil 5.3 3 FCN mimarisindeki farklılık....49
Şekil 5.4 U-Net mimarisi 51
Şekil 6.1 Hastalıklı ve sağlıklı göz fundus görüntüleri ve bu görüntülere ait 3 renk kanalını ifade eden histogram grafikleri 55
Şekil 6.2 DR1 sınıfına ait örnek bir göz fundus görüntüsü ve bu görüntüye ait 3 renk kanalını ifade eden histogram grafiği....55
Şekil 6.3 İkili sınıflandırmada görüntülerin önişlemi ile elde edilmiş sonuç görüntülere ait birer örnek ve histogram grafikleri....58
Şekil 6.4 Evrişimsel sinir ağı mimarisi 58

Şekil 6.5 DR3 sınıfına ait bir görüntünün veri artırma işlemleriyle elde edilmiş 3 örneği.....60
Şekil 6.6 Transfer öğrenme yoluyla oluşturulmuş evrişimsel sinir ağı mimarisi 61
Şekil 6.7 Tek kanal görüntülerin bölütlenmesinde görüntülere uygulanan önişlem aşamaları.....63
Şekil 6.8 Tek kanal görüntüsü önişlem aşamalarından elde edilmiş örnek görüntü ve histogram grafiği 64
Şekil 6.9 Tek kanallı görüntülerle bölütleme işlemi için birinci uygulama ağ mimarisi 65
Şekil 6.10 Tek kanallı görüntülerle bölütleme işlemi için ikinci uygulama ağ mimarisi 66
Şekil 6.11 Tek kanallı görüntülerle bölütleme işlemi için üçüncü uygulama ağ mimarisi 68
Şekil 6.12 Üç kanal görüntülerin bölütlenmesinde görüntülere uygulanan önişlem aşamaları.....69
Şekil 6.13 Üç kanallı görüntü önişlem aşamalarından elde edilmiş örnek görüntü ve histogram grafiği 70
Şekil 6.14 Üç kanallı görüntülerle bölütleme işlemi için ikinci uygulama ağ mimarisi 72
Şekil 7.1 İki model ile elde edilen doğruluk sonuçları 78
Şekil 7.2 İki model ile elde edilen duyarlılık sonuçları.....79
Şekil 7.3 İki model ile elde edilen özgüllük sonuçları 79
Şekil 7.4 İki ESA modeli ile her sınıf için elde edilen test sonuçları 80
Şekil 7.5 İki model ile her iterasyon sonucu doğru olarak tespit edilen toplam örnek miktarlarının yüzdesel gösterimi.....81
Şekil 7.6 İki model ile doğru olarak tespit edilen toplam örnek miktarlarının yüzdesel gösterimi.....82

TABLO LİSTESİ

Tablo 1.1 U-Net mimarisi temelinde retinal damar bölütleme çalışmaları 11
Tablo 6.1 Veri kümelerindeki örnek miktarları 60
Tablo 7.1 400 iterasyon ve % 40 validasyon ile elde edilen sonuçlar 76
Tablo 7.2 50 iterasyon ve % 40 validasyon ile elde edilen sonuçlar 76
Tablo 7.3 50 iterasyon ve % 20 validasyon ile elde edilen sonuçlar 77
Tablo 7.4 Yapılan çalışma ve diğer çalışmaların sonuçları 77
Tablo 7.5 Tek kanal görüntülerine uygulanan bölütleme işlemleri ile elde edilen sonuçlar 83
Tablo 7.6 Üç kanallı görüntülere uygulanan bölütleme işlemleri ile elde edilen sonuçlar 83
Tablo 7.7 Test örneğinden elde edilen sonuçlar 85
Tablo 7.8 Uygulamalara göre elde edilmiş tahmin görüntüleri 86
Tablo 7.9 Tek kanal görüntü ve üç kanallı görüntü gruplarında eşik değer kullanılarak uygulamalara göre elde edilmiş gerçek referans ve tahmin görüntüleri 88
Tablo 7.10 Tek kanal ve üç kanallı görüntü gruplarında U-Net mimarisine dayalı önerilen mimarinin eğitim sonuçlarının diğer çalışma sonuçlarıyla karşılaştırılması 91

ÖZET

Retinal Fundus Görüntülerinde Sınıflandırma ve Bölütleme

Saadet Aytaç ARPACI

Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

Yüksek Lisans Tezi

Danışman: Doç. Dr. Songül VARLI

Diyabetten kaynaklanan kronik olarak yüksek kan şekeri, retinadaki kan damarlarının geçirgenliğinde oluşturduğu hasarla ilişkilidir ve tüm dünyada çalışma çağı yaş grubunda görülen önlenebilir ve / veya tedavi edilebilir en önemli körlük nedeni olan diyabetik retinopatiye yol açar. Diyabetli hastalarda retinopatiyi tespit etmek için rutin göz muayenelerinin yapılması gerekir. Hastalığın erken teşhisi tedaviye yanıt vermesi açısından çalışma çağındaki bu popülasyon için önem oluşturmaktadır. Göz hastalığının taranmasında ve teşhisinde gelecekte derin öğrenme çözümleri önemli bir rol oynayacaktır. Derin öğrenme çözümlerinin teşhise dahil edilmesiyle hem klinisyenlerin yoğun çalışma dönemlerinin hafifletilmesine katkı sağlanmış hem de uzman klinisyenlerin olmadığı bölgelerde teşhise destek oluşturulması ve dolayısıyla hastalığa erken müdahale sağlanmış olacaktır.

Bu çerçevede çalışmanın birinci aşamasında, diyabetik retinopati belirteçleri olan görüntülerde diyabetik retinopati belirtisi gösteren göz fundus görüntülerini normal görüntülerden ayırt ederek sınıflandırılmasını sağlayan bir evrişimsel sinir ağı mimarisinin oluşturulması ve sınıflandırma başarımlarının değerlendirilmesi yapılmıştır. Çalışmanın ikinci aşamasında aynı görüntülerde

hastalık belirtisi göstermeyen normal, hastalık belirtisi gösteren hafif, orta/şiddetli ve proliferatif diyabetik retinopati derecelerine sahip sınıfların evrişimsel sinir ağı ile sınıflandırılması yapılmış, transfer öğrenme işleminin bu sınıflandırma üzerindeki etkisi, elde edilen sınıflandırma başarımları ve test sonuçları karşılaştırmalı olarak incelenmiştir.

Göz, insan damar sistemindeki bozukluklara karşı oldukça hassas bir organdır. Retina damarındaki defektler diyabetik retinopatinin de içinde bulunduğu kardiyovasküler veya oftalmolojik çok sayıda hastalıkla ilişkilidir. Bu nedenle, retina damarı bölütleme, bu sorunları doğru şekilde teşhis etmek, tedavi etmek ve izlemek için çok önemlidir. Manuel bölütleme zaman alıcı olsa da deneyimli uzmanlar tarafından oluşturulan bu işlemin güvenilirliği nedeniyle uygulanmaya devam etmektedir. Bununla birlikte manuel bölütleme zamanla yerini otomatik bölütlemeye bırakmaktadır ve oftalmoloğun çeşitli retina patolojilerini saptama ve teşhis etmesine daha hızlı yardımcı olmaktadır. Çalışmanın üçüncü aşamasında bölütleme ile ilgili yapılan çalışmalarında verimliliğinin yüksek olduğu kanıtlanmış bir model olan evrişimsel sinir ağı temelinde kurulmuş U-Net mimarisi incelenmiştir. U-Net mimarisine dayalı oluşturulmuş mimariler ile retinal damarların bölütlenme performansları karşılaştırmalı olarak incelenmiştir.

Anahtar Kelimeler: Evrişimsel sinir ağları, sınıflandırma, bölütleme

ABSTRACT

Classification and Segmentation in Retinal Fundus Images

Saadet Aytaç ARPACI

Department of Computer Engineering

Master of Science Thesis

Advisor: Assoc. Prof. Dr. Songül VARLI

Chronically high blood sugar caused by diabetes causes damage in the permeability of blood vessels in the retina and leads to preventable and / or treatable diabetic retinopathy which is the most important cause of blindness in the working age population in the world. Routine eye examinations should be performed to detect retinopathy in patients with diabetes. Early diagnosis of the disease is important for this population of working age in terms of responding to treatment. In the future, deep learning solutions will play an important role in the screening and diagnosis of eye disease. With the inclusion of deep learning solutions in diagnosis will both contributed to the alleviation of the busy working periods of clinicians and support for diagnosis in regions where there are no specialist clinicians and therefore early intervention to disease will be provided.

In this context, in the first stage of the study, in images with diabetic retinopathy markers, eye fundus images showing diabetic retinopathy sign were distinguished from normal images with classification, for classification a convolutional neural network architecture was used and its classification performance was evaluated.

In the second stage of the study on the same images, 4-grade classes (healthy that not showing symptoms of the disease, diseases with mild, moderate / severe and proliferative diabetic retinopathy that showing symptoms of the diabetic retinopathy) were classified by a convolutional neural network. The effect of the transfer learning process on this classification, the classification performance, and the test results were examined comparatively.

The eye is a highly sensitive organ against disorders in the human vascular system. The defects in the retinal vessel are associated with many cardiovascular or ophthalmologic diseases including diabetic retinopathy. Therefore, retinal vessel segmentation is very important to correctly diagnose, treat and monitor these problems. Manual segmentation, although time-consuming, continues to be implemented due to the reliability of this process created by experienced experts. However, manual segmentation leaves its place to automatic segmentation with time and it helps the ophthalmologist detect and diagnose various retinal pathologies faster. In the third stage of the study, the U-Net architecture based on convolutional neural network which is a proven model with high efficiency in the studies related to segmentation has been studied. With architectures based on the U-Net architecture, the segmentation performances of the retinal vessels were examined comparatively.

Keywords: Convolutional neural networks, classification, segmentation

1
Giriş

1.1 Literatür Özeti

Evrişimsel sinir ağı uygulamalarından sınıflandırma ve bölütleme için yapılmış tez konusu kapsamındaki bazı çalışmalar "1.1.1 Sınıflandırma Çalışmaları" ve "1.1.2 Bölütleme Çalışmaları" başlıklı bölümlerde sunulmaktadır.

1.1.1 Sınıflandırma Çalışmaları

Diyabetik retinopatinin (DR) varlığı veya yokluğunun belirlendiği bazı çalışmalar yazının devamında sunulmaktadır.

[1] makalesinde, 35.126 etiketli ve yüksek çözünürlüklü görüntü üzerinde evrişimsel sinir ağına (ESA) dayalı ikili sınıflandırma yapılarak sağlıklı ve DR olanların belirlenmesi amaçlanmıştır. Veri kümesinde dikey ve yatay yansıma işlemiyle verinin artırılması sağlanmış ve görüntülerin 448x448'lik standart boyuta getirilmesi sonrası veri kümesinin % 20'si doğrulama için ayrılmıştır. Çalışmada kullanılan ESA mimarisi, ardışık iki veya üç adet evrişim katmanının ve ardından bir maksimum havuzlama katmanının olduğu toplamda 13 evrişimsel katman ve 2 tane tam bağlantılı katmandan oluşmaktadır. Aktivasyon fonksiyonu olarak ReLU ve tam bağlı katmanda Maxout, sınıflandırma katmanında da SoftMax kullanılmıştır, aşırı uyumdan kaçınmak için ise 0.5 olasılıklı DropOut işlemini modellerine eklemişlerdir. Elde ettikleri doğruluk % 85, duyarlılık % 88.88 ve özgüllük % 81.81'dir [1].

[1] çalışmasıyla aynı veri kümesini kullanan [2] çalışmasında, görüntüler 512x512'lik boyuta indirgenip hastalık görülmeyen sınıfın örnek miktarının diğerlerine göre fazla olmasından kaynaklanan sınıf dengesizliğini yok etmek için DR'li görüntülerin 90^{o} ve 180^{o} derece arasında döndürülmüş şekilleri de eğitime eklenmiştir. Görüntülerin normalizasyon ve yerel olmayan ortalama işlemiyle gürültüleri giderildikten sonra ESA uygulanmıştır. Kullanılan ESA mimarisi, değişken miktarlarda gruplanmış toplamda 13 evrişim ve bu

gruplardan sonra gelen 5 tane maksimum havuzlama katmanından oluşmaktadır. Aktivasyon fonksiyonu olarak PReLU, tam bağlı katmanda Maxout, sınıflandırma katmanında da SoftMax kullanılmıştır. Modellerinde 0.5 olasılıklı DropOut işlemi ile aşırı uyum durumunu önlemeye çalışmışlardır. Normal ve 4 DR seviyesi için sınıflandırmada elde ettikleri doğruluk % 85, normal ve hasta şeklinde 2 sınıflı sınıflandırmada elde ettikleri doğruluk ise % 95'tir [2].

Aynı veri kümesini kullanan [3] makalesinde, görüntüler 224x224'e boyutlandırılıp toplamda 1000 renkli görüntünün 800'ü eğitim için kullanılmıştır. Görüntünün döndürülmesi, eğilmesi, yansıtılması vb. gibi veri artırma işlemleri sonrasında uygulanmış ESA mimarisinde, 2 evrişim ve devamında 1 maksimum havuzlama şeklinde olan 4 tane gruptan sonra 2 tam bağlı katman kullanılmıştır ve sınıflandırma katmanında aktivasyon fonksiyonu olarak SoftMax kullanılmıştır. Bu ikili sınıflandırma probleminde % 94.5'lik bir doğruluk elde edilmiştir [3].

Fundus görüntülerinin bazı anomalilere sahip olup olmadıklarına göre sınıflandırılması için [4] çalışmasında kullanılan veri kümesi, 29 adet renkli görüntü ve aynı görüntülerin bir göz doktoru tarafından hastalık belirteçlerinin işaretlenmiş olduğu gerçek referans görüntülerden oluşmaktadır. Veri miktarını artırmak amacıyla görüntülerin her biri 128x128 boyutunda bloklara ayrılıp elde edilen bloklar eksüdalı bloklar ve eksüdasız bloklar şeklinde iki kümeye ayrılmıştır. Yaptıkları incelemede bu kümelere farklı işlemler uygulanarak 6 farklı grubun değerlendirmeye alınması sağlanmıştır. Bu gruplardan ilki renkli görüntülerden oluşmakta, ikinci grup optik disk ve kan damarlarının çıkarıldığı görüntülerden oluşmakta, görüntüler bloklara ayrılırken görüntülerin çakışmadığı şekilde yapılmış ve üçüncü grubu oluştururken çakışan bloklar dikkate alınmış. Dördüncü grupta görüntülerin yeşil kanal şekli, beşinci grupta ise Gauss filtreleme ile elde edilen şekli değerlendirmeye alınmıştır. Son inceledikleri altıncı grupta ise çakışan grup ve Gauss filtreleme ile elde edilen görüntüler bir arada değerlendirilmiştir. Ayrıca görüntüler için döndürme ve yatay/dikey aynalama işlemlerini uygulamışlardır. Kullandıkları ESA mimarisi, 4 evrişim katmanından sonra iki tam bağlı katman şeklinde tanımlanmıştır ve

havuzlama katmanında maksimum havuzlama işlevi kullanılmıştır. Çalışma sonucunda en yüksek doğruluk değeri % 84.01 ile üçüncü grup için oluşmuştur [4].

[5] çalışmasında hastalığın olmadığı ve olduğu gruplar için ikili bir sınıflandırma yapılmıştır. Veri kümesi olarak DRIVE kullanılarak içeriğindeki 40 görüntü üzerinde işlem yapılmıştır. Renkli fundus görüntüleri gri seviyeye çevrilmiş devamında öğrenim sürecini hızlandırmak için her görüntü 32 × 32 piksele yeniden boyutlandırılmış daha sonra her bir görüntü, ilk sütunun her bir görüntü için etiket olduğu CSV formatında sayısal matrise dönüştürülmüştür. Kullanılan ESA mimarisi, 2 evrişim katmanı devamında 2 havuzlama katmanı ve son kısımda 2 tam bağlı katman şeklindedir. Aktivasyon fonksiyonu olarak ReLU, sınıflandırma katmanında SoftMax, havuzlama katmanında maksimum havuzlama kullanılmıştır. Bu çalışmada elde ettikleri sınıflandırma doğruluğu % 98,6'dır. Bu sonucu görüntü bilgilerinin ayrıntıları ile sunulmaması nedeniyle elde ettiklerini belirtmektedirler [5].

Bu tür ikili sınıflandırmanın ötesinde DR'ın NPDR (hafif, orta, şiddetli) ve PDR derecelerinin normal retinalarla birlikte değerlendirilerek ayrımının yapıldığı 4 veya 5 sınıflı ESA çalışmaları da vardır [6, 7, 8, 9, 10]. Transfer öğrenme, bir modeli eğitmek için az sayıda görüntüye ihtiyaç göstermesi nedeniyle tıbbi görüntüleri sınıflandırmak için popüler bir yaklaşım haline gelmiştir. Fundus görüntülerinden diyabetik retinopatinin saptanmasında [6, 8, 9] transfer öğrenmeyi kullanan çalışmalardan bazılarıdır.

1.1.2 Bölütleme Çalışmaları

Tamamen evrişimli ağ (FCN) mimarisi [11] ESA'nın bölütleme için yorumlanmasında öncü bir model olurken zamanla bu temel mimari çerçevesinde U-Net vb. daha iyi bölütleme sonuçlarına ulaştıran mimariler oluşturulmuştur. U-Net [12], biyomedikal veri analizinde en üst sıralarda yer alan ve biyomedikal görüntü analizinde birçok derin öğrenme modelinin temelini oluşturan bir mimaridir. Aynı zamanda, U-Net farklı veri kümeleri için de günümüze kadar yapılan bazı uygulamalara bir temel teşkil etmektedir. "1.1.2.1 Retinal Damar Bölütleme Çalışmaları" ve "1.1.2.2 Farklı Veri Kümeleri

ile Bölütleme Çalışmaları" başlıklı bölümlerde U-Net mimarisine dayalı yapılmış bazı çalışmalar iki bölüm şeklinde sunulmaktadır.

1.1.2.1 Retinal Damar Bölütleme Çalışmaları

U-Net mimarisi ile evrişim sürecinde çözünürlük (bölütlemenin ayrıntıları) kaybının görülmesi ve bunun yukarı örnekleme katmanlarında yeterince telafi edilememiş olması, ayrıca uçtan uca bir öğrenme ve elde edilen bölütlemenin tipik tıbbi görüntülerde görülen karmaşık dokusal bölgeleri doğru şekilde bölütleyemediğinin görülmesi nedeniyle [13] çalışmasında bir yöntem önerilmiştir. Yöntemin performansını değerlendirmek amacıyla melanositik lezyon bölütlemesi için PH2 veri kümesi ve retina damar bölütlemesi için DRIVE veri kümesi ile deneylerini yapmışlardır. Veri kümelerindeki sınırlı sayı nedeniyle yatay ve dikey yansıtma, döndürme gibi veri artırma işlemlerini uygulamışlardır. Çalışmalarında transfer öğrenme yöntemini kullanarak ağın önceden eğitimini sağlamışlar bunun için de bir transmisyon elektron mikroskobik (TEM) görüntü veri kümesini kullanmışlardır. Elde ettikleri ön eğitim sonuçları dahilinde PH2 (melanositik lezyon bölütleme) ve DRIVE (retinal kan damarı bölütleme) veri kümesi ile ağın eğitimini yapmışlardır. Kurdukları mimari, kodlayıcı ağ ve atlama bağlantıları ile kodlayıcı ağın kod çözücü ağ ile bağlandığı bir U-Net mimarisine dayanır. Kodlayıcı ağın evrişim katmanında 3x3 boyutunda filtreler, maksimum havuz katmanında ise 2 x 2 boyutlu pencereler kullanılmıştır, kod çözücü kısımda ise 3x3'lük filtreler kullanılmıştır, son katmanda Sigmoid aktivasyonu ile 1 x 1 evrişim işlemi uygulanarak 256x320x3'lük giriş görüntüsünden 256x320 boyutunda bir ikili bölütleme sonucu elde edilmiştir. Bu genel mimariye ek olarak yaptıkları düzenlemede (t-1). iterasyondan elde ettikleri sonuç bölütleme görüntülerinin kodlayıcı bölümün 2. ve 4. katmanında elde edilmiş özellik haritaları ile t. iterasyonun karşılık gelen katmanlarındaki özellik haritalarının birleştirilmesi ile ağın bölgesel ayrıntıları yakalayabilmesi istenmiştir. Bu doğrultuda ağa orijinal tıbbi görüntü ve (t-1). ara bölütleme sonucu verilerek iki giriş sağlamışlardır. Jaccard ve Dice metriklerine göre elde ettikleri sonuç değerler dahilinde yöntemin U-Net iyileştirilmesine katkı sağladığı söylenebilir [13].

DRIVE veri kümesinde retina damar bölütlemesini katmanları azaltılmış bir U-Net mimarisiyle inceleyen [14] çalışmasında veri kümesi görüntü örnekleri gri seviyeye dönüştürülüp devamında CLAHE ve gama ayarlama işlemleri ile önişlemden geçirildikten sonra önerilen U-Net tabanlı ağ, görüntülerin 32 x 32 piksel boyutunda yamaları kullanılarak eğitilmiştir. Oluşturdukları yama miktarı yüksek olduğu için veri artırma işlemi yapılmamıştır, veri kümesinin ilk % 90'ı eğitim için kullanılmış (171.000 yama), son % 10'u doğrulama için kullanılmıştır (19.000 yama). U-Net mimarisinden farklı olarak kullandıkları daraltılmış mimaride iki seviye aşağı ve yukarı örnekleme katmanı evrişim katmanı ile birlikte çıkartılmış, özellik haritalarının miktarı da yine orijinal U-Net'e göre azaltılarak (32-128) aralığında oluşturulmuştur. Her bir evrişim katmanından sonra aktivasyon fonksiyonu olarak ReLU kullanılmıştır ve 0.2'lik DropOut iki ardışık evrişim katmanı arasında kullanılmıştır. Son katmanda SoftMax ile olasılıksal ikili değerlendirme sonucu elde edilmiştir. Eğitim 150 iterasyon ile gerçekleştirilmiştir. AUC-ROC karşılaştırma sonucu olarak verdikleri 0.9790 değeri ile karşılaştırdıkları diğer yöntemlere göre çalışmalarının iyi bir performans gösterdiğine işaret etmektedirler [14].

DRIVE (retinal kan damarı bölütleme) veri kümesinde ESA mimarisi temelinde yapılmış bir diğer çalışma [15] mimarinin performansını belirlemekten çok kullandıkları veri artırma işlemlerinin mimari performansına etkisinin incelenmesi şeklindedir. Görüntü örnekleri yeşil kanal olarak elde edilip görüntü yamaları elde edildikten sonra örneklere Z-score normalizasyon işlemi uygulanmıştır. Genel mimari, 3x3 filtre ile evrişim katmanı, 2x2 pencere boyutlu maksimum havuzlama ve yukarı örnekleme katmanları, ReLU aktivasyon fonksiyonu ve her evrişim katmanı ve ReLU sonrası 0.3 olasılıklı DropOut işleminin uygulanması şeklindedir ve mimarinin son katmanında da SoftMax aktivasyonu ile olasılıksal sonuç elde edilmiştir. Duyarlılık, özgüllük, doğruluk ve AUC metriklerine göre elde ettikleri sonuçta örnek sayılarının iki katına çıkarılmasının (2750'den 5500'e) doğruluk, özgüllük, AUC değerlerini belirgin bir farkla olmasa da iyileştirdiği bununla birlikte gerçek veri örnekleriyle veri artırma işlemine tabi tutulmuş örneklerin birlikte kullanıldığı ölçüm sonuçlarında ise yine belirgin bir farkla iyileşmenin görülmediği gözlenmiştir.

Veri miktarının yaklaşık 5000 civarı gerçek örnekten oluşmasının eğitim için yeterli olacağı belirtilerek eğitim için kullanılması gereken az veri miktarına da dikkat çekilmektedir [15].

DRIVE (retinal kan damarı bölütleme) veri kümesinde U-Net mimarisine dayanan diğer bir çalışmada [16], yeşil kanal haline getirilmiş ve Z-score normalizasyon işlemi uygulanmış görüntüler üzerine CLAHE işlemi uygulanarak damarların belirginleşmesi sağlanmıştır, devamında görüntülere Gauss uyumlu filtre uygulanmıştır. Kurdukları mimaride, 3x3'lük filtre ile evrişim katmanlarında (32-128) aralığında değişen özellik haritaları elde edilmiştir. Maksimum havuzlama katmanında 2 adımla ilerleyen 2x2'lik pencere kullanılmıştır. Mimarinin daralan kısmında 2 evrişim katmanı sonrası uygulanmış 1 maksimum havuzlama katmanına mimarinin genişleyen kısmında yukarı örnekleme katmanı karşılık gelmiştir. Son karar verme katmanında SoftMax'ın kullanıldığı mimarinin tüm genelinde ReLU, aktivasyon fonksiyonu olarak kullanılmıştır. Her evrişim katmanı sonrası 0.5 olasılıkla DropOut işlemi uygulanmıştır. Mimariye görüntüler 48x48 boyutlu yamalar şeklinde verilmiştir. Rastgele seçilmiş yaklaşık 10000 örnekli veri kümesinin % 90'ını eğitim için ve % 10'u doğrulama için kullanılmıştır ve 100 iterasyonla eğitim yapılmıştır. Çalışmanın performans değerlendirmesi duyarlılık, özgüllük, doğruluk, AUC ve kesinlik metriklerine göre yapılmıştır. Karşılaştırdıkları diğer çalışmalara göre görüntülerde yapılmış önişlemin daha iyi sonuç değerlerine ulaştırdığı belirtilmektedir [16].

U-Net mimarisi temelinde geliştirdikleri mimarinin STARE ve DRIVE (retinal kan damarı bölütleme) veri kümelerinde değerlendirilmesine yönelik [17] çalışmasında, görüntülerin gri seviyeleri elde edilip görüntü kontrastını artırmak için CLAHE işlemi görüntülere uygulanmıştır. Normalizasyon için Z-score yöntemi kullanılmıştır. Görüntülerden 64x64'lük yamalar elde edilip rastgele seçilmiş yamalara veri artırma işlemleri uygulanarak veri kümesi miktarı artırılmıştır. Girdi görüntülerini oluşturan bu örnekler haricinde retinadaki dairesel ilgi bölgesinin modelde değerlendirmeye alınabilmesi için görüntü maskelerinin 64x64 boyutlu yamaları oluşturdukları modelin sondan ikinci katmanının özellik haritaları ile çarpılarak modele dahil edilmiştir. U-Net

mimarisinden farklı olarak modelde yaptıkları geliştirme işlemi ise iki evrişim katmanı ve devamında bir maksimum havuzlama veya iki evrişim katmanı ve devamında bir yukarı örnekleme katmanından oluşan bloklarda, bloğun ilk evrişim katmanının blok sonucuna evrişim işlemiyle eklenmesi ve sonuç özellik haritalarının U-Net mimarisinde olduğu gibi karşılık gelen katmanlara kopyalanarak bağlanmasıdır. Doğruluk ve duyarlılık metriklerine göre yapılan performans değerlendirme sonuçları belirgin olmasa da iyileşmelerin oluştuğu yönünde belirtilmektedir [17].

INSPIRE ve DRIVE (retinal kan damarı bölütleme) veri kümelerinde damarların arter veya ven olarak belirlenmesinde U-Net mimarisine dayalı [18] bölütleme çalışmasında, görüntülerin önişleme aşamasında kırmızı, yeşil ve mavi kanallara ayrı ayrı histogram eşitlemesi yapılmış elde edilen giriş görüntüleri elastik deformasyon işlemi ile veri artırma işlemine tabi tutulmuştur ve 576 x 576 boyutlarındaki görüntüler U-Net mimarisinde kullanılmıştır. Orijinal DRIVE veri kümesinde, arteriyoller, venüller, geçiş noktaları ve emin olunamayan damarlar şeklinde verilmiş dört etiket bu çalışmada, geçiş noktalarını arteriyol olarak kabul edip ve emin olunamayan damarları arka plan olarak kabul edip eğitime alınmıştır. INSPIRE veri kümesi yeterli etiketleri içermediği için test aşamasında kullanılmıştır. DRIVE veri kümesinde “Leave-one-out” stratejisi ile eğitim işlemi gerçekleşmiştir. Son katmanda SoftMax değerlendirmesine göre piksellerin arka plan, arteriyol veya venül olma olasılıklarıyla işlem sonuçlanmıştır. Doğruluk, duyarlılık ve özgüllük metriklerine göre yapılan performans değerlendirmesinde önerilen yöntem karşılaştırdıkları diğer yöntemlerle benzer sonuçlara ulaşmıştır [18].

Tablo 1.1 ile 1.1.2.1 bölümündeki U-Net mimarisine dayalı retinal damar bölütleme çalışmalarının bir özeti sunulmaktadır.

1.1.2.2 Farklı Veri Kümeleri ile Bölütleme Çalışmaları

Özel bir optik koherens mikroskobu ile elde edilmiş görüntülerde meyve sineği kalp bölgesinin farklı gelişim aşamalarında bölütlemesini yapmak için bir kodlayıcı-kod çözücü derin öğrenme modeli uygulanmıştır [19]. Modelin performansını iyileştirmek için görüntünün kaydırılması (shifting) ve döndürme

dönüşümleri ile veri artırma işlemi gerçekleştirilmiştir. U-Net mimarisine dayalı model, toplamda, kodlayıcıyı oluşturan beş evrişim grubu ve kod çözücüyü oluşturan dört ters evrişim grubundan oluşmaktadır. Giriş görüntüsü 128 × 128 boyutundadır ve işlemle birlikte aynı boyutta bir piksel bazlı bölütleme çıkışı oluşturulur. Kodlayıcı bileşenlerinde, her grup iki evrişim katmanı içerir ve ilk dört grubun her biri ayrıca maksimum 2 x 2'lik havuzlama katmanına sahiptir. Kod çözücü bileşenlerinde, her grup, özellik boyutlarını iki katına çıkarmak ve özellik kanallarını yarıya indirmek için bir transpoze evrişim katmanı içerir. Her grup ayrıca iki standart evrişim katmanı içerir. Ek olarak, her kod çözücü grubunda, bir birleştirme işlemi vardır. Bu işlem kod çözücü bölümdeki özellik haritalarını ilgili kodlayıcı özellik haritası ile birleştirir. Son katman hariç tüm evrişim katmanlarında 3x3'lük filtre ve 1 adım ile işlemler yapılmıştır ve ReLU bu katmanların aktivasyon fonksiyonu olarak kullanılmıştır. Her piksel için kalp bölgesi olma tahminlerini oluşturmak amacıyla son katmanda Sigmoid aktivasyon fonksiyonu ile 1x1'lik evrişim katmanı kullanılmıştır. Modelin optimizasyon algoritması olarak Adam yöntemi uygulanmıştır. Modelin performansı IoU metriğine göre değerlendirilmiştir. Model, yüksek IoU değerlerine ulaşmıştır [19].

[20] çalışması, trafikteki otomatik araçların şerit değiştirme davranışlarından kaynaklanan kazalarını azaltmak adına yol şerit bölütlemesini evrişimsel sinir ağı temelinde yapan bir mimari üzerine odaklanmaktadır. Mimarilerinde ilk bölüm olarak evrişim ve maksimum havuzlama işlemlerini yapan kodlayıcı bölüm ve ikinci bölüm olarak görüntünün uzamsal boyutunu artırması için kullanılan geriye havuzlama katmanı ve geriye havuzlama işlemi ile oluşmuş seyrek çıktının boş alanlarını doldurması için ters evrişim katmanından oluşan kod çözücü bölümden oluşmaktadır. Mimarilerini eğitmek için Adam algoritması, 0,0001 öğrenme oranında başlanarak kullanılmıştır. Kodlayıcı ve kod çözücünün her birine DropOut katmanı ve yığın normalizasyon katmanı eklenmiştir. Ağ, veriler üzerinden 7 kat çapraz doğrulama yapılarak toplamda 7x27 iterasyon ile eğitilmiştir. Yaptıkları gözlemler neticesinde kodlayıcı-kod çözücü elemanlarının miktarının artmasıyla ağın daha iyi bölütleme yapabildiği sonucuna varılmıştır

ve elde ettikleri sonuçlar arasında %98.38'lik en iyi doğruluk sonuç değerine ulaşabilmişlerdir[20].

Kodlayıcı alt ağındaki düşük çözünürlüklü özellik haritaları ile kod çözücü alt ağındaki derin, yüksek çözünürlüklü özellik haritalarını birleştiren atlama bağlantıları, hedef nesnelerin ince ayrıntısını kurtarmada etkili bir yöntemdir. [21] çalışmasında tıbbi görüntülerde daha doğru bölütleme sonucunu elde etmek için iç içe ve yoğun atlama bağlantılarına dayanan bir bölütleme mimarisi önerilmiştir. [21] çalışmasının ardındaki ana fikir, kodlayıcı ve kod çözücü özellik haritaları arasındaki anlamsal boşluğun belirli miktarda evrişim katmanı olan yoğun bir evrişim bloğu kullanılarak köprülenmesi şeklindedir. Modelin performansı IoU metriğine göre değerlendirilmiştir. Model, U-Net mimarisine göre daha iyi IoU değerlerine ulaşmıştır [21].

[22] çalışmasında, U-Net mimarisinden esinlenilerek insan beyin bölümlerini Manyetik Rezonans Görüntülerinden (MRI) ayırmak için bir ESA mimarisi önerilmektedir. Önerilen mimari, temel olarak 2 boyutlu filtrelerle işlem yapan 4 yola sahiptir: Kodlama ve kod çözme yollarından oluşan iki adet temel ve mimariye derin denetim işlevselliği sağlayan iki adet yan yol yapısı. Temel yolların 4 bloğu vardır. Kodlama yolunda, her bir blok 3x3 boyutunda evrişim filtreleri ve 2x2'lik pencerelere sahip maksimum havuzlama içerir. U-Net mimarisinde olduğu gibi kodlama ve kod çözücü bölümlerde basamak seviyeleri arasında ağın daha iyi özellikler öğrenmesini sağlamak için atlama bağlantıları bulunur. Kod çözücü bölüm, giriş boyutunu iki katına çıkararak orijinal boyutta bir çıktı görüntüsünü oluşturabilmek için maksimum havuzlamanın tersi bir işlem olan yukarı örnekleme katmanını işletir bu da kodlama katmanıyla olan farkını oluşturur. Kodlama bölümünün yan yolu, her basamakta girdinin maksimum havuzlama katmanı ile işlenmesi ve çıktılarının karşılık gelen kodlama katmanlarına girdi olarak verilmesi şeklinde çalışır. Kod çözücü bölümün yan yolu kod çözücü bölümün basamaklarının her birinin çıktısını alarak yukarı örnekleme işlemini yapar ve sonuçta son kod çözücü katman ve son yan yol katman çıktısı bir araya getirilip 1x1 evrişim katmanı tarafından işlenir. Mimari eğitiminde optimizasyon işlemi için Adam algoritması, 0.001 öğrenme oranında başlatılarak kullanılmış. DropOut (0.3 olasılık ile) ve yığın

normalizasyon aşırı uyumu azaltmak için her blokta uygulanmış. Sonuncu hariç tüm katmanlar için, her evrişim katından sonra bir ReLU aktivasyonu uygulanmış. Son katman için, bir SoftMax aktivasyonu uygulanmış. Bölütleme performansı, Dice katsayısı kullanılarak değerlendirilmiş. Her beyin bölümü için elde ettikleri sonuçların ortalaması % 80 düzeyine gelebilmiştir [22].

U-Net mimarisinin geliştirilmesine yönelik ImageNet veri kümesi ile önceden eğitilmiş VGG-11 mimarisinin U-Net ile birlikte işleyişi üzerine kurulmuş TernausNet [23] çalışmasında transfer öğrenmenin U-Net'i güçlendirici etkisi [24] çalışmasında da U-Net mimarisinin daha iyi bir performansa ulaşmasıyla kanıtlanmıştır.

Tablo 1.1 U-Net mimarisi temelinde retinal damar bölütleme çalışmaları

Araştırma	[13]	[14]	[15]	[16]	[17]	[18]
Veri kümesi	DRIVE, PH2	DRIVE	DRIVE	DRIVE	STARE, DRIVE	INSPIRE, DRIVE
Kullanılan görüntü/boyut	Renkli, yamasız / 256x320	Yama / 32x32	Yama / 64x64	Yama / 48x48	Yama / 64x64	Yamasız / 576x576
Filtre boyutu	3x3	3x3	3x3	3x3	3x3	3x3
Aşağı ve yukarı örnekleme pencere boyutu	2x2	2x2	2x2	2x2	2x2	2x2
Önişlem		Gri seviye, CLAHE, gama ayarlama	Yeşil kanal	Yeşil kanal, CLAHE, Gauss uyumlu filtre	Gri seviye, CLAHE	Histogram eşitleme
Veri artırma	Yatay, dikey yansıtma, döndürme vb.		Elastik deformasyon		Yatay yansıtma, kaydırma vb.	Elastik deformasyon
Özellik haritası miktar aralığı	[32-512]	[32-128]	[32-192]	[32-192]	[64-1024]	[64-1024]
Aktivasyon fonksiyonu		ReLU	ReLU	ReLU	ReLU	ReLU
Son katman piksel değerlendirme fonksiyonu	Sigmoid	SoftMax	SoftMax	SoftMax	Sigmoid	SoftMax
Optimizasyon		Olasılıksal Dereceli Azalma (Stochastic Gradient Descent-SGD)	Olasılıksal Dereceli Azalma (Stochastic Gradient Descent-SGD)	Olasılıksal Dereceli Azalma (Stochastic Gradient Descent-SGD)		
İterasyon miktarı		150		100		
Değerlendirme metrikleri	Jaccard, Dice	AUC - ROC karşılaştırma	Doğruluk, duyarlılık, özgüllük ve AUC	Doğruluk, duyarlılık, özgüllük ,kesinlik ve AUC	Doğruluk ve duyarlılık	Doğruluk, duyarlılık ve özgüllük

1.2 Tezin Amacı

Yapay zeka, akıllı makineler yapmanın bilimi ve mühendisliği olarak tanımlanabilir. Yapay zeka alt alanı olan makine öğrenimi, bilgisayarların deneyimlerle görevlerini iyileştirmesine veya diğer bir ifadeyle önceden belirlenmiş kurallar olmadan görevin sonuçlarını tahmin edebilmesine izin verir. Makine öğrenme algoritmalarının bir sınıfı olan yapay sinir ağları, günümüzde en son şekliyle derin öğrenme olarak adlandırılmaktadır ve derin öğrenme, makine öğreniminin en hızlı büyüyen bileşenidir.

Bir derin öğrenme modeli olan evrişimsel sinir ağı birçok uygulamada verimli sonuçlar elde etmesi ile kendini göstermektedir; bu uygulamalardan ikisi sınıflandırma ve bölütlemedir.

Diyabetten kaynaklanan kronik olarak yüksek kan şekeri, retinadaki kan damarlarının geçirgenliğinde oluşturduğu hasarla ilişkilidir ve tüm dünyada çalışma çağı yaş grubunda görülen önlenebilir ve / veya tedavi edilebilir en önemli körlük nedeni olan diyabetik retinopatiye yol açar. Diyabetli hastalarda retinopati tespit etmek için rutin göz muayenelerinin yapılması gerekir. Hastalığın erken teşhisi tedaviye yanıt vermesi açısından çalışma çağındaki bu popülasyon için önem oluşturmaktadır. Göz hastalığının taranmasında ve teşhisinde gelecekte derin öğrenme çözümleri önemli bir rol oynayacaktır. Derin öğrenme çözümlerinin teşhise dahil edilmesiyle hem klinisyenlerin yoğun çalışma dönemlerinin hafifletilmesine katkı sağlanmış hem de uzman klinisyenlerin olmadığı bölgelerde teşhise destek oluşturulması ve dolayısıyla hastalığa erken müdahale sağlanmış olacaktır.

Bu çerçevede çalışmanın birinci aşamasında, diyabetik retinopati belirteçleri olan görüntülerde diyabetik retinopati belirtisi gösteren göz fundus görüntülerini normal görüntülerden ayırt ederek sınıflandırılmasını sağlayan bir evrişimsel sinir ağı yapısının oluşturulması ve sınıflandırma başarımlarının değerlendirilmesi, ikinci aşamasında aynı görüntülerde hastalık belirtisi göstermeyen normal, hastalık belirtisi gösteren hafif, orta/şiddetli ve proliferatif diyabetik retinopati derecelerine sahip 4 sınıflı diyabetik retinopatinin evrişimsel sinir ağı ile sınıflandırılmasının yapılması, transfer öğrenme işleminin bu

sınıflandırma üzerindeki etkisinin gözlenmesi ve elde edilen sınıflandırma başarımlarının ve test sonuçlarının incelenmesi hedeflenmektedir.

Göz, insan damar sistemindeki bozukluklara karşı oldukça hassas bir organdır. Retina damarındaki defektler diyabetik retinopatinin de içinde bulunduğu kardiyovasküler veya oftalmolojik çok sayıda hastalıkla ilişkilidir. Bu nedenle, retina damarı bölütleme, bu sorunları doğru şekilde teşhis etmek, tedavi etmek ve izlemek için çok önemlidir. Manuel bölütleme zaman alıcı olsa da deneyimli uzmanlar tarafından oluşturulan bu işlemin güvenilirliği nedeniyle uygulanmaya devam etmektedir. Bununla birlikte manuel bölütleme zamanla yerini otomatik bölütlemeye bırakmaktadır ve oftalmoloğun çeşitli retina patolojilerini saptama ve teşhis etmesine daha hızlı yardımcı olmaktadır. Çalışmanın üçüncü aşamasında bölütleme ile ilgili yapılan çalışmalarında verimliliğinin yüksek olduğu kanıtlanmış bir model olan evrişimsel sinir ağı temelinde kurulmuş U-Net mimarisi incelenmiştir. Bu aşamada kullanılan retinal görüntü veri kümesi ile U-Net mimarisi ve bu mimariye dayalı oluşturulmuş mimariler ile retinal damarların bölütlenme performanslarının incelenmesi hedeflenmektedir.

1.3 Hipotez

Tez çalışması kapsamında sınıflandırma için evrişimsel sinir ağı temelinde kurulmuş mimariler karşılaştırmalı olarak incelenmiştir, bölütleme için U-Net mimarisinde yeni bir yaklaşım önerilerek U-Net mimarisine dayalı oluşturulmuş mimariler karşılaştırmalı olarak incelenmiştir.

Tez çalışmasının bölütleme alanını yönlendiren temel hipotez şu şekilde verilebilir: “Kodlayıcı bölüm ve kod çözücü bölüm arasındaki atlama bağlantılarının özellik haritalarıyla yoğunlaştırılması bölütleme verimliliğini yükseltir”.

2
Diyabetik Retinopati

Diyabet, insülin eksikliği, insülin direnci veya her ikisinin bir arada olması sonucu kanda glikoz seviyesinin yükselmesine bağlı olarak gelişen ve kronik veya akut komplikasyonlara neden olabilen sistemik bir hastalıktır [25].

Diyabet, dünyada yüksek oranda görülen bir hastalıktır. Kan şekeri yüksekliği (hiperglisemi) kontrol altına alınamazsa zaman içinde diyabet, kalp-damar hastalıkları, inme vb. gibi büyük damar sistemi komplikasyonları ve diyabetik retinopati (DR) vb. gibi kılcal damar komplikasyonları şeklinde bir dizi hastalığa yol açar.

Diyabetik retinopati, birçok ülkede genel popülasyonda görme kaybının önde gelen nedenidir. Ağır derecede DR olan hastaların yaşam kaliteleri bozulur, fiziksel, duygusal ve sosyal refahları azalır ve birçok sağlık hizmeti kaynağını kullanmak durumunda kalırlar [26].

[26]'da belirtildiğine göre, yaşam boyu DR gelişme riski, diyabetin "Tip II" durumuna sahip bir insanda % 50-60 iken "Tip I" durumuna sahip olanlar için bu oran % 90'a yükselmektedir.

"Tip I" veya "Tip II" diyabetli popülasyonlarda Wisconsin grubunun (WESDR) oftalmoloji alanında, uzun süreli yaptıkları epidemiyolojik çalışmalardan elde edilen verilere göre, diyabetli kişilerin % 75'inin tanıdan 10 yıl sonra DR geliştirdiği ve başlangıçta DR olanların yaklaşık üçte ikisinin DR'nin daha ağır evrelerini geliştirdiği bildirilmektedir [26].

Diyabetin gelişmiş sistemik yönetimi proliferatif DR'nin azalmasına neden olabilir, bunu destekleyen durum ise DR ile ilişkili görme kaybı insidansının, son 30 yılda en belirgin şekilde Amerika Birleşik Devletleri'nde azalmış olmasıdır. Yine, bu gözlemler, diyabetin gelişmiş sistemik yönetiminin, halkın bilinçlendirilmesi ve taramaya erişimin bir kombinasyonunu yansıtmaktadır. Bununla birlikte, dünya çapında genişleyen diyabet yaygınlığı bağlamında,

özellikle farkındalık, sistemik kontrol ve genel sağlık ve göz bakımı hizmetlerine erişimin daha sınırlı olduğu gelişmekte olan ülkelerde ise DR ile ilişkili körlüğün büyüklüğü de önem arz etmeye devam edecektir [26].

Gelişmekte olan ülkelerde diyabetli kişilerin hastalığa sahip olduğunun farkında olmaması, hastalığını bilen diyabet hastalarının çoğunun da hiçbir zaman göz muayenesi geçirmemiş olması taramadaki ciddiyeti de ön plana getirmektedir. DR'de erken tanı ve tedavi, görme kaybını ve körlüğü önleyebileceği için hayati öneme sahiptir. Özellikle çalışma yaşı popülasyonunu etkileyen bu hastalık için bir tarama programının yokluğunun oluşturacağı kaybın tarama için harcanacak maliyetle karşılaştırıldığında taramanın yapılmasının daha uygun olduğu söylenebilir [27].

2.1 Tarama Süreci Genel Gidişatı

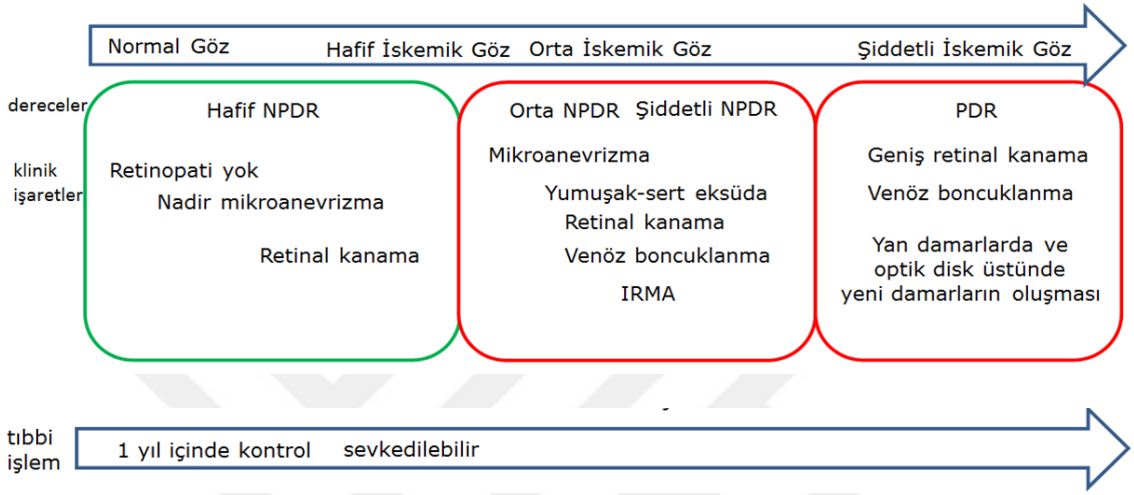
Birincil düzeyde, diyabet hastalarının toplumda erken tanımlanması ve teşhis edilen tüm diyabet vakalarının, diğer tanı ve tedavi seviyeleri (ikincil veya üçüncül düzey) için yönlendirilmesi. “Tip I” diyabet hastalarının diyabetin başlamasından 5 yıl sonra retinopati açısından yıllık olarak taranması önerilmektedir. “Tip II” diyabetli hastalarda, tanı konulduktan kısa bir süre sonra retinopati için ilk muayene yapılmalı ve retinopatinin ciddiyetine göre muayene yıllık veya daha erken tekrarlanmalıdır [27].

İkincil düzey, retina muayenesi için yeterli ekipmanın bulunmasını ve sevk gerektiren DR vakalarının tanımlanmasında bulguların yorumlanması aşamasında eğitimli oftalmologların bulunmasını içerir. DR için daha fazla tedavi gerektiren bu hastalar, üçüncü seviye retina ünitesine yönlendirilir [27].

Üçüncül düzeyde, DR'nin tanı ve etkin tedavisi için kullanılacak fundus fotoğrafçılığı olanakları, floresein anjiyografisi ve lazerli fotokoagülasyon cihazları mevcut olan bir retina birimi bulunur. Birim ayrıca, DR vakalarının teşhisi ve sevk edilmesi için ikincil düzey hizmet sağlayıcılar için eğitim imkanı sağlar [27].

2.2 Diyabetik Retinopati Evrelerinin Gelişim ve İlerlemesi

Diyabetik retinopati, non-proliferatif (NPDR) ve proliferatif (PDR) olmak üzere iki sınıfta değerlendirilir. NPDR sınıfı, genel olarak retinopatinin ciddiyetine göre hafif, orta, ağır (şiddetli) olarak üç alt sınıfa ayrılır. NPDR döneminde oluşan lezyonlar retina içinde görülürken, PDR döneminde retinal lezyonların yanında vitröz içine doğru da ilerleme gerçekleşir. Şekil 2.1 bu sınıfların ilerleme aşamalarını tasvir etmektedir.



Şekil 2.1 NPDR ve PDR gelişim süreci [28]

Bu evrelerde retina içinde meydana gelen mikroanevrizma, pamuk yünü lekeleri vb. belirteçler Şekil 2.5'deki fundus fotoğraflarında sunulmaktadır.

2.2.1 Fundoskopik Muayenede Mikrovasküler Anormalliklerin Görünmediği Retina Hasarı

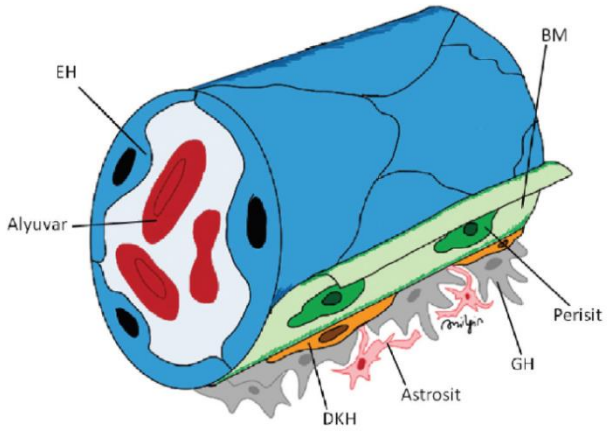
Yüksek kan glikozu ve ilgili metabolik yollar sinir harabiyetine, erken kılcal damar bozukluklarına, sinir hücrelerinin kan damarlarına bağlandığı ve kan akışını düzenlediği bölgelerde hücresel kayıp vb. gibi nedenlerle yapısal bozulmalara neden olabilir [26].

Retina normalde bazı sinir hücresi koruyucu faktörleri sentezler, ancak bu faktörler, diyabetik retinada, sinir hücresi harabiyeti oluşturan faktörlere karşı hücre koruma işlevini tehlikeye sokabilecek şekilde düzenlenir. Bu düzenlenme koruyucu faktörlerin normale göre azalması, artması ve birbirlerini etkilemeleri şeklinde erken kılcal damar bozukluğuyla (yani kan-retina bariyeri yıkımı) sonuçlanır. Bu erken aşamada hücre harabiyetini engelleyici faktörlerin varlığını yitirmemesi de oluşan düzensizliği telafi edebilir. Bununla birlikte, hücre

harabiyetini engelleyici faktörler proliferatif diyabetik retinopati gibi aşamalara gelindiğinde retinada yeni ve kırılgan damarların oluşmasını da destekleyebilir [26].

2.2.2 Hafif-Orta NPDR

Retinal damar yapısının gösterimi Şekil 2.2'de sunulmaktadır.



Şekil 2.2 Retinal damar yapısının gösterimi[1] [29]

Retinada ilk damarsal (vasküler) değişiklikler, bazal membranın kalınlaşması ayrıca endotel hücreleri arasındaki sıkı bağlantının bozulmasına ve bazal membranla ilişkili perisit hücre kaybına yol açan endotel hasarıdır. Perisit kaybının sonuçları vasküler perdelemede düzensizlik ve perisitler tarafından üretilen bir faktörün eksikliği nedeniyle endotel hücrelerinin büyümesi ve çoğalmasıdır. Bu değişiklikler, proliferatif olmayan DR'nin erken dönemlerinde görülen en erken saptanan klinik anormalliklerden ikisi olan mikroanevrizmaların (bir kan damarının yanında küçük bir şişliktir) ve noktasal retina içi kanamaların gelişiminin temelini oluşturur. Bazal membranın kalınlaşması ve sıkı bağlantı noktalarının bozulması, retinal kılcal damarların sızıntısında belirleyici faktörlerdir. Kalınlaştırılmış olmasına rağmen, bazal membran işlevsizdir ve damar içi içeriğin (proteinler, lipitler, enflamatuar aracılar ve diğer plazma bileşenlerinin) hücre dışı ve hücreler arası boşluğa geçişine izin verir. Bu vb. sebeplerle ortaya çıkan vasküler geçirgenliğin artışı ile plazma bileşenlerinin sızıntısını temsil eden ve esas olarak lipitler ve

[1] Endotel hücreleri ve perisitlerin bazal membranı ortaktır (şekilde katlanmış olarak resmedilmiştir) ve perisitler bazal membran içinde dağınık olarak yerleşirler, BM: Bazal Membran, DKH: Düz Kas Hücresi, EH: Endotel Hücresi, GH: Glial Hücre.

proteinlerden oluşan sert atıklar (hard exudates) ortaya çıkar, retina dış tabakasında kümeler halinde sarımsı beyaz tortu olarak görünür. Diyabetik maküler ödem, makula bölgesindeki bu sızıntının bir sonucudur. Kan-retina bariyerinin bozulması ve maküler bölgede vasküler sızıntı, hafif ile ağır formlarda diyabetik maküler ödem ilerlemesine neden olur [26].

Klinik olarak hafif, proliferatif olmayan DR, kılcal damar mikroanevrizmaları ve birkaç intraretinal nokta ve leke kanaması ile tanımlanır. Bu lezyonlar “Tip I” diyabetin başlamasından yıllar sonra ortaya çıkabilir ancak “Tip II” diyabette tanı anında sıklıkla görülür. Hastalık orta ve şiddetli proliferatif olmayan DR evrelerine ilerlerken, lezyon yoğunluğu artar [26].

2.2.3 Ağır NPDR

Proliferatif olmayan DR'nin ileri aşamalarında şiddetli endotel hasarı meydana gelir ve endotel tarafından sentezlenen bazı faktörlerin etkisiyle damar kasılması (büzülmesi) nın damar gevşemesine göre net bir baskınlığı (üstünlüğü) vardır. Hastalık ilerledikçe, endotel hücre kaybı genelleşmiş bir olgu haline gelir ve kılcal damarlar, büyük ölçüde içinde pıhtı olan kalınlaşmış bazal membran tüpleri haline gelir. Bu iki yol (damar kasılması ve kılcal tıkanma) daha da kötüleşen kan akışındaki azalmada çok önemlidir ve proliferatif DR ile sonuçlanır. Ağır NPDR'li bir gözün fundoskopik muayenesinde temel klinik bulgu pamuk yünü lekelerinin varlığıdır. Bu lezyonlar, retinal iskemi veya enfarktüs alanlarını gösteren aksoplazmik akıştaki durağanlığın belirtileridir. Ayrıca retina damarları arasında anormal bağlantılar geliştirilebilir ve bu durum intraretinal mikrovasküler anormallikler (IRMA) olarak adlandırılır. Venöz boncuklanma olarak ifade edilen ven boyunca daralmalar ve genişlemeler şeklinde kendini gösteren durum da oluşur [26].

2.2.4 Proliferatif DR

DR'nin son aşaması proliferatif DR ve sonraki komplikasyonlarıdır. Hastalığın meydana gelişinde temel faktör, dokudaki oksijen azlığının şiddetlenmesidir, bu, proliferatif DR'nin özelliği olan yeni damarların oluşumu durumunu destekleyen ve desteklemeyen faktörler arasında bir dengesizliğe yol açar. Yeni damar oluşumu için öncelikle bazal membran parçalanır devamında bu parçalar ve

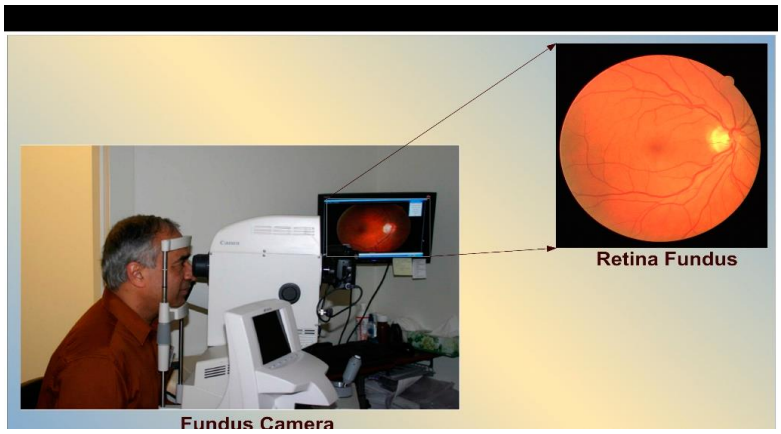
oksijen azlığıyla uyarılan damar yapıcı faktörler endotel hücrelerinin göç ve replikasyonuna yol açar ve nihayet yeni damarlar ortaya çıkar. Bu yeni damarlar, mimari zayıflık nedeniyle kırılgandır, kanamaya eğilimlidir ve sonunda vitröz gövdeye doğru büyüme eğilimindedir. Bu oluşumlar kasılabilir ve ciddi görme kaybına eşlik eden ileri DR ve traksiyonel retina dekolmanlarına (retina çekilmesi) yol açabilir. Retina dekolmanı ve vitröz kanaması DR'nin ileri evresini oluşturur ve görmeyi tehdit edici durumlardır [26].

Proliferatif DR'ye ilerleme riski retinopati derecesiyle orantılıdır; proliferatif olmayan hafif DR'nin % 5'i, orta DR'nin %20'si ve ağır DR'nin %50'si proliferatif DR'ye 1 yıl içinde ilerler. Diyabetik maküler ödem ayrıca hafif, orta ve ağır olarak sınıflandırılır ve hafif, proliferatif olmayan DR'de bile oluşabilir [26].

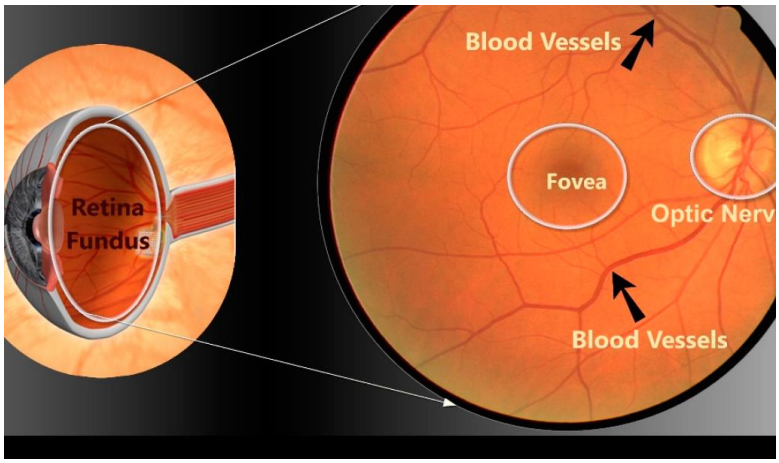
2.3 Retinal Fundus Görüntüleme

Günümüzde diyabetik retinopati tanı ve takibinde, Oftalmoskopi, Fundus Floresein Anjiografisi, Optik Koherens Tomografi, Retina Kalınlık Analizörü, Fundus-Retina Fotoğraflama gibi yöntemler kullanılmaktadır.

Retina fotoğrafçılığı tipik olarak, Şekil 2.3'de gösterildiği gibi fundus kamera adı verilen optik bir cihaz aracılığıyla gerçekleştirilir. Fundus kamera, retinanın aydınlatıldığı ve ek bir kamera aracılığıyla görüntülendiği retinal fundus görüntülemesinde uzmanlaşmış düşük güçlü bir mikroskop olarak görülebilir. Özellikle fundus kamera, makula, optik disk, retina gibi insan gözünün iç yüzeyine ait görüntüleri yakalamak için tasarlanmıştır [30].



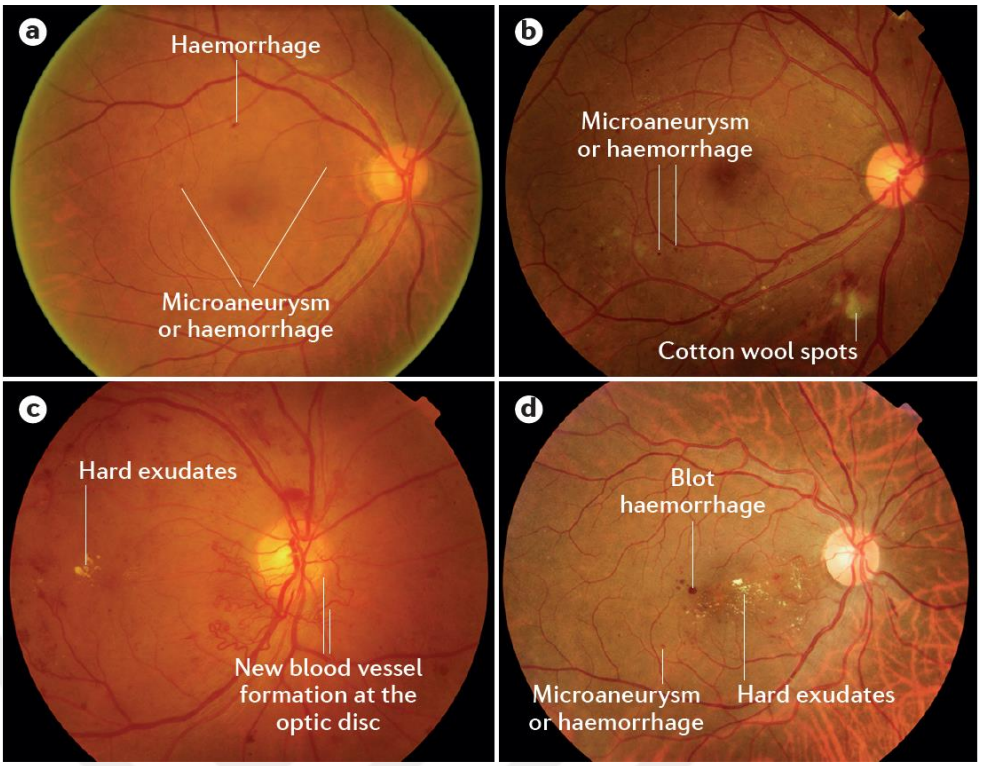
Şekil 2.3 Retinal fundus kamera [30]



Şekil 2.4 Fundus kamera sayesinde görülen retina fundusu [30]

Şekil 2.4'de gösterildiği gibi, insan gözünün fundusu göz yuvarlağının iç kısmının arkasıdır. Optik sinir, retina merkezinde yer almaktadır. Optik diskin yakınında bulunan ve oftalmologlar tarafından makula bölgesi olarak bilinen bir alanın merkezinde yer alan, kan damarı içermeyen ve boyutları nokta kadar küçük (mikron ölçeğinde) olan bir fovea bölgesi bulunur. Retinanın ana kan damarları, optik sinir bölgesinin merkezinden yayılır ve ardından bu fovea bölgesi hariç tüm alana dallanır. Genel olarak fotoğrafik süreçte söz konusu bu yapıların yansıttığı ışığı tutmayı içerir [30].

Diyabetik retinopatinin hafif, orta, şiddetli ve proliferatif aşamalarına ait klinik belirteçler de yine bu fotoğraflama tekniği ile görülebilir (Şekil 2.5). Örnek olarak Şekil 2.5'de mikroanevrizma, pamuk yünü lekeleri, sert eksüda ve yeni kan damarlarının gösterildiği diyabetik retinopati aşamalarına ait bazı belirteçler sunulmaktadır.



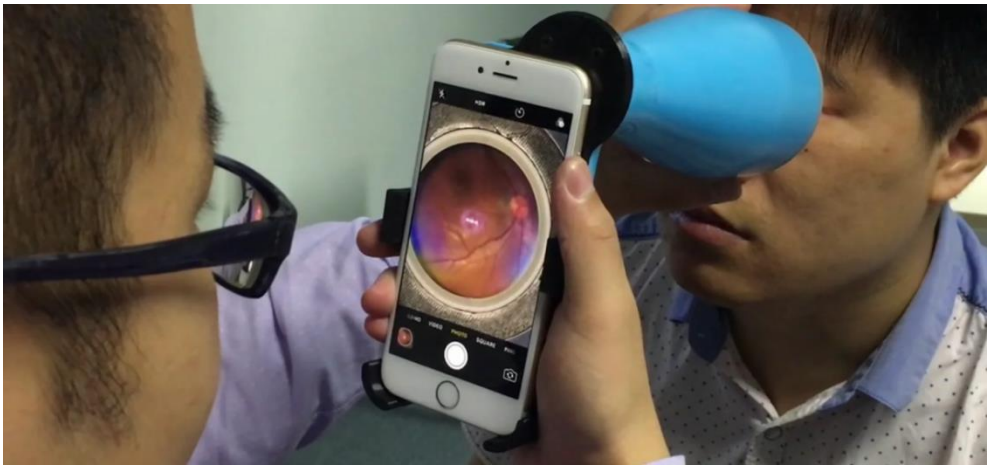
Şekil 2.5 Fundoskopik incelemede diyabetik retinopatinin klinik bulguları[1] [26]

Fundus fotoğraflama ve diğer tanı yöntemleri yanında son zamanlarda akıllı telefonların deneysel kapsamda kullanımı belirtilmektedir. Sağlık hizmetlerine erişimin zor olduğu kırsal bölgelerde retina taraması için kolay taşınabilir olması, düşük maliyeti, retinayı kolayca yakalayabilme ve görüntüleri diğer uzmanlarla gerçek zamanlı istişare için iletebilme gibi avantajları akıllı telefonların bu alandaki kullanımına yönelik ilgiyi oluşturmaktadır (Şekil 2.6). Böylece fundoskopik görüntüleme, yatalak hastalar ve prematüre bebekler gibi zorlu incelemelerde dahi kolay uygulanabilir ve tüm bireyler için hastalıkların zamanında tespit edilmesi mümkün hale gelir [31].

Akıllı telefonla elde edilen retinal görüntüler şu anda geleneksel kameralarla çekilenler kadar keskin olmasa da yorumlanacak tatminkar çözünürlüktedirler. Bu teknolojiyi günlük uygulamaya dahil etmek ve uzak alanlarda ana tarama cihazı olarak kullanmak için ek doğrulama çalışmaları gerekmektedir. Hükümetlerin veri güvenliği, altyapı geliştirme, net hedeflerin kurulması, yeterli

[1] a) Mikroanevrizmalar ve kanama ile birlikte hafif NPDR, b) Mikroanevrizmalar, kanama ve pamuk yünü lekeleri olan orta NPDR, c) Proliferatif DR, optik diskte yeni kan damarlarını gösterir, d) Fovea merkezinde sert eksüdaları gösteren diyabetik maküler ödem.

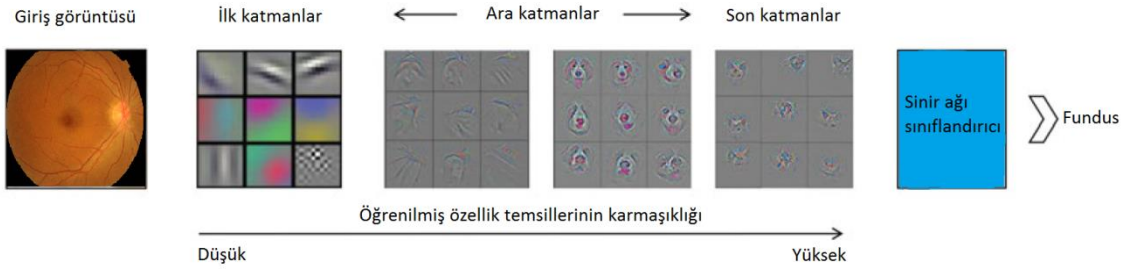
kalite kontrol önlemleri ve bakım desteği için düzenleyici önlemler almalarına ihtiyaç duyulması uygulamaya geçmesi yönündeki zorluklardır [31].



Şekil 2.6 Akıllı telefon ile fundus görüntüsünün alınması [32]

3
Evrişimsel Sinir Ağı

Evrişimsel sinir ağı hem denetimli hem de denetimsiz öğrenme paradigmaları için kullanışlı bir model sınıfıdır. Denetlenen öğrenme mekanizması, sisteme girdi verilirken, istenen çıktıların da (gerçek etiketler) bilindiği ve modelin ikisi arasındaki ilişkiyi öğrendiği sistemdir. Denetimsiz öğrenme mekanizmasında, belirli girdi dizisi için gerçek etiketler bilinmemektedir ve model, veri örneklerinin altta yatan dağılımını tahmin etmeyi amaçlamaktadır. Denetimli bir öğrenme görevi için görüntü sınıflandırmasına ait genel bir gösterim örneği Şekil 3.1'de sunulmaktadır [33].



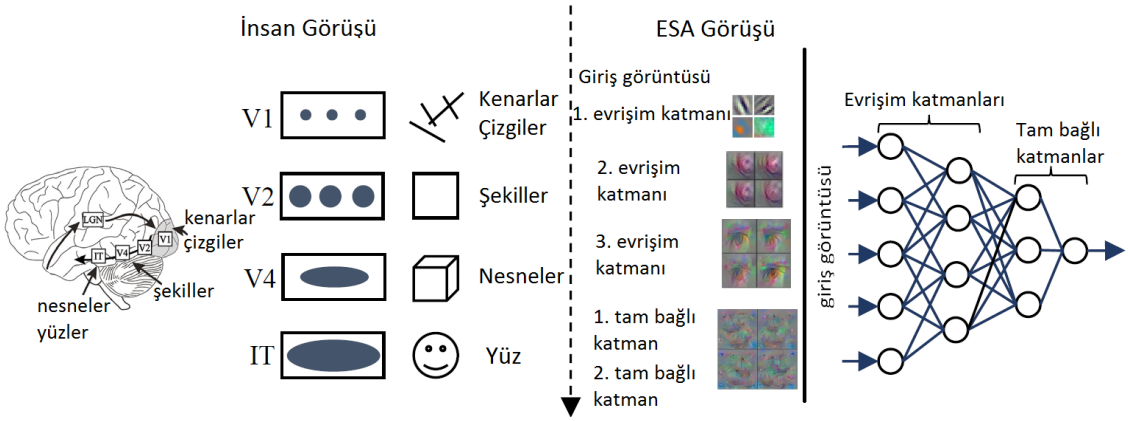
Şekil 3.1 ESA ile görüntü sınıflandırılmasına ait genel bir gösterim[1] [33]

ESA, basitten daha karmaşık olan özelliklere kadar bir dizi soyut özellik gösterimi tespit ederek verilen bir görüntüyü ilgili kategorisine eşleştirmeyi öğrenir. Bu ayırt edici özellikler daha sonra gelen bir girdi görüntüsünün doğru kategorisini tahmin etmek için kullanılır [33]. ESA, insan görsel korteksinin hiyerarşik organizasyonundan esinlenilerek yapılandırılmıştır. Şekil 3.2, insan görsel korteks sisteminin görsel bilgiyi nasıl işlediğini ve ESA'ların özellikleri nasıl elde ettiğini göstermektedir. Sol kısımda (Şekil 3.2) gösterildiği gibi, insan görsel sistemi, nesne özelliklerini birden fazla görsel nöron alanı aracılığıyla ileri beslemeli ve hiyerarşik bir yaklaşımla işler. İnsanların bir yüzü tanıma esnasında, alt görme nöron alanında (V1) küçük alıcı alanlara sahip görsel nöronlar,

[1] Bir ESA, ilk katmanlardaki düşük seviyeli özellikleri öğrenir, ardından bir sınıflandırma görevi için kullanılan daha karmaşık orta ve yüksek seviyeli özellik gösterimlerini takip eder.

kenarlar ve çizgiler gibi temel görsel özelliklere duyarlıdır. Daha yüksek görsel nöron bölgelerinde (V2 ve V4), görsel nöronlar daha büyük alıcı alanlara sahiptir ve şekiller ve nesneler gibi karmaşık özelliklere duyarlıdır. IT görsel nöron alanında, görsel nöronlar en geniş ve en kapsamlı alıcı alanlara sahiptir, bu yüzden tüm yüze duyarlıdırlar [34].

ESA için, araştırmacılar, Şekil 3.2'nin sağ tarafında gösterildiği gibi benzer bir özellik temsilini oluşturmuşlardır. Tipik olarak, ESA'da özelliklerin elde edilişi, ilk evrişim katmanında kenarlar ve renkli bloklar gibi küçük özelliklerle başlar. Daha sonra özellik çıkarımı, genel şekillere ve daha derin katmanlara sahip kısmi nesnelere doğru ilerler ve tam bağlı katmanda son bir sınıflandırma ile sona erer [34].



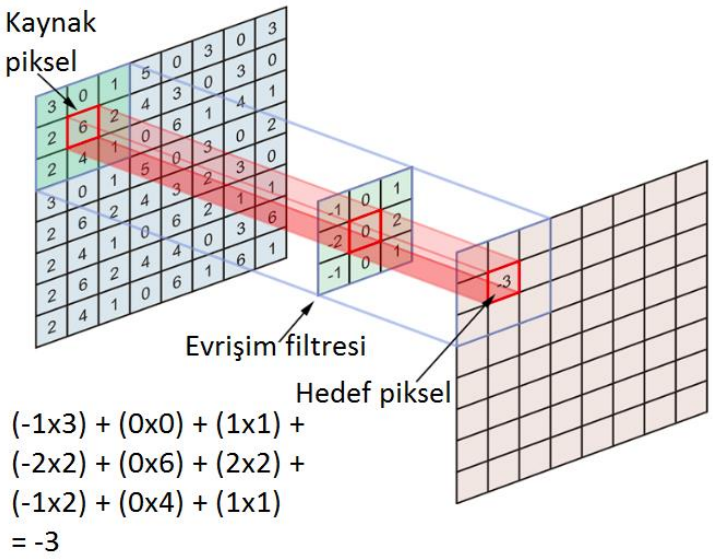
Şekil 3.2 İnsan görüşü ve ESA genel yapısı [34]

3.1 Evrişimsel Sinir Ağı Katmanları

3.1.1 Evrişim Katmanı

ESA'nın en önemli bileşeni evrişim katmanıdır. Bu katman bir çıkış özellik haritası (aktivasyon haritası) oluşturmak için verilen bir girdiyle birlikte evrişim işleminin gerçekleştiği bir dizi filtreyi (çekirdek) içerir. ESA eğitimi sırasında her bir filtrenin ağırlıkları öğrenilir. Bu öğrenme prosedürü, eğitim başlangıcında filtre ağırlıklarının rastgele bir şekilde başlatılmasını içerir daha sonra, verilen filtre ağırlıkları, öğrenme prosedürü sırasında bir dizi farklı yineleme ile ayarlanır [33]. Böylece ağ, özelliklerin belirlenmesi için, verinin hangi bölgelerinin önem taşıdığını belirler.

Her bir filtreye özgü özellikler belirlenerek özellik (aktivasyon) haritaları oluşturulur. Tek kanallı bir görüntüdeki 1 pikselin değerinin belirlenmesinde uygulanan evrişim işlemi Şekil 3.3'de sunulmaktadır. Giriş görüntüsü üzerinde 3x3'lük bir filtre belirli adım miktarı kadar ilerleyerek evrişim işlemi gerçekleşir. Filtrenin ilerleme işlemi matris sınırına gelindiğinde bir basamak aşağı geçilerek devam ettirilir. Bu işlem görüntü boyutları çerçevesinde tüm sonuç piksel değerleri elde edilene kadar yapılır. Filtre matrisinin boyutları dahilinde filtre, görüntünün karşılık gelen her bir değeri ile çarpılıp sonuç çarpımların toplamı hedef piksel değerini verir. Görüntü renkli olduğunda ise kırmızı, yeşil ve mavi olmak üzere her üç kanal üzerinde bu işlem yapıldıktan sonra üç kanala ait evrişim işlemi sonuç değerlerinin toplamı özellik haritasının hedef piksel değerini oluşturur.



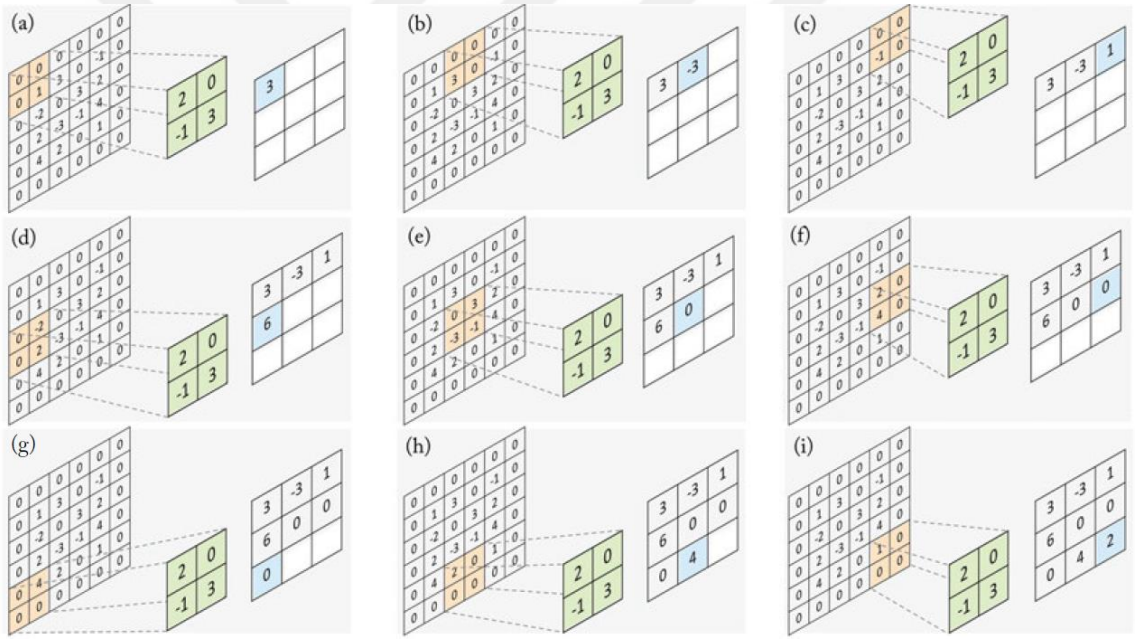
Şekil 3.3 8x8x1 boyutta bir giriş görüntüsüne 3x3'lük filtrenin uygulandığı evrişim işlemi [35]

Bu şekilde küçük bölgelerin evrişimi ile, her filtre, giriş görüntüsünün tamamı boyunca çoğaltılır. Sonuçta çoklu özellik haritası (veya aktivasyon haritası) $a_{i,l}$ üretilir. Aktivasyon haritası elde edilmiş özellikleri gösterir ve sonraki evrişim işlemi için giriş olarak işlev görür. Matematiksel olarak, katman l'deki filtre i için, bu süreç (3.1) ile ifade edilebilir [34]:

$$a_{i,l+1} = F(\sum w_{i,l} a_{i,l} + b_{i,l}) \tag{3.1}$$

w; b, sırasıyla ağırlık ve bias parametrelerini temsil eder.

Piksel seviyesinde daha yoğun tahminler gerektiren görüntü bölütleme gibi uygulamalarda, uzamsal boyutların sabit (veya daha büyük) tutulması gerekebilir. Böylece, her evrişim katmanından sonra çıktı özellik haritası boyutlarının hızlı bir şekilde çökmesi (sınır bilgisinin aşınması) önlenerek daha derin ağlar (yani daha fazla ağırlık katmanları ile) tasarlanması sağlanabilir. Dolayısıyla, daha iyi performans ve daha yüksek çözünürlüklü çıktı etiketlemesi elde edilebilir. Giriş özellik haritasının çevresine sıfır dolgu (zero-padding) uygulayarak bu verimlilik başarılabilir. Şekil 3.4'de gösterildiği gibi, yatay ve dikey boyutları sıfır ile çevrelemek, çıkış boyutlarının artırılmasını ve dolayısıyla mimari tasarımda daha fazla esneklik sağlar. Temel fikir, girdi özellik haritasının boyutunu, istenen özelliklere sahip bir çıktı özellik haritasının elde edileceği şekilde artırmaktır [33].



Şekil 3.4 Görüntü matris çevresine 1 birim sıfır ekleme ve adım miktarı 2 olan bir evrişim işlemi gösterilmektedir[1] [33]

p, her bir boyut boyunca girilen özellik haritasındaki artışı belirtirse (sıfır ile çevreleyerek), fxf boyutunda bir filtre, yükseklik x genişlik boyutunda bir giriş özellik haritası ve adım uzunluğu s için düzenlenmiş çıkış özellik haritası boyutları (3.2)'e göre belirlenmektedir [33].

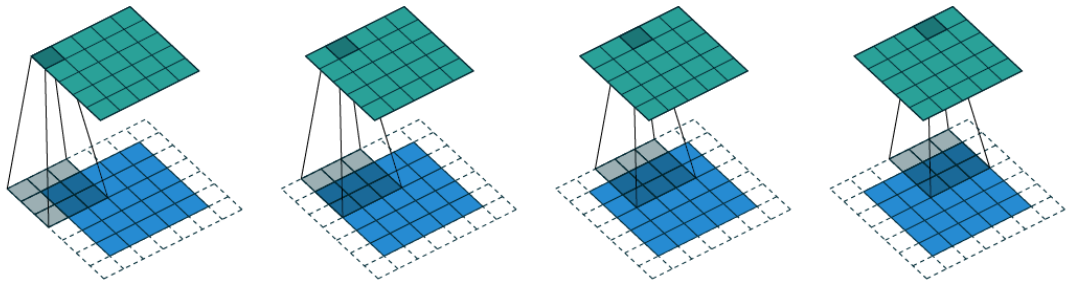
[1] (a) - (i) Çıkış özellik haritasının karşılık gelen değerini hesaplamak için filtrenin her adımda ilerlemesiyle yapılan hesaplamaları gösterir. 2x2 filtre (yeşil renkle gösterilmiştir), 6 x 6 giriş özellikli bir haritada (sıfır çevreleme dahil) evrişim işlemini aynı boyuttaki bölgeyle (turuncu renkte gösterilir) oluşturmakta (mavi renkle gösterilir).

$$yükseklik' = \frac{yükseklik - f + s + p}{s} \text{ , } genişlik' = \frac{genişlik - f + s + p}{s} \quad (3.2)$$

Görüntünün sıfır ile çevrelenmesi işlemi genel olarak üç şekilde ifade edilebilir [33]:

1) Geçerli (valid) evrişim, sıfır ile çevrelemenin yapılmadığı en basit durumdur. Filtre, giriş özellik haritasında her zaman "geçerli" konumu ile (yani sıfır dolgulu değerler yok) kalır ve çıktı boyutu, yükseklik ve genişlik boyunca azaltılır.

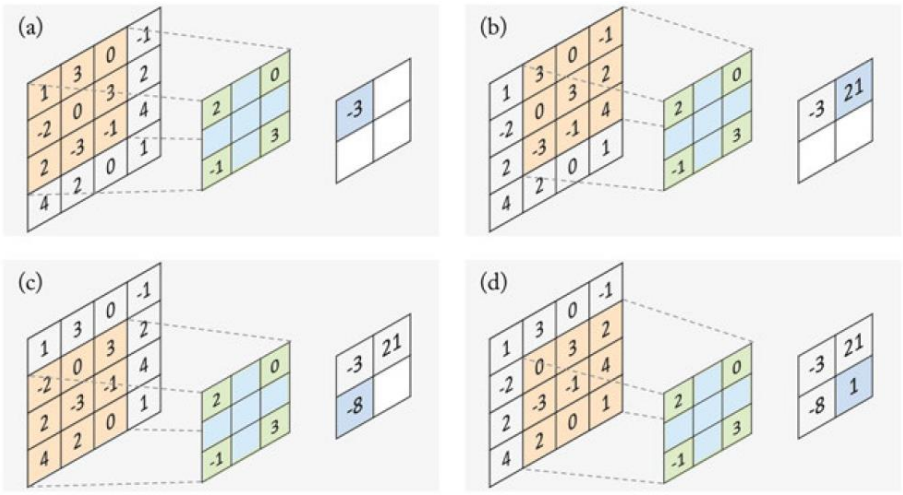
2) Aynı (same) evrişim, çıkış ve giriş özellik haritalarının eşit ("aynı") boyutta olmasını sağlar. Bunu başarmak için girişler uygun şekilde (p=f/2) sıfır ile çevrelenir. Örneğin, 5x5 giriş görüntüsü, 3x3 f (filtre) ile s (adım)=1 için oluşan sonuç matris, girdi matrisi ile aynıdır (Şekil 3.5).



Şekil 3.5 Sıfır ile matrisin çevrelenmesi işleminde "aynı evrişim" türünü tasvir eden görsel (girdi=5x5, filtre=3x3, s=1) [36]

3) Tam Evrişim, evrişimden önce giriş özellik haritalarına mümkün olan maksimum çevreleme uygulanır.

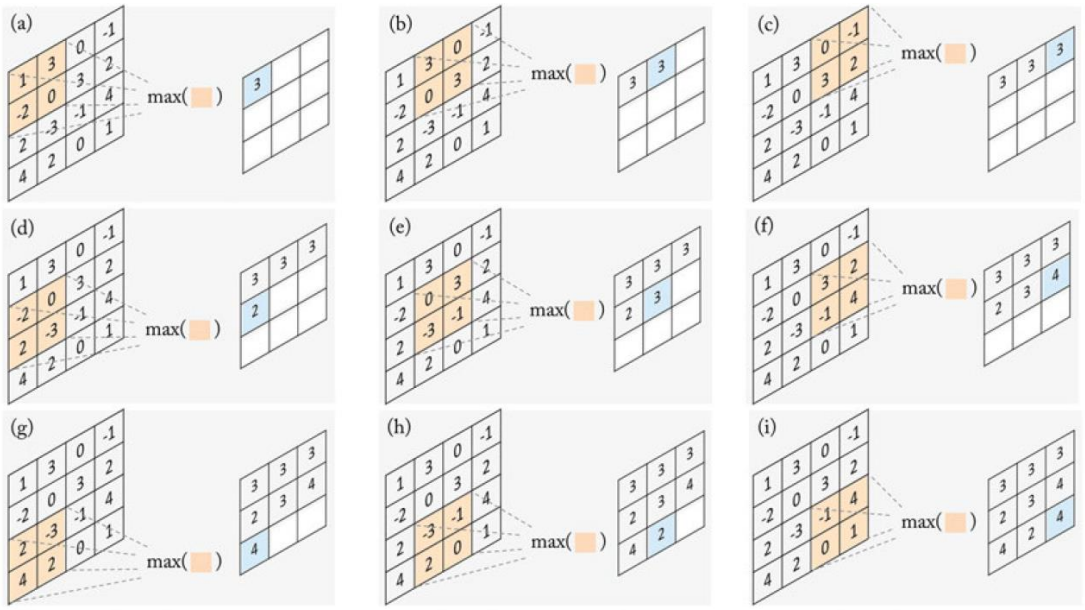
Alıcı Alan: Her evrişim aşamasında bir filtrenin değiştirebileceği bir bölgenin uzamsal boyutunu tanımlayan filtrenin büyüklüğü (yüksekliği ve genişliği), filtrenin alıcı alanı olarak adlandırılır. Piksel şeklinde yoğun tahminler gerektiren bölütleme ve etiketleme gibi uygulamalarda, aranılan bir özellik, daha büyük alıcı alanlar kullanarak evrişim katmanındaki daha geniş bağlamsal bilgiyi toplamaktır. Bu, evrişim gerçekleştirirken filtre ağırlıkları arasındaki boşluğa karar veren yeni bir genişleme parametresinin (d) tanıtılmasıyla sağlanır. Şekil 3.6'da gösterildiği gibi, d faktörü ile filtre genişletme, orijinal filtrenin her bir eleman arasındaki d - 1 boşlukla genişletildiği ve ara boş konumların sıfırlarla dolduğu anlamına gelir [33].



Şekil 3.6 Filtre genişletme faktörünün d = 2 olduğu evrişim işlemi [33]

3.1.2 Havuzlama Katmanı

Evrişim işleminden sonra özellik haritalarına havuzlama işlemi uygulanması önerilir. Şekil 3.7'de gösterildiği gibi havuz filtreleri giriş özellik haritası ($a_{i,l}$) veri boyutunu azaltmak için aşağı örnekleme işlemini gerçekleştirir. Şekil 3.7, yaygın olarak benimsenen bir havuzlama metodu olan maksimum havuzlama işlemini göstermektedir. Giriş özellik haritasının 2 x 2'lik bölgesinin maksimum elemanını 1 adım ilerleyerek seçmek için 2x2'lik havuzlama penceresi uygulanarak maksimum havuzlama sonuç matrisi elde edilir. Bu süreç, özellik haritalarının uzamsal boyutunu azaltır ve elde edilen özellik bilgisini yoğunlaştırır. Bu nedenle havuzlama katmanı gereğinden fazla olan verinin azaltılması ve dolayısıyla veri işleme iş yükünün azaltılması açısından ESA'ya katkıda bulunur [34].



Şekil 3.7 Havuzlama bölgesi boyutu 2 x 2 ve adım 1 olduğunda, maksimum havuzlama katmanının çalışması[1] [33]

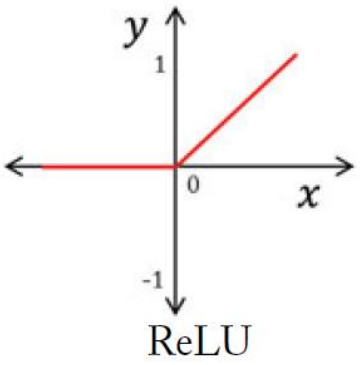
3.1.3 Aktivasyon Fonksiyonu

Bir ESA'daki (örneğin, evrişim ve tam bağlı katmanlar) ağırlık katmanlarını genellikle doğrusal olmayan bir aktivasyon fonksiyonu izler. Aktivasyon fonksiyonu, katmanlardan elde edilen değerlerin direkt olarak sonuç çıktı olmasını engellemek ve değerleri [0; 1] veya [-1; 1] gibi değer aralıklarına çekerek bir katmanın tüm çıktılarının işleme alınıp alınmayacağı yönünde karar veren bir anahtarlama veya seçim mekanizması olarak da anlaşılabilir [33].

ReLU (Şekil 3.8), hızlı hesaplanması nedeniyle özel bir pratik öneme sahip basit bir aktivasyon fonksiyonudur. Bir ReLU işlevi, girişi negatifse 0'a eşleştirir ve pozitifse değerini değiştirmez. ReLU (3.3)'deki gibi temsil edilebilir [33]:

$$f(x) = \max(0, a_i) \tag{3.3}$$

[1] (a) - (i) Giriş özellik haritasındaki (turuncu olarak gösterilen) havuzlanmış bölge, çıktı özellik haritasındaki (mavi olarak gösterilen) karşılık gelen değeri hesaplamak için her adımda gerçekleştirilen hesaplamaları gösterir.



Şekil 3.8 ReLU aktivasyon fonksiyonu grafiği [33]

3.1.4 Tam Bağlı Katman

Çok sayıda evrişim ve maksimum havuzlama katmanından sonra çıkarılan özelliklere dayalı kapsamlı bir özellik değerlendirmesi gerçekleştirilir. Tam bağlı katman, kendinden önceki katmanın tüm alanlarına bağlıdır. Bu katman, ESA'nın son aşamasında sınıflandırma katmanına bağlanmak için kullanılır ve sınıflandırma hedeflerinin sayısını ifade eden N-boyutlu olasılık vektörü üretilir. Örneğin, sayısal sınıflandırma görevinde, N, 0-9 arasındaki rakamlar için 10 olur [34].

Son sınıflandırma olasılığını üretmek için genellikle kullanılan fonksiyonlardan ikisi Sigmoid (3.4) veya SoftMax (3.5) fonksiyonlarıdır.

$$P_i = \frac{1}{1+e^{-a_i}} \tag{3.4}$$

$$P_i = \left(\frac{e^{a_i}}{\sum_{N=1}^{10} e^{a_n}}\right) \tag{3.5}$$

a_i, sınıflandırma katmanında i. nöronun çıktısı.

Ağın asıl etiketlerin bilindiği eğitim verileri üzerinde yaptığı tahminlerin kalitesini tahmin etmek için bir kayıp işlevi kullanılır. Kayıp fonksiyonu, modelin tahmini çıktısı (tahmin) ve doğru çıktı (gerçek referans) arasındaki farkı belirler [33].

Yukarıda bahsedilen hiyerarşik yapılandırılmış katmanları uygulayarak, ESA'lar, girdi görüntü katmanını orijinal piksel değerlerinden son olasılık vektörü P'ye dönüştürür, vektör içindeki en büyük P_i en çok tahmin edilen sınıfı gösterir [34].

3.2 Evrişimsel Sinir Ağı Algoritması

ESA'lar sadece derin hiyerarşik yapıdan değil aynı zamanda hassas öğrenme algoritmasından da yararlanırlar. Öğrenme algoritması, kayıp işlevi tarafından ölçülen ağ parametrelerini güncelleyerek, tahmin değerleri ile gerçek etiketler arasındaki eğitim hatasını en aza indirmeyi amaçlamaktadır. Eğitim hatası (maliyet işlevi) (3.6)'daki gibi ifade edilebilir [34]:

$$C(w,b) = \frac{1}{n}\sum_{n}^{i=1} L(w,b,x_i,y_i) \tag{3.6}$$

L(·), kayıp işlevini ifade eder ve $(x_1,y_1),\ldots(x_n,y_n)$, eğitim örneklerini ifade eder. Öğrenme sürecinde, genellikle bir karesel kayıp uygulanır, buna dayalı kayıp işlevi (3.7)'deki gibi ifade edilebilir [34]:

$$L(w,b,x_i,y_i) = (y_i - f(w,b,x_i))^2 \tag{3.7}$$

f (·), tüm ESA tarafından hesaplanan tahmini değerleri gösterir (3.8):

$$f(w,b,x) = F(\sum w_{i,l}\, F\big(w_{i,l-1}F\big(\ldots F\big(\sum w_{i,1}\, x_{i,0} + b_{i,0}\big)\ldots\big) + b_{i,l-1}\big) + b_{i,l}) \tag{3.8}$$

C (w, b) değerini en aza indirmek için, ESA'daki tüm katmanlar boyunca geriye doğru yayılım ile her ağırlık (w) ve bias (b) a göre bir kısmi türev ∂ C / ∂ (w, b) hesaplanır. Olasılıksal dereceli azalma metodu tüm parametre değerlerini yinelemeli olarak güncellemek için kullanılır. İterasyon j'den j + 1'e w için güncelleme prosedürü (3.9)'daki gibi ifade edilebilir [34]:

$$w_{j+1} = w_j - \eta \frac{\partial C(w;x,y)}{\partial w} \tag{3.9}$$

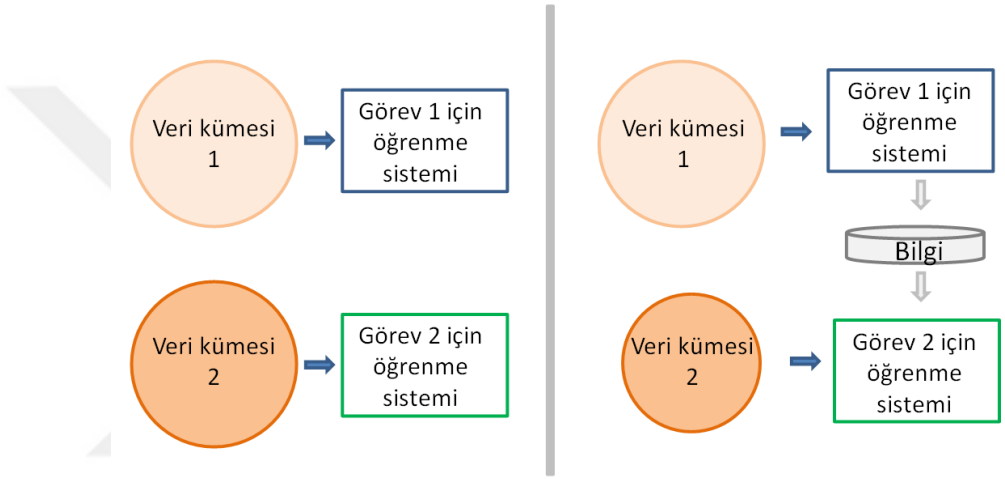
η, öğrenme oranı.

Öğrenme sürecinden önce, parametreler genellikle rastgele başlatılır. Öğrenme süreci ile evrişim filtreleri belirli özellikleri elde etmek için iyi yapılandırılmış olur. Aynı zamanda DropOut, yığın normalizasyon vb. gibi bazı düzenlileştirme ve optimizasyon teknikleri de uygulanarak iyi optimize edilmiş bir ESA kullanımı sağlanmaktadır [34].

3.3 Ağırlık Başlatma

Eğitimin başlangıcında tüm ağırlıklar sıfıra ayarlanmışsa, ağırlık güncellemeleri de aynı olacaktır (simetrik çıktılar nedeniyle) ve ağ öğrenimini faydalı bir şekilde yapamayacaktır. Sinir birimleri arasındaki bu simetriyi kırmak için, ağırlıklar eğitimin başlangıcında rastgele başlatılır. Bu konuya yönelik bir örnek teşkil etmesi açısından yazının devamında, ağ başlatma işlemlerinden biri olan transfer öğrenme yaklaşımı açıklanmaktadır.

3.3.1 Transfer Öğrenme



Şekil 3.9 Geleneksel öğrenme (sol) ve transfer öğrenme (sağ) yöntemlerinin genel tasviri[1] [37]

Çoğu derin öğrenme modeli belirli bir alan için ve hatta belirli bir görev için çok uzmanlaşmıştır. Bunlar son teknoloji modeller olsa da (gerçekten çok yüksek doğrulukta ve tüm testleri yenmesi ile), yalnızca çok özel veri kümeleri üzerinde çalışır ve üzerinde çalıştığı göreve benzeyen yeni bir görevde kullanıldığında performansında önemli bir kayba maruz kalabilir. Ayrıca, karmaşık problemleri çözen bu tür modellerin çoğunun bir sürü veriye ihtiyaç duyması ve denetimli modeller için çok miktarda etiketli veri elde edilmesi, veri noktalarını etiketlemek için gereken zaman ve çaba göz önüne alındığında gerçekten zor olabilir. Bu durum önceden eğitilmiş modellerden gelen bilgiden yararlanma ve yeni sorunları çözmek için transfer öğrenmesinin kullanımına bir motivasyon oluşturur [37].

[1] Geleneksel öğrenme veri kümesine özgü bir eğitim gerçekleştirirken transfer öğrenme diğer eğitilmiş modelin bilgisini kullanır.

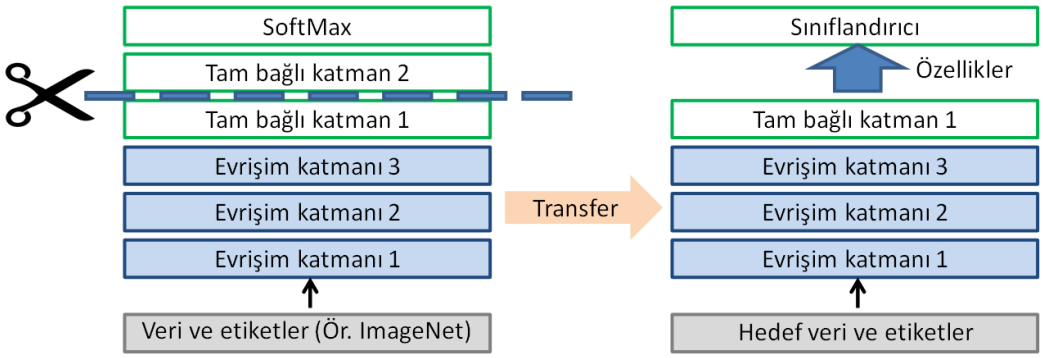
Geleneksel öğrenme, yalnızca belirli görevlere, veri kümelerine ve bunlar üzerinde izole edilmiş ayrı modelleri eğitmeye dayalı olarak gerçekleşir, görevler değiştiğinde modellerin sıfırdan yeniden eğitilmesi, oluşturulması gerekir. Bir modelden diğerine aktarılabilecek hiçbir bilgi yoktur. Transfer öğrenme, daha yeni modelleri eğitmek için daha önce eğitilmiş modellerden gelen bilgiyi (özellikler, ağırlıklar vb.) kullanabilir ve yeni görev için daha az veriye sahip olmak gibi bir problemi çözebilir (Şekil 3.9) [37].

Kaynak etki alanındaki bilgileri hedef görevde yeniden kullanmak genellikle ideal bir senaryodur. Hedef görevdeki iyileştirmeler için kaynak etki alanındaki eğitim örneklerinin, özelliklerin, ağırlık gibi parametrelerin hedef verilerle birlikte yeniden kullanımı uygulanabilir [37].

Önceden eğitilmiş modeller ve önceden eğitilmiş modellerin ince ayarı derin transfer öğrenimi için en yaygın kullanılan iki yöntemdir.

3.3.1.1 Önceden Eğitilmiş Modeller

Derin öğrenme sistemleri ve modelleri, farklı katmanlarda farklı özellikleri öğrenen katmanlı mimarilerdir. Bu katmanlar daha sonra son çıktının elde edilmesi için son bir katmana bağlanır (denetimli öğrenme durumunda, genellikle tam bağlı katmandır). Bu katmanlı mimari, belirli katmanların olmadığı önceden eğitilmiş bir ağı (VGG gibi) kullanmaya izin verir (Şekil 3.10) [37].



Şekil 3.10 Önceden eğitilmiş derin öğrenme modelleriyle transfer öğrenme [37]

Burada özellikleri çıkarmak için önceden eğitilmiş modelin ağırlıklı katmanlarından yararlanılırken yeni görev için yeni verilerle eğitim sırasında

modelin katmanlarının ağırlıkları güncellenmez. Böylece kaynak alan görevindeki bilgiden yararlanarak yeni bir alan görevinden özelliklerin çıkarılması olanağı sağlanabilir [37].

3.3.1.2 Önceden Eğitilmiş Modellerin İnce Ayarı

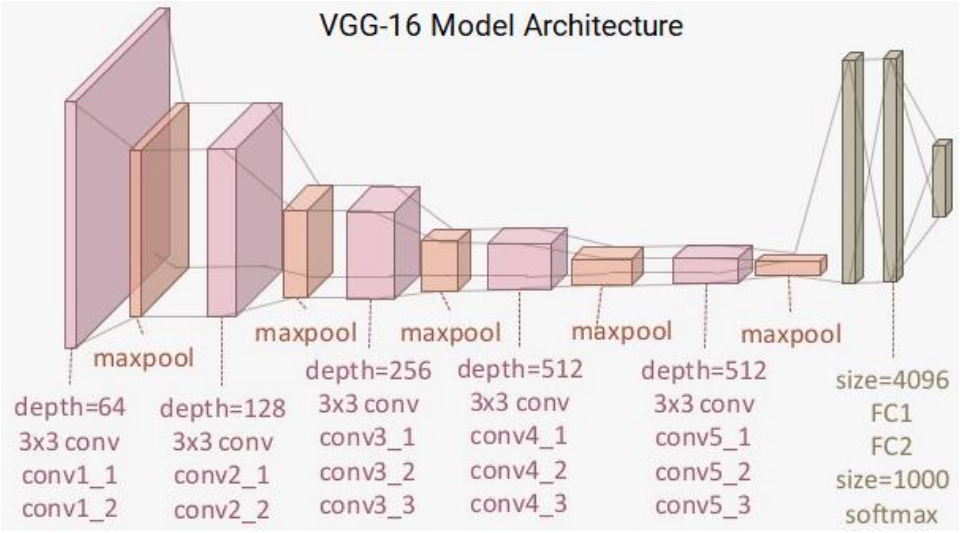
Burada son katman değişikliğine ek olarak önceki katmanların bazıları seçime bağlı olarak yeniden eğitilebilir. Derin sinir ağları, çeşitli hiperparametreler ile büyük ölçüde yapılandırılabilir mimarilerdir. ESA mimarisinde ilk katmanlar genel özellikleri yakalarken, daha sonrakiler eldeki belirli göreve daha fazla odaklanır. Bu görüş dahilinde, yeniden eğitim yaparken belirli katmanları dondurulabilir (ağırlıkların sabitlenmesi) veya kurulan mimari çerçevesinde belirli katmanlarda ince ayar yapılabilir. Bu durumda, bilgi ağın genel mimarisi açısından kullanılır (Şekil 3.12) [37].

3.3.1.3 VGG-16

1000 farklı kategoriye ait bir milyondan fazla görüntü için (ImageNet veri kümesi) özelliklerin iyi bir şekilde temsilini öğrenen model, uygun yeni görüntüler için iyi bir özellik çıkarıcı olarak işlev görebilir. Bu yeni görüntüler ImageNet veri kümesinde asla mevcut olmayabilir veya tamamen farklı kategorilerde olabilir, ancak model yine de bu görüntülerden ilgili özellikleri çıkarabilmelidir. Böylece etkili bir özellik çıkarıcı olarak önceden eğitilmiş modelleri kullanma avantajı sağlanır [37].

VGG-16 Model Mimarisi

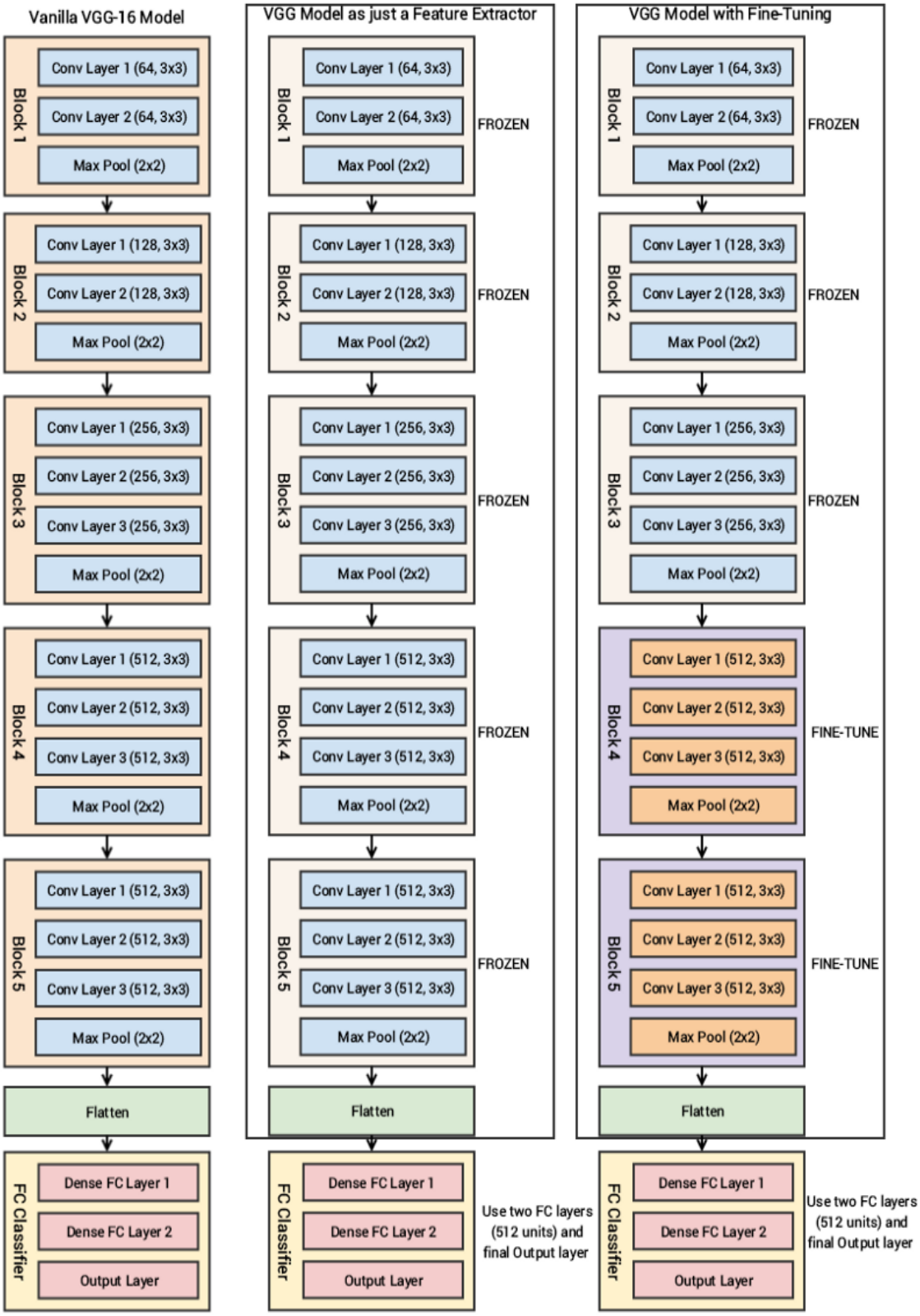
VGG-16 modeli, görüntü tanıma ve sınıflandırma amacıyla oluşturulmuş, ImageNet veri tabanı üzerine kurulu 16 katmanlı (evrişim ve tam bağlı katmanlara sahip) bir ağdır. VGG-16 modelinin mimarisi Şekil 3.11’de gösterilmektedir.



Şekil 3.11 VGG-16 mimarisi [37]

VGG-16 mimarisi, özellik çıkarımı için 13 evrişim katmanı ile 3 x 3'lük evrişim filtresi kullanmaktadır, her evrişim katmanını bir ReLU katmanı izlemektedir ve aşağı örnekleme işlemi için maksimum havuzlama katmanlarına sahiptir. Sınıflandırma için tam bağlı üç katmana sahiptir, bunlardan ikisi gizli katman görevini alırken son sınıflandırma katmanı ImageNet veritabanındaki resim kategorilerini temsilen 1000 birimden oluşmaktadır [37].

Önceden eğitilmiş VGG-16 modelinin veya ince ayar işlemi ile oluşan VGG-16 modelinin yeni bir model ile birlikte kullanımı için olası VGG-16 mimarileri Şekil 3.12'de gösterilmektedir. Yeni bir modelin sınıflandırılması yapılacağı için son üç katman kullanılmamaktadır. Kalan katmanlar üzerinden işlemler yapılmaktadır. Şekil 3.12'deki 2. mimari yapıda, ağırlıkların her iterasyondan sonra güncellenmemesi için beş evrişim bloğu dondurularak bir özellik çıkarıcı olarak kullanılabilir. 3. mimaride ise, son iki evrişim bloğu (Blok 4 ve Blok 5) serbest bırakılarak blok 4 ve 5'e ait evrişim ve havuz katmanları eğitilebilir duruma getirilerek VGG-16 modeline ince ayar uygulanabilir böylece yeni model işlerken her iterasyonda (veri grubu başına) bu katmanların ağırlığı da güncellenebilir [37].



Şekil 3.12 Transfer öğrenimi için olası VGG-16 mimarileri[1] [37]

[1] 1.mimari (sol) tüm VGG-16 katmanlarını tasvir etmekte, 2. mimari (orta) beş evrişim bloğunun dondurulmasını tasvir etmekte, 3. mimari yapılan ince ayar işlemini tasvir etmekte.

3.4 Düzenlileştirme İşlemleri

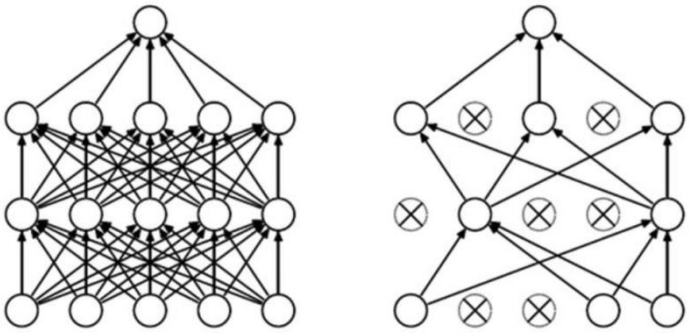
Derin sinir ağları çok sayıda parametreye sahip olduğundan, öğrenme sürecinde eğitim verilerine aşırı uyum sağlama eğilimindedirler. Aşırı uyum ile model eğitim verileri üzerinde gerçekten iyi performans gösterir, ancak görünmeyen verilere (test) genelleme yapamaz. Bu nedenle, yeni verilerde daha düşük bir performansa yol açar. Düzenlileştirme yaklaşımları, birkaç yöntemle bu sorunu önlemeyi amaçlamaktadır. Bu yöntemlerden bazıları “3.4.1 Veri Artırma”, “3.4.2 DropOut”, “3.4.3 Yığın Normalizasyon” bölümlerinde sunulmaktadır [33].

3.4.1 Veri Artırma

Veri artırma, ESA modellerinin genelleme gücünü artırmanın en kolay ve çoğu zaman çok etkili bir yoludur. Özellikle, eğitim örneklerinin sayısının nispeten düşük olduğu durumlarda, veri artırma, büyük ölçekli modellerin daha sağlam bir eğitimine olanak sağlamak için veri kümesini genişletebilir. Veri artırma, döndürme, kırpma, yansıtma, ölçekleme, çevirme gibi işlemler kullanılarak tek bir görüntüden birkaç kopya çıkarılmasıyla gerçekleştirilir [33].

3.4.2 DropOut

Bu teknik kullanıldığında nöronlar ileri yönde eğitime katkıda bulunmazlar ve geriye yönelik ağırlık düzenleme işlemlerine katılmazlar. Yani bir girdi örneği her sunulduğunda, sinir ağı farklı bir mimariyi oluşturur, ancak tüm bu mimariler ağırlıkları paylaşır. Sonuçta birçok farklı rastgele oluşmuş nöron alt küme gruplarıyla birlikte yararlı olan daha sağlam özellikleri ağ öğrenir [38] (Şekil 3.13).



Şekil 3.13 Bir ESA ağına (sol) DropOut (sağ) işleminin uygulanması [39]

3.4.3 Yığın Normalizasyon

Yığın normalizasyonu, bir ESA katmanının çıkış aktivasyonlarının ortalamasını ve varyansını normalleştirir. Böylece ağın verimli eğitimi için fayda sağlanmış olur, çünkü katman aktivasyonlarının "iç kovaryans değişimi" azaltılır. İç kovaryans değişimi, eğitim sırasında parametrelerin güncellenmesiyle, her bir katmanın aktivasyonlarının dağılımındaki değişikliği ifade eder. ESA'nın gizli bir katmanının dağılımı değişmeye devam ederse (yani, iç kovaryans kayması yüksektir), eğitim süreci yavaşlar ve ağın yakınsaması uzun zaman alır (çünkü statik bir hedefe ulaşamaz ve sürekli değişen bir hedefe ulaşmaya çalışır). Bu dağılımın normalleştirilmesi, eğitim süreci boyunca tutarlı bir aktivasyon dağılımına yol açar, bu da yakınsamayı iyileştirir ve ağ kararsızlığı sorununu önler [33].

3.5 Görüntünün Düşük Boyuttan Yüksek Boyuta Geçişi

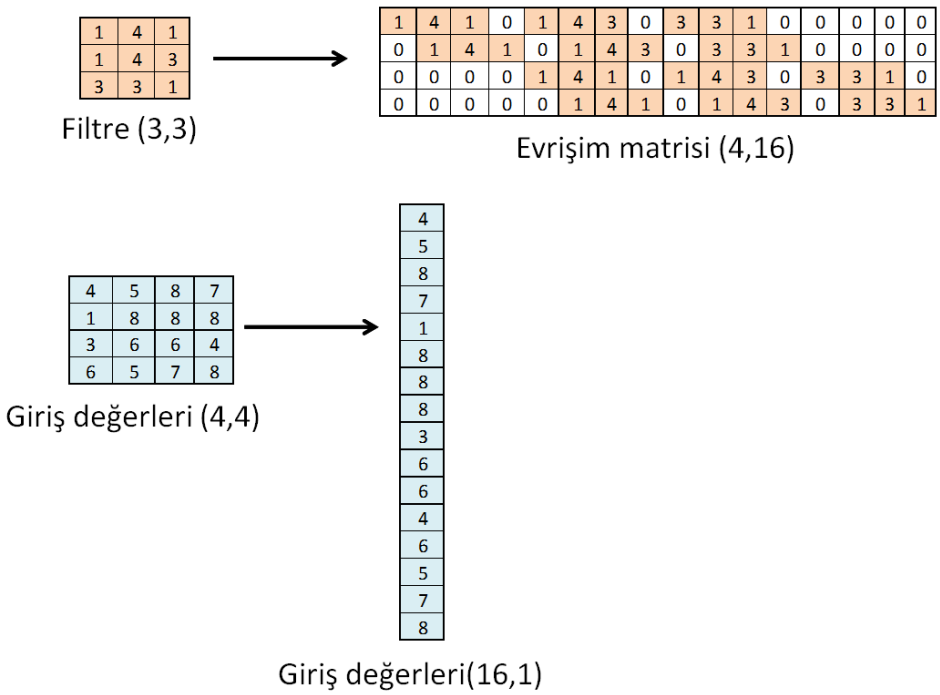
Giriş görüntüsü, nöronların düşük boyutlu özellik haritalarının görüntü boyutuna yansıtılmasıyla yeniden yapılandırılır. Bu projeksiyon işlemi, evrişim (transpozisyon işlemi ile) veya havuzlama (geriye havuzlama işlemi ile) katmanlarının ters yönde hesaplanmasını gerektirir. Böylece belirli bir giriş görüntüsünden ayırıcı desenin bulunması (bölütleme) sağlanır [34].

3.5.1 Transpoze Edilmiş Evrişim Katmanı

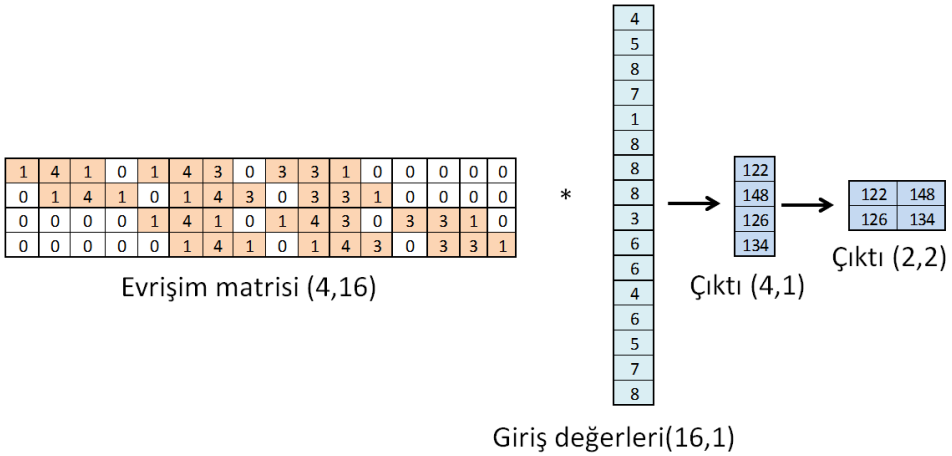
Transpozisyonlu bir evrişim katmanının işleyişi, evrişim katmanının eşdeğeri olarak, ancak ters yönde ilerleyerek, geri yayılma sırasında geriye doğru bir geçiş olarak yorumlanabilir. Evrişim katmanı içinden ileri geçiş düşük boyutlu bir evrilmiş çıkış verirse, evrişim çıktısının evrişim katmanından geriye doğru geçişi, orijinal yüksek uzaysal boyutlu girişi vermelidir. Bu geriye dönüşüm katmanı transpoze edilmiş evrişim katmanı olarak adlandırılır [33].

"3.1.1 Evrişim Katmanı" bölümünde filtre boyutu içerisinde girdi matrisi ile filtre matrisinin değerlerinin çarpımlarının toplamının evrişim işlemini sağladığı belirtilmişti. Bu işlem yeniden düzenlenmiş bir filtre matrisi (evrişim matrisi) ile gerçekleşmektedir. Örneğin, 3x3'lük bir filtre matrisinin 4x16 evrişim matrisine yeniden düzenlenmesi ve 4x4'lük giriş matrisinin 16x1'lik bir vektör haline

getirilmesi (Şekil 3.14) sonucu her iki matrisin çarpımıyla evrişim işlemi gerçekleşir (Şekil 3.15).



Şekil 3.14 Evrişim işlemi için filtre ve giriş matrisinin yeniden düzenlenmesi

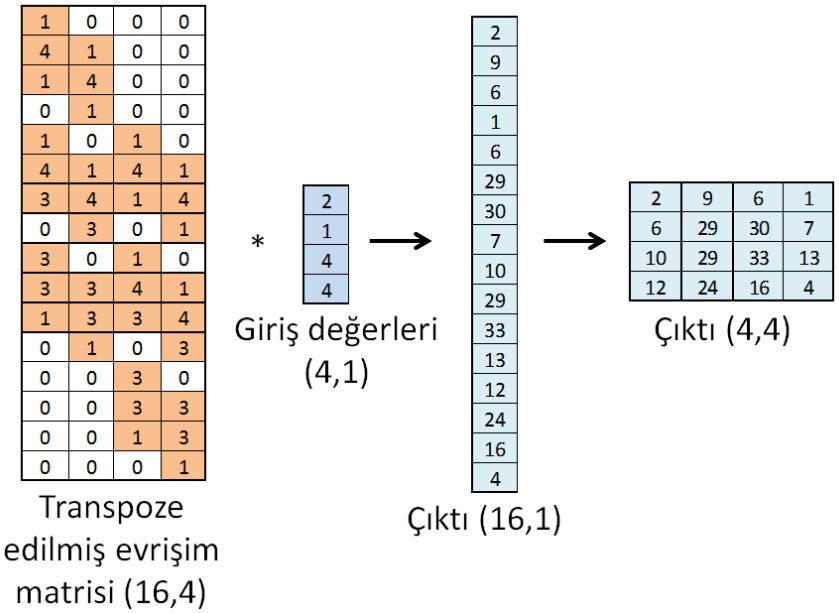


Şekil 3.15 Evrişim işleminin tasviri

Transpozisyonlu bir evrişim katmanının işleyişinde, evrişim işlemlerini gerçekleştirmek için aynı evrişim filtrelerin transpoze edilmiş versiyonları (tersine çevrilmiş evrişim matrisi) kullanılır (Şekil 3.16). Bu süreç (3.10)'daki gibi ifade edilebilir [34]:

$$R_l = R_{l+1} * f_l^T \tag{3.10}$$

f_l^T, filtrelerin transpoze edilmiş versiyonunu, R_l, düzeltilmiş özellik haritalarını ifade eder.

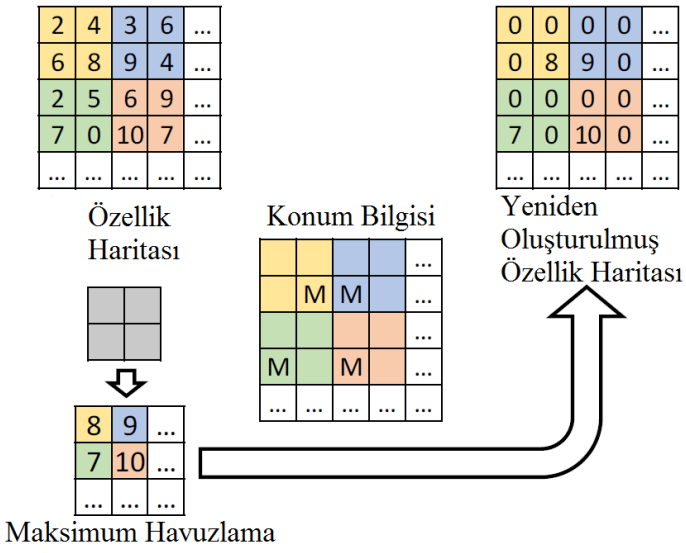


Şekil 3.16 Transpoze edilmiş evrişim işleminin tasviri

ESA'lar genellikle özellik haritalarının her zaman pozitif olmasını sağlayan ReLU aktivasyon fonksiyonunu kullanır. Özellik haritalarının bir ReLU fonksiyonu üzerinden geçirilmesi ile sonuç özellik haritalarının da yeniden yapılanma içinde pozitif olması garanti altına alınır.

3.5.2 Geriye Havuzlama Katmanı

ESA mimarisindeki havuzlama işleminin ters çevrilmiş biçimi geriye havuzlama katmanı ile sağlanır. ESA mimarisinde daha çok kullanılan maksimum havuzlama yönteminin bu katmandaki geriye doğru işlemi (yukarı örnekleme) Şekil 3.17'de tasvir edilmektedir. Maksimum havuzlama işlemi sırasında, özellik haritasından elde edilen her bir havuz penceresi içindeki maksimum değerlerin özellik haritasına ait konumları da anahtar değişkenlerine kaydedilir. Yukarı örnekleme sırasında, anahtardaki bu konum bilgisi her maksimum değeri orijinal konumuna geri yerleştirmek için geriye havuzlama işleminde kullanılır. Boyut boşluğu nedeniyle, belirli lokasyonlar belirli bilgiler olmadan inşa edildiği için bu yerler genellikle telafi için sıfır olarak ayarlanır (Şekil 3.17) [34].



Şekil 3.17 Yukarı örnekleme işlemi [34]

4
Görüntü Önişleme Yöntemleri

4.1 Kontrast Sınırlamalı Adaptif Histogram Eşitleme

Kontrast artırma, karanlık görüntülerde özellikle çıplak gözle kolayca görülemeyen bilgileri iyileştirebilme tekniklerinin önemli bir bileşenidir. Kontrast artırmaya yönelik benimsenmiş bir metodoloji ise histogram eşitlemedir.

Standart Histogram Eşitleme: Standart histogram eşitleme işleminin amacı, görüntünün düzgün bir histogram versiyonunu elde ederek görüntünün genel kontrastını optimize etmektir. Görüntünün tüm piksel değerlerinin oluşma olasılığını eşitlemeye çalışır. Bu yöntem, hem arka plan hem de ön planın karanlık olduğu ve bir dizi sınırlı değerle temsil edildiği durumlarda özellikle kullanışlıdır.

Fundus görüntüleri kontrast bakımından düşük olduğunda lezyonların küçük ayrıntılarını içeren retinopatik görüntüler kolayca tanımlanamayabilir. Histogram eşitleme bu gibi durumlarda önemli bir rol oynar ancak histogram eşitlemede işlem yapılırken yerel kontrast iyileştirmelerine odaklanılmaması ve görüntünün genel kontrastının işleme alınması sonucunda ayrıntı kaybı meydana gelir. Bu problemin çözümü için CLAHE yöntemi kullanılır [40].

[40] çalışmasında DR görüntülerini iyileştirmek amacıyla görüntülere CLAHE yöntemi ve devamında oluşan gürültüyü azaltmak amacıyla medyan filtreleme yöntemi uygulanmıştır.

Genel olarak CLAHE yönteminin aşamaları aşağıda belirtilmektedir [40]:

1. Görüntünün birbiriyle çakışmayan, eşit boyutlarda bölgelere ayrılması
2. Ayrılmış her bölgenin histogram değerlerinin hesaplanması
3. Bir eşik değere göre histogramın kırpılması
4. Kırpılan piksellerin daha sonra toplam piksel sayısının sabit kalması için tüm histogram üzerine eşit şekilde yeniden dağıtılması

5. Bölge sınırlarındaki süreksizliklerin giderilmesi için komşu bölgelerin yerel histogramlarının bilinear enterpolasyon ile birleştirilmesi

4.2 Filtreler

Görüntünün analogdan dijitale çevrimi esnasında oluşan hatalar, görüntüyü alan cihazdaki sorunlar veya görüntüye uygulanan görüntü işleme yöntemleri nedeniyle oluşan hatalar vb. görüntüde gürültüye neden olmaktadır [41].

Fundus görüntülerinin bazı anomalilere sahip olup olmadıklarının bir ESA mimarisi ile sınıflandırılmasına yönelik çalışmada [4] görüntülerin önişlem aşamasında gürültünün azaltılması için Gauss filtrelemeden yararlanılmıştır. DR hastalığının fundus görüntülerinden belirlenmesine yönelik bir sınıflandırma çalışmamızda ise önişlem aşamasında kullandığımız medyan ve Gauss filtreleme yöntemleri çalışmada olumlu etki sağlamıştır. [38] çalışmasından elde ettiğimiz gözlemler dahilinde bölütleme çalışmamızda da kullanılan veri kümelerinin önişlem aşamasında, olabilecek gürültüleri azaltmak amacıyla medyan ve Gauss filtreleme yöntemlerinden yararlanılmıştır.

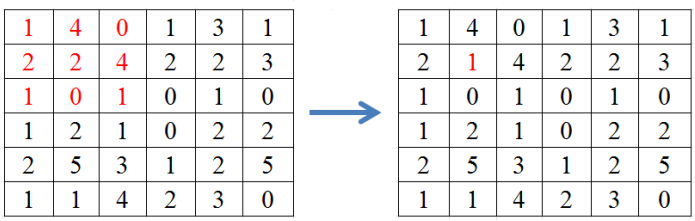
4.2.1 Medyan Filtreleme

Farklı etkenler nedeniyle oluşan çeşitli gürültü tiplerini azaltmak amacıyla görüntüye çeşitli filtreleme işlemleri uygulanmaktadır. Tuz ve biber gürültüsü (görüntüde siyah ve beyaz noktaların oluşması) gibi bir gürültünün azaltılmasında en fazla kullanılan yöntem medyan filtrelemedir [41].

Kullanıcı tarafından belirtilen bir pencere boyutuna göre görüntünün pencere içinde kalan pikselleri küçükten büyüğe doğru sıralanmakta ve ortanca değeri yeni piksel değeri olmaktadır.

Örneğin 3x3'lük bir pencereye göre

0, 0, 1, 1, 1, 2, 2, 4, 4 sıralamasında medyan=1 değerine göre sonuç piksel değeri Şekil 4.1'de temsil edilmektedir.



Şekil 4.1 Görüntünün (sol) medyan filtreleme işlemi ile sonuç piksel değerinin (sağ) elde edilmesi

Sıralamada gürültülü pikseller (maksimum ve minimuma yakın değerler) sıranın başında veya sonunda bulunacağından ve ortanca değer filtreleme sonucunu oluşturacağından, uç değerlere sahip yoğunluk değerleri yok edilmektedir. Medyan filtreleme gürültünün azaltılması yanında görüntüdeki detayların korunmasına da olanak sağlayabilmekte [41] . Bununla birlikte büyük pencere boyutu, görüntü kenarlarının ve diğer detayların yok olmasına da neden olabilir.

4.2.2 Gauss Filtreleme

Gürültü giderme ve görüntü yumuşatma işlemlerinde sıklıkla tercih edilen yöntem Gauss filtrelemedir. Gauss filtresinin çıktısı komşu piksellerin ağırlıklı ortalamaları alınarak elde edilmektedir. Gauss filtresindeki ağırlıkların dağılımı iki boyutlu Gauss fonksiyonu ile belirlenmektedir [41]. İki boyutlu Gauss fonksiyonu,

$$G(gx, gy) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} . e^{\frac{-(gx^2+gy^2)}{2\sigma^2}} \quad (4.1)$$

(4.1) denklemi ile ifade edilmektedir. Kullanıcı tarafından belirlenen standart sapma (σ) değeri ve çekirdek boyutu ile işlemler yapılmakta ve giriş görüntüsü ile Gauss çekirdeği evrişim işlemine tabi tutularak sonuç görüntü piksel değeri oluşmaktadır. Örneğin, σ=0.6 değeri ile Gauss fonksiyonundan elde edilen 3x3'lük sonuç Gauss çekirdeğinin merkez kısmı (burada 0,4421), en yüksek değere sahiptir ve merkez kısmından uzaklaştıkça diğer piksellerin yoğunluğu azalır (Şekil 4.2).

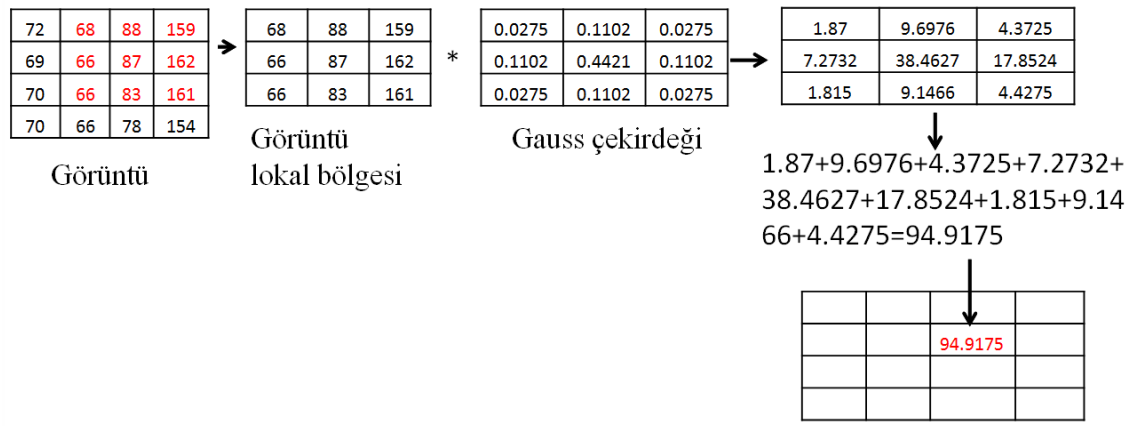
Gauss çekirdeği=

0.0275	0.1102	0.0275
0.1102	0.4421	0.1102
0.0275	0.1102	0.0275

Şekil 4.2 Gauss fonksiyonu ile elde edilen Gauss çekirdeği

Bu nedenle merkez piksel ve merkez piksele yakın olan piksellerin filtrelenen pikselin yoğunluk değerinin belirlenmesindeki katkısı daha büyük olmaktadır. Katsayıları belirleyen bir diğer parametre olan standart sapma değeri küçük olduğunda merkez pikselin katsayısı ile diğerleri arasındaki fark fazla olur dolayısıyla komşu piksellerin filtrelenen pikselin değerini belirlemekteki etkisi az olacağından gürültü giderimindeki başarısı azalır [41].

Bir görüntünün lokal bir bölgesi ile çekirdeğin evrişimi sonucu, geçerli piksel konumu için yeni yoğunluk değeri 94.9175 olarak bulunmaktadır (Şekil 4.3).



Şekil 4.3 Görüntü ve Gauss çekirdeğinin evrişim işlemi

5
Evrişimsel Sinir Ağı Uygulamaları

Evrişimsel sinir ağı uygulamalarından en popüler olanları arasından ikisi sınıflandırma ve bölütlemedir. ESA mimarilerinin çoğu, örneğin, belirli bir görüntüdeki bir nesneyi veya bir kişiyi tanımlamak veya o nesnenin sınıf etiketini çıkarmak (sınıflandırma) için veya örneğin, bir giriş görüntüsünün piksellerini etiketleme (bölütleme) için kullanılmaktadır.

5.1 Sınıflandırma

Eğitim veri kümesi 1000 farklı sınıfa ait yaklaşık 1.2 milyon görüntüden oluşan 2012 ImageNet LSVRC yarışmasında, AlexNet olarak adlandırılan ilk büyük ölçekli ESA modeli, önceki yöntemlere göre oldukça düşük hata oranları elde ederek ESA'ların görüntü sınıflandırma görevinde var olabileceğine dair kanıt olmuştur. Bundan sonra, hata oranını daha da azaltmak için farklı ESA modelleri önerilmiştir [33].

Sınıflandırma için ESA mimarisinin temel bileşenleri; evrişim katmanı, havuzlama katmanı, tam bağlantılı katman ve sınıflandırma katmanıdır.

5.2 Bölütleme

ESA'lar ayrıca semantik bölütleme gibi piksel başına düşen görevler için yoğun tahminler gerçekleştirmek üzere uyarlanabilir. Piksel açısından yoğun bir sınıflandırma elde etmek için ESA oluşumunun yaptığı, giriş görüntüsündeki her bir pikseli semantik bir sınıfa atamaktır.

Genel bir semantik bölütleme mimarisi, geniş olarak bir kod çözücü ağ tarafından takip edilen bir kodlayıcı ağ olarak düşünülebilir. Kodlayıcı genellikle VGG vb. gibi önceden eğitilmiş bir sınıflandırma ağıdır ve bunu takip eden ise bir kod çözücü ağıdır. Kod çözücü ağı / mekanizması çoğunlukla bu tür mimarilerin farklı olduğu yerlerdir. Kod çözücünün görevi, yoğun bir sınıflandırma elde etmek için kodlayıcı tarafından öğrenilen ayırt edici özellikleri (daha düşük

çözünürlük) piksel alanına (daha yüksek çözünürlük) semantik olarak yansıtmaktır.

Çok derin ağın sonucunun ortaya çıktığı sınıflamanın aksine (yani, sınıf varlığı olasılığı), anlamsal bölütleme sadece piksel düzeyinde ayrım yapmakla kalmaz, aynı zamanda kodlayıcının farklı aşamalarında öğrenilen ayırt edici özellikleri piksel alanına yansıtmak için bir mekanizma gerektirir. Farklı mimariler, kod çözme mekanizmasının bir parçası olarak farklı mekanizmalar (atlama bağlantıları, havuzlama işlemleri vb.) kullanır.

5.2.1 Tamamen Evrişimli Ağ

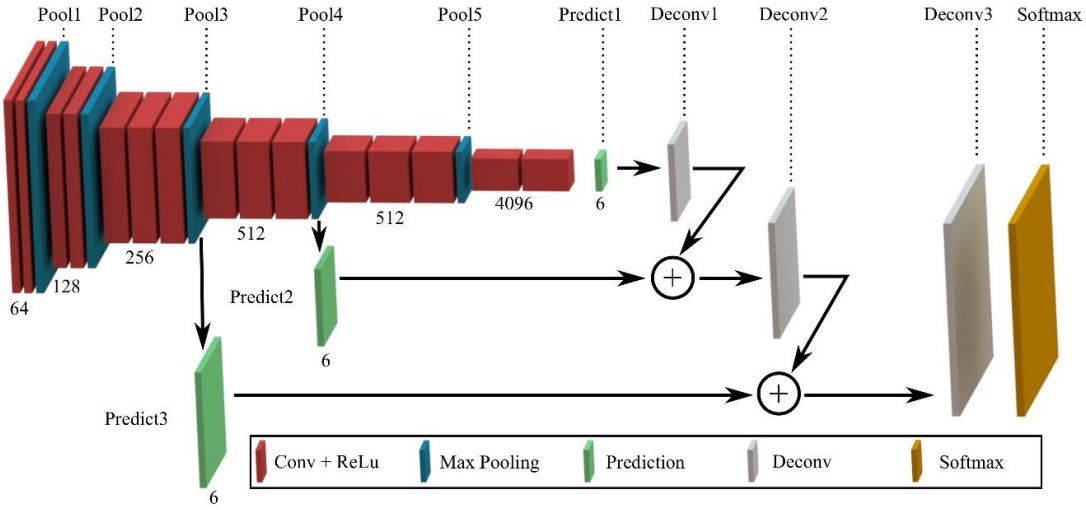
Tipik sınıflandırma ağları girdi olarak sabit boyutlu görüntüler alır ve sınıflandırma yapmak için SoftMax katmanına beslenen uzamsal olmayan çıkış haritaları oluşturur. Uzamsal bilgi kaybedilir, çünkü bu ağların mimarisinde sabit boyutlu tam bağlı katmanlar kullanılır.

Evrişimsel ağların (1) herhangi bir boyuttaki girdi görüntüsünü alabilir ve (2) uzamsal çıktı haritaları üretebilir olma özellikleri nedeniyle bölütleme için yeniden yorumlanmasıyla tamamen evrişimli modeller oluşmuştur.

Kaliforniya Üniversitesi'nden (Amerika Birleşik Devletleri) bir grup araştırmacı, semantik bölütleme için FCN'i [11] ilk olarak tipik sınıflandırma ağlarını (tam bağlı katman) (örneğin, AlexNet, VGG-16) tamamen evrişimsel ağlara dönüştürerek ve daha sonra evrişimsel ağların sonuna transpoze edilmiş bir evrişim katmanı ekleyerek oluşturmuştur. Transpoze edilmiş evrişim katmanı, evrişimsel ağların son katmanı tarafından üretilen kaba (derin) çıktı özellik haritalarının yukarı örneklenmesi için kullanılır.

Bu değiştirilmiş ağ üzerinden giriş görüntüsü iletilirken orijinal giriş görüntüsünün boyutundan daha küçük bir boyuta sahip çıkış özellik haritaları üretilir. Bu nedenle, bu kaba çıkış özellik haritaları, girdi görüntüsünün yoğun bir tahminini üretmek için transpoze evrişim katmanına beslenir (Şekil 5.1).

Bu mimari daha sonraki zamanlarda geliştirilen bazı bölütleme mimarileri için de bir temel oluşturmaktadır.



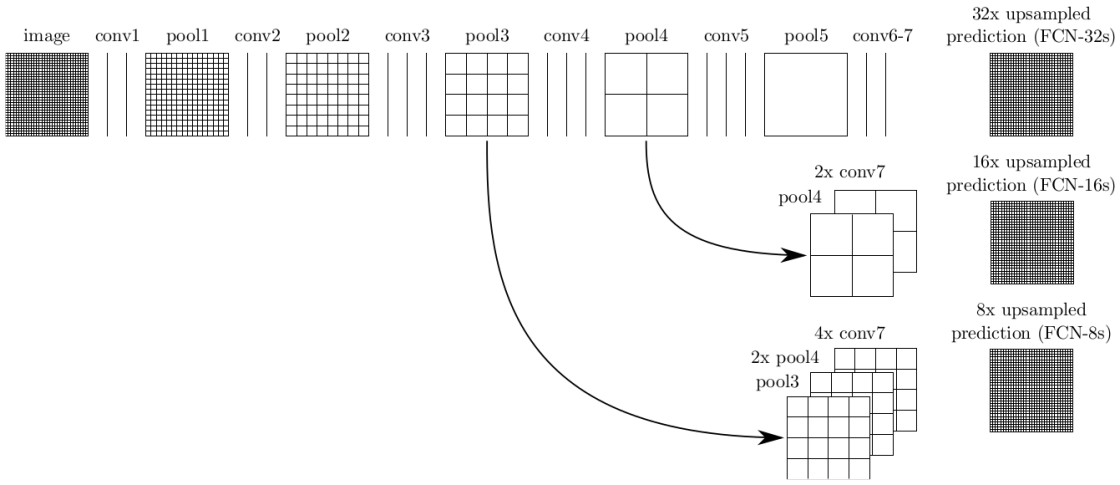
Şekil 5.1 VGG-16 mimarisinin FCN olarak yeniden yorumlanması [42]

Sığ katmanlardan (kenarlar) daha derin katmanlara ilerleyen işlem ile oluşan özellik haritaları anlamsal bilginin elde edilmesi ve çıktının doğruluğunu artırmak için yukarı örnekleme çıktıları ile birleştirilir [42].

Bir bölütleme çıktısı elde etmek için, kurulan ağ mimarileri genellikle aşağı örnekleme yolu ve yukarı örnekleme yolu olmak üzere 2 bölümden oluşur.

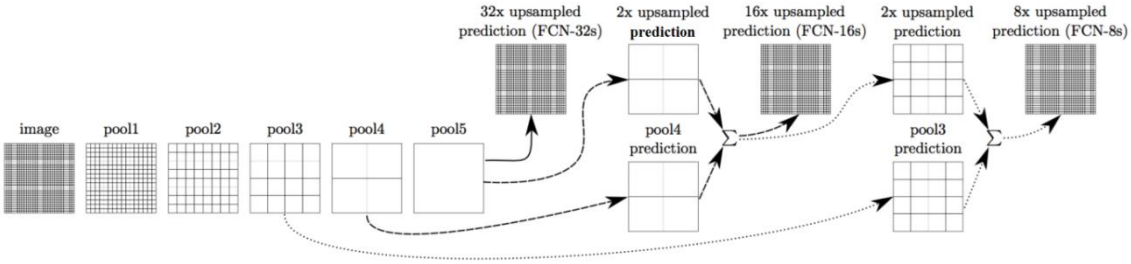
Aşağı örnekleme yolu bağlamı çıkarmak ve yorumlamak için kullanılır, yukarı örnekleme yolu ise kesin yerelleştirmeyi sağlamak için kullanılır. Ayrıca, havuzlamada veya aşağı örnekleme katmanlarında kaybedilen ince uzamsal bilgileri tamamen kurtarmak için, genellikle atlama bağlantıları kullanılır. Burada, genellikle aşağı örnekleme yolundaki özellik haritalarını yukarı örnekleme yolundaki özellik haritalarıyla çeşitli çözünürlük düzeylerinde bir araya getirerek (U-Net) veya toplayarak (FCN) yerel bilgilerin aktarılması sağlanır.

FCN mimarisinin, esas olarak çıktılarının mekânsal (uzamsal) hassasiyetinde farklılık gösteren çeşitleri vardır. Şekil 5.2 FCN-32, FCN-16 ve FCN-8 çeşitlerini göstermektedir [11].



Şekil 5.2 FCN-32, FCN-16 ve FCN-8 çeşitlerini göstermektedir[1] [11]

Şekil 5.3'de gösterildiği gibi, bu 3 farklı mimari, son evrişimin adım miktarı ve çıkış bölütleme haritalarını elde etmek için kullanılan atlama bağlantılarına göre farklılık göstermektedir. *conv7* katmanına kadar aşağı örnekleme yolu ve *conv7*'den sonra yukarı örnekleme yolu olarak oluşmuş bir mimaride 3 FCN mimarisi aynı aşağı örnekleme yolunu paylaşmakta, ancak kendi yukarı örnekleme yollarında farklılık göstermektedir.



Şekil 5.3 3 FCN mimarisindeki farklılık [43]

5.2.1.1 FCN-32

Bölütleme haritasını doğrudan 32 adımlı transpoze bir evrişim katmanı kullanarak *conv7*'den üretir.

[1] Şekillerde, evrişim katmanları, özellik haritalarının göreceli boyutunu açıkça gösteren havuz katmanları arasında dikey çizgiler olarak gösterilmektedir.

5.2.1.2 FCN-16

conv7'den 2x yukarı örneklenmiş tahminini *pool4* ile toplar ve daha sonra bunun üzerine 16 adımlı transpoze edilmiş bir evrişim katmanı kullanarak bölütleme haritasını çıkarır.

5.2.1.3 FCN-8

conv7'den 2x yukarı örneklenmiş tahminini *pool4* ile toplar, onları 2 adımlı transpoze evrişim ile yukarı örnekler ve onları *pool3* ile toplar ve bölütleme haritasını elde etmek için elde edilen özellik haritalarına 8 adımlı transpoze evrişim katmanı uygular.

Böylece farklı hassasiyete sahip katmanların birleştirilmesi ile kaba bağlamsal bilgilerin yanı sıra ince uzamsal bilgilerin elde edilmesine de yardımcı olunur.

5.2.1.4 FCN Dezavantajları

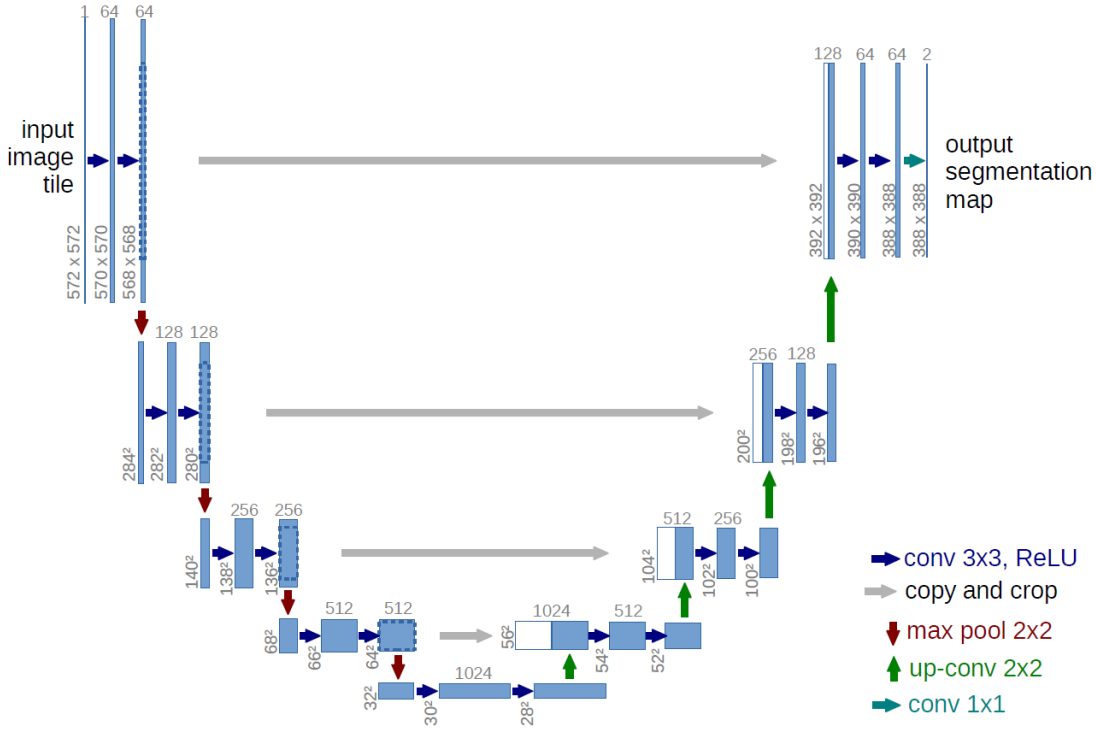
Yazarlar daha fazla kod çözücü eklememiştir ve bu nedenle yüksek çözünürlüklü özellikler göz ardı edilmiştir. Ayrıca, kodlayıcı özellik haritalarını çıkarım süresi boyunca kullanmak işlem belleğini yoğunlaştırır [42].

5.2.2 U-Net

2015 yılında Freiburg Üniversitesi'nden (Almanya) bir grup araştırmacı, ISBI Hücre Takibi yarışmasında en zorlu veri setleri için en iyi bölütleme sonuçlarını veren U-Net ağını sundular. U-Net mimarisi tamamen evrişimli ağ (FCN) mimarisi üzerine inşa edilmiştir. U-Net'in simetrik olması, aşağı örnekleme yolu ile yukarı örnekleme yolu arasında atlama bağlantılarının olması, toplama operatörü yerine birleştirme operatörünü uygulaması FCN ile olan temel farklılıklarıdır.

Yazarlar çalışmalarında veri kümesi büyüklüğünü artırmak için görüntüye kayma (shifting) ve döndürme dönüşümleri uygulamışlardır. Ayrıca, biyomedikal nesnelerin şekil değişkenliğini simüle etmek için orijinal örneklerin elastik deformasyonunu kullanmışlardır. Optimizasyonda 0.99 momentum ile olasılıksal dereceli azalma yöntemi kullanmışlardır. Maliyet fonksiyonu, çapraz entropi kayıp fonksiyonu ile birlikte son özellik haritası üzerinden bir pikselin SoftMax değerinin hesaplanması ile elde edilmiştir [12].

5.2.2.1 U-Net Mimarisi



Şekil 5.4 U-Net mimarisi [12]

Ağ mimarisi, Şekil 5.4'de sunulmaktadır. Mimari, bir daralan (sol taraf) ve bir genişleyen (sağ taraf) yoldan oluşur. Daralan yol, tipik bir evrişim ağ mimarisini gösterir. Daralan bölümde (kodlayıcı bölüm) dört aşağı örnekleme basamağı vardır. Her basamakta, iki adet 3x3'lük evrişim katmanı vardır. Burada aktivasyon fonksiyonu olarak ReLU işlev görür ve aşağı örnekleme için 2 adımlı 2x2'lik maksimum havuzlama işlemi ile devam eder. İlk katmandaki özellik haritası miktarı 64'tür ve her aşağı örnekleme işleminde, özellik kanallarının sayısı iki katına çıkarılır. Genişleyen bölüm (kod çözücü bölüm) daralan yola simetrik ve dört yukarı örnekleme basamağı vardır. Genişleme yolundaki her basamakta, özellik kanallarının sayısını yarıya indiren 2x2'lik yukarı örnekleme işlemi ile elde edilen özellik haritaları aynı seviyedeki daralan yolda karşılık gelen basamaktaki özellik haritaları ile birleştirilir ve devamında aktivasyon fonksiyonu olarak ReLU'nun kullanıldığı iki 3x3'lük evrişim işlemi gerçekleşir. Çıkışta her piksel için tüm özellik haritalarından gelen bilgileri iki elemanlı bir vektöre indirgeyen 1 × 1'lik evrişim katmanı kullanılır [12].

U-Net'in yoğun bir katmanı yoktur, bu nedenle farklı boyutlardaki görüntüler giriş olarak kullanılabilir. Mimarisinde aşağı örnekleme yolundan elde edilen bağlamsal bilgilerle yukarı örnekleme yolundan elde edilen konum bilgisi birleştirilerek iyi bir bölütleme haritası oluşturulmaktadır. İlerleyen zamanla birlikte U-Net mimarisine dayalı çalışmalar yoğunlaşmaktadır. Retinal damar bölütlemesi üzerine yapılan bu tez çalışmasında da U-Net mimarisinden yararlandık.

6
Materyal - Metot

Programlama dili olarak Python 3.6 ve arka uçta Tensorflow 1.12.0 çerçevesini kullanan Keras 2.2.2 kütüphanesi kullanılarak sınıflandırma ve bölütleme çalışmaları gerçekleştirilmiştir. Evrişimsel sinir ağı mimarisi temelinde oluşturulan sınıflandırma ve bölütleme işlemleri iki bölüm şeklinde yazının devamında sunulmaktadır.

6.1 Sınıflandırma

İki ve dört dereceli sınıflandırma işlemi için kullanılan veri kümesi “6.1.1 Veri Kümesi” bölümünde sunulmaktadır.

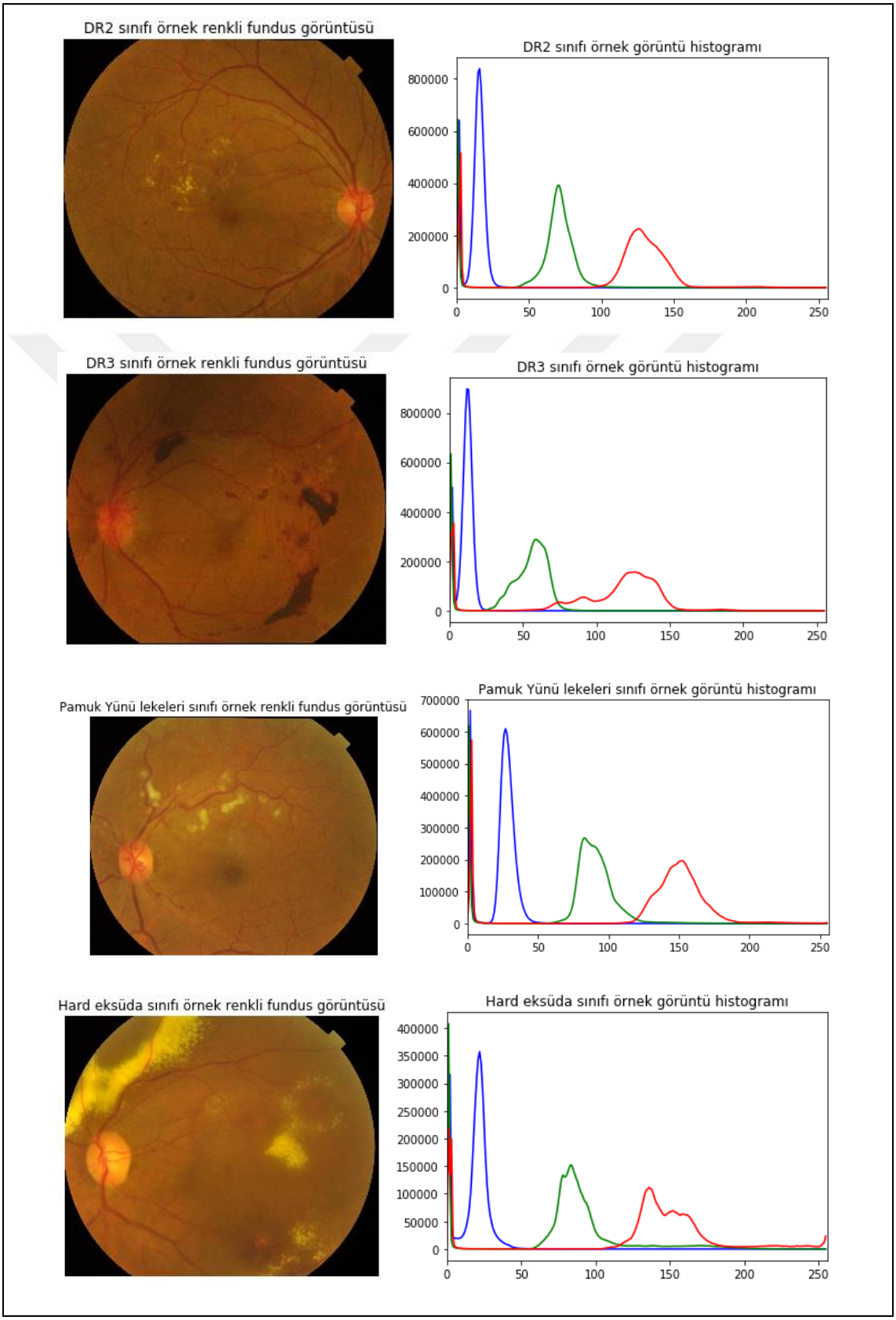
6.1.1 Veri Kümesi

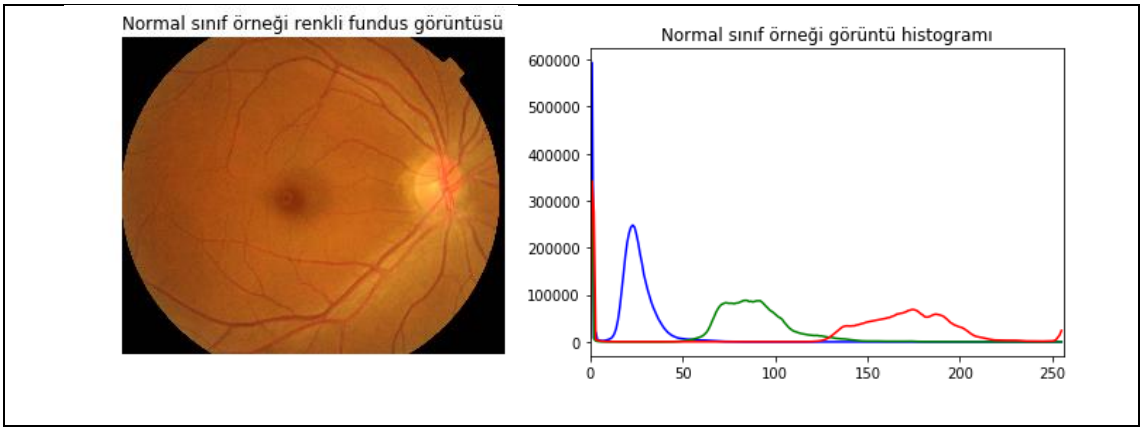
Sınıflandırma çalışması için kullanılan veri kümesi, [44] adresinde bulunan Çin’in Guangdong eyaleti, Shantou şehrindeki Shantou Uluslararası Göz Merkezi'nden (JSIEC) alınmış örneklerden elde edilmiştir. Veri kümesinde toplam 1087 yüksek kaliteli fundus görüntüleri 37 kategoriye ayrılmış olarak sunulmaktadır.

6.1.1.1 Fundus Görüntülerinin İkili Sınıflandırılması

Veri kümesindeki 37 kategori içinden DR2 (Orta NPDR), DR3 (PDR) ve ayrıca sert eksüdaya ve pamuk yünü lekelerine sahip görüntüler değerlendirmeye alınmış ve toplamda 100 adet hastalıklı gruba ait görüntü elde edilmiştir. Veri kümesinde diyabetik retinopati olma belirtisi göstermeyen normal grubun miktarının 54 olması nedeniyle dengesiz veri dağılımı oluşturmamak adına [45, 47] adreslerinden elde edilen normal fundus görüntüleri [46, 48] toplamda 100 tane normal görüntü olacak şekilde işleme dahil edilmiştir. Görüntüler boyut olarak çeşitlilik gösterdiği için sınıflandırma işlemine alınmadan önce her görüntü 128x128’lik sabit boyuta indirgenmiştir.

Normal ve DR'ye sahip renkli fundus görüntülerinin birer örneği ve görüntülerdeki piksel yoğunluğunun sayısal miktarını gösteren histogram grafikleri Şekil 6.1'de sunulmaktadır.

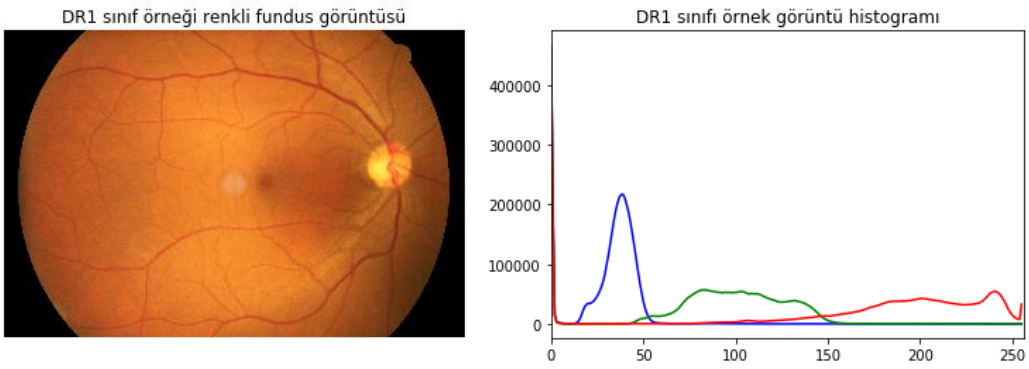




Şekil 6.1 Hastalıklı ve sağlıklı göz fundus görüntüleri ve bu görüntülere ait 3 renk kanalını ifade eden histogram grafikleri

6.1.1.2 Fundus Görüntülerinin 4 Dereceli Sınıflandırılması

[44] adresinden elde edilen veri kümesindeki diyabetik retinopati belirteçlerine göre derecelendirilmiş DR1 (hafif NPDR), DR2 (orta/şiddetli NPDR), DR3 (PDR) hastalık sınıfları ve sağlıklı gruba ait görüntüler ESA ile dört dereceli sınıflandırma işlemi için kullanılmıştır. Veri kümesindeki DR2, DR3 ve normal renkli fundus görüntü örnekleri "6.1.1.1 Fundus Görüntülerinin İkili Sınıflandırılması" bölümünde sunulmuştur. Veri kümesindeki DR1 sınıfına ait renkli fundus görüntülerinden bir örnek ve histogram grafiği Şekil 6.2'de sunulmaktadır.



Şekil 6.2 DR1 sınıfına ait örnek bir göz fundus görüntüsü ve bu görüntüye ait 3 renk kanalını ifade eden histogram grafiği

6.1.2 Yöntemin Uygulanması

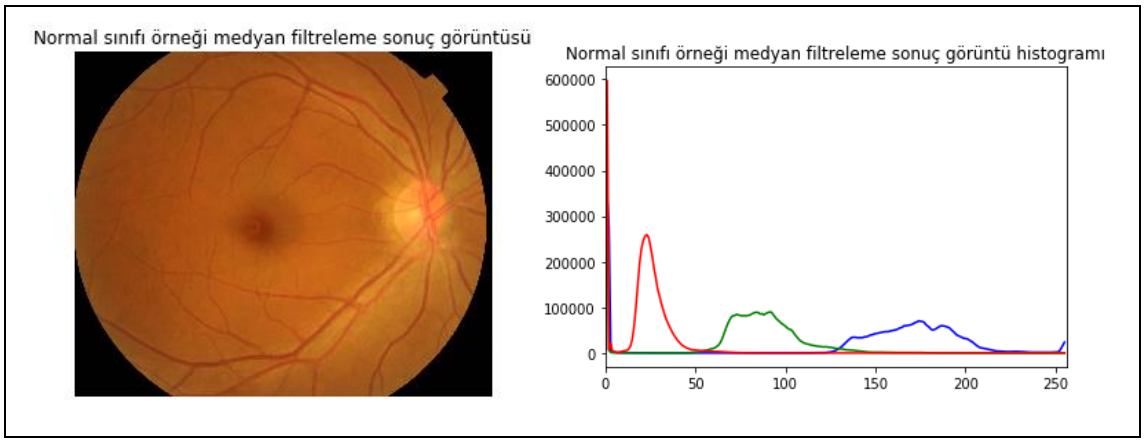
İki ve dört dereceli sınıflandırma işlemleri için kullanılan veri kümesinin önişlemi ve uygulanan yöntem "6.1.2.1 Fundus Görüntülerinin İkili Sınıflandırılması" ve "6.1.2.2 Dört Dereceli Sınıflandırma" bölümlerinde sunulmaktadır.

6.1.2.1 Fundus Görüntülerinin İkili Sınıflandırılması

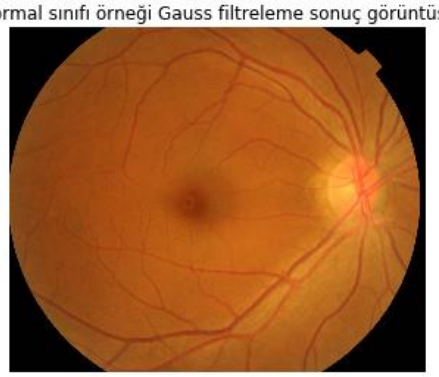
Fundus görüntülerinin sağlıklı veya hastalıklı olup olmadıklarını ESA üzerinde inceleyebilmek için kullanılan veri kümesindeki görüntüler,

- Renkli görüntüler
- Gürültüyü azaltmak için renkli görüntülerin Gauss filtrelenmesiyle elde edilmiş görüntüleri
- Renkli görüntülerin medyan filtrelenmesiyle elde edilmiş görüntüleri
- Fundus görüntülerinde anomalilerin en iyi görünürlük gösterdiği RGB renk uzayının yeşil kanalı üzerinden elde edilmiş görüntüleri
- Renkli görüntüler ve renkli görüntülerin medyan filtrelenmesiyle elde edilmiş ortak görüntü kümesi
- Renkli görüntüler, renkli görüntülerin medyan filtrelenmesi ve Gauss filtrelenmesiyle elde edilmiş ortak görüntü kümesi

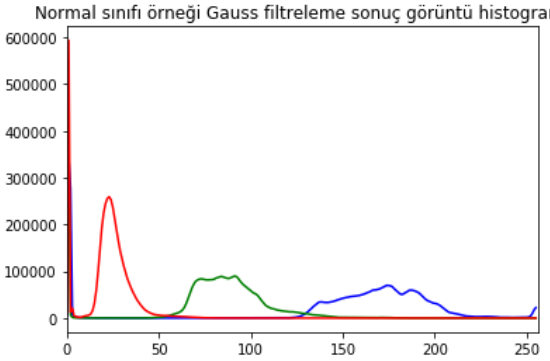
olmak üzere 6 ayrı grupta ele alınmıştır. Görüntülere uygulanan önişlemler için Python ile uyumlu OpenCV kütüphanesi kullanılmıştır. 3x3'lük pencere boyutu ile medyan filtreleme, 3x3'lük çekirdek boyutu ile Gauss filtreleme işlemi görüntülere uygulanmıştır. Normal ve DR2 sınıfına ait elde edilmiş görüntülere ait birer örnek ve histogram grafikleri Şekil 6.3'de sunulmaktadır.



Normal sınıfı örneği Gauss filtreleme sonuç görüntüsü



Normal sınıfı örneği Gauss filtreleme sonuç görüntü histogramı



Normal sınıfı örneği yesil kanal görüntüsü



Normal sınıfı örneği yeşil kanal sonuç görüntü histogramı



DR2 sınıfı örneği medyan filtreleme sonuç görüntüsü



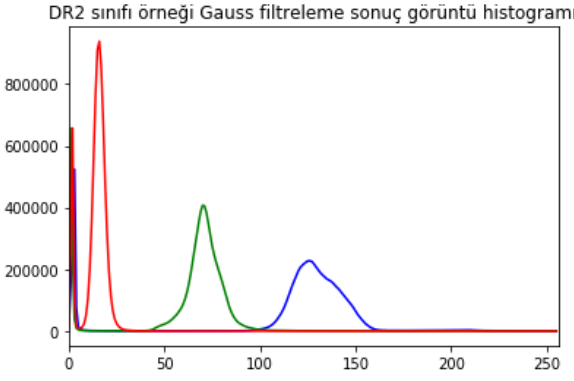
DR2 sınıfı örneği medyan filtreleme sonuç görüntü histogramı

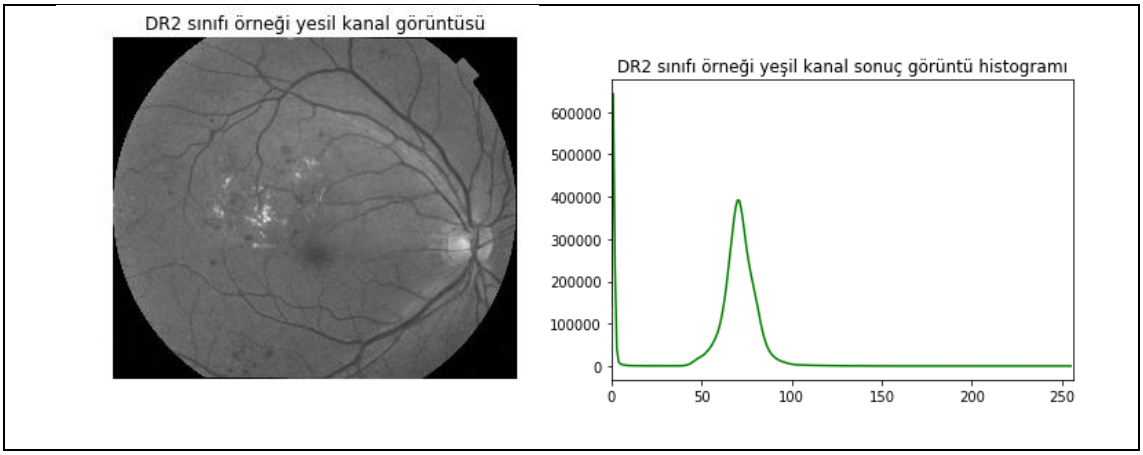


DR2 sınıfı örneği Gauss filtreleme sonuç görüntüsü



DR2 sınıfı örneği Gauss filtreleme sonuç görüntü histogramı



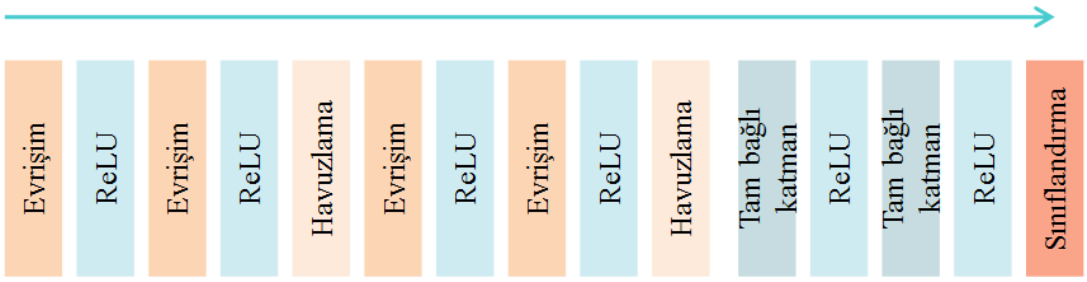


Şekil 6.3 İkili sınıflandırmada görüntülerin önişlemi ile elde edilmiş sonuç görüntülere ait birer örnek ve histogram grafikleri

Çalışmada veri kümesinin % 20'si ve ayrıca % 40'ı doğrulama için ayrılarak iki ayrı oransal değerin sonuçlardaki etkisi incelenmiştir. Program içinde, (0°-180°) arası rastgele döndürme, yatay aynalama, rastgele eğme dönüşümleri, görüntülerin içinde rastgele yakınlaştırma gibi işlemler ile veri miktarının artırılması sağlanmıştır.

Çalışmada kullanılan ESA mimarisi Şekil 6.4'de sunulmaktadır.

ESA, 2 evrişim katmanı sonrası 1 maksimum havuzlama katmanı olmak üzere 2 gruptan oluşan bir özellik çıkarma bölümü ve 2 tam bağlı katmanın sonunda sınıflandırmanın yapıldığı bir sınıflandırma katmanından oluşmaktadır.



Şekil 6.4 Evrişimsel sinir ağı mimarisi [38]

2 gruptan oluşan özellik çıkarma bölümünde 1. grup evrişim katmanlarında 32, 2. grup evrişim katmanlarında 64 özellik haritası oluşturulmuştur. Tüm evrişim katmanlarında 3x3'lük filtrenin 1 adım ilerlemesi ile özellik haritaları oluşmuştur. Aktivasyon fonksiyonu olarak ReLU kullanılmıştır. Havuzlama katmanında 2x2'lik pencere boyutu ile maksimum havuzlama işlemi

kullanılmıştır. 512 ve 256 nörondan oluşan iki tam bağlı katmanı SoftMax aktivasyon fonksiyonu ile sağlıklı veya hastalıklı fundus görüntüsü olma tahminini vermesi için bir sınıflandırma katmanı izler. Modelin optimizasyon algoritması olarak Adam yöntemi, 0.0001 öğrenme oranında başlatılarak kullanılmıştır. Özellik çıkarma bölümü ve iki tam bağlı katmandan oluşan sınıflandırma bölümü çıktılarının belli limitlerde tutulması için bu bölümlere yığın normalizasyon işlemi uygulanmıştır. 0.25 olasılıklı DropOut işlemi sınıflandırma bölümünde uygulanmıştır. Model 50 ve 400 iterasyon ile eğitilerek doğruluk, özgüllük, duyarlılık metriklerine göre modelin verimliliği incelenmiştir.

6.1.2.2 Dört Dereceli Sınıflandırma

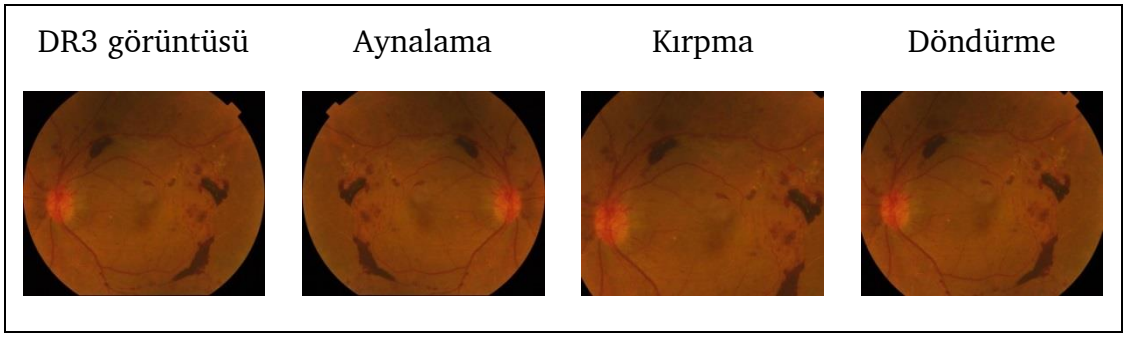
Dört dereceli sınıflandırma işlemi için uygulanmış her iki ESA mimarisinin değerlendirilmesinde, kaynak [44] veri kümesinden alınmış örneklerin veri artırma işlemiyle elde edilmiş ve miktarları değişkenlik gösteren 4 ayrı veri kümesi kullanılmıştır. Kullanılan kaynak [44] veri kümesinde toplam 1087 yüksek kaliteli fundus görüntüsü 37 kategoriye ayrılmış olarak sunulmaktadır. Bu kategorilerden sağlıklı, DR1 (hafif NPDR), DR2 (orta/şiddetli NPDR), DR3 (PDR) görüntülerinden her sınıf için 42 adedi değerlendirmeye alınmıştır. Her sınıf için 5 adet test örneği ayrıldıktan sonra her sınıf için geriye kalan 37 örnek eğitim için kullanılmıştır. Veri artırma işlemiyle 37 örneğin 11 katı görüntü elde edilerek var olan 37 örneğe eklenmiştir, 444 (37x11+37), her sınıf için sonuçta oluşan birinci veri kümesi miktarıdır, toplam veri kümesi miktarı ise 1776 (444x4) dır. İncelemedeki ikinci veri kümesi veri artırma işlemiyle 37 örneğin 17 katı görüntü elde edilerek var olan 37 örneğe eklenmesiyle elde edilmiştir. Bu veri kümesinde her sınıf için sonuçta oluşan veri kümesi miktarı 666 (37x17+37), toplam veri kümesi miktarı ise 2664 (666x4) tür. İncelemedeki üçüncü ve dördüncü veri kümesi her sınıf içindeki 37 örnek arasından seçilmiş her sınıf için 10 adet örnekle sağlanmıştır. Buna göre üçüncü veri kümesinde her sınıf içindeki 10 adet örneğin de veri artırma işlemiyle 11 katının alınması ve var olan 10 örneğe eklenmesiyle her sınıf için 120 (10x11+10) görüntü ve toplamda veri kümesi miktarı 480 (120x4) olan üçüncü veri kümesi elde edilmiştir. Dördüncü veri kümesinde ise her sınıf içindeki 10 adet örneğin veri artırma

işlemiyle 17 katının alınması ve var olan 10 örneğe eklenmesiyle her sınıf için 180 (10x17+10) görüntü ve toplamda veri kümesi miktarı 720 (180x4) olan dördüncü veri kümesi elde edilmiştir. Veri kümelerindeki örnek miktarları Tablo 6.1'de özetlenmektedir. Yazının devamında bu veri kümelerinden ilk eğitim kümesi için "37x12" etiketi ile, ikinci eğitim kümesi için "37x18" etiketi ile, üçüncü eğitim kümesi için "10x12" etiketi ile ve dördüncü eğitim kümesi için "10x18" etiketi ile bahsedilmektedir.

Tablo 6.1 Veri kümelerindeki örnek miktarları

Veri Kümesi	Her Sınıf İçindeki Örnek Miktarı	Dört Sınıf için Toplam Örnek Miktarı	Sonuç
37x12	444	1776	5328
37x18	666	2664	7992
10x12	120	480	1440
10x18	180	720	2160

Çalışmada, % 50 olasılıkla yatay aynalama, görüntünün rastgele bir alanını kırparak veri kümesine dahil etme ve görüntüyü sola ve sağa maksimum 10^0 döndürme işlemleriyle veri artırma işlemi yapılmıştır. Veri artırma işlemi için Python ile uyumlu Augmentor kütüphanesi kullanılmıştır. DR3 sınıfına ait bir görüntünün veri artırma işlemleriyle elde edilmiş 3 örneği Şekil 6.5'de görülmektedir.



Şekil 6.5 DR3 sınıfına ait bir görüntünün veri artırma işlemleriyle elde edilmiş 3 örneği [38]

Bu çalışmada:

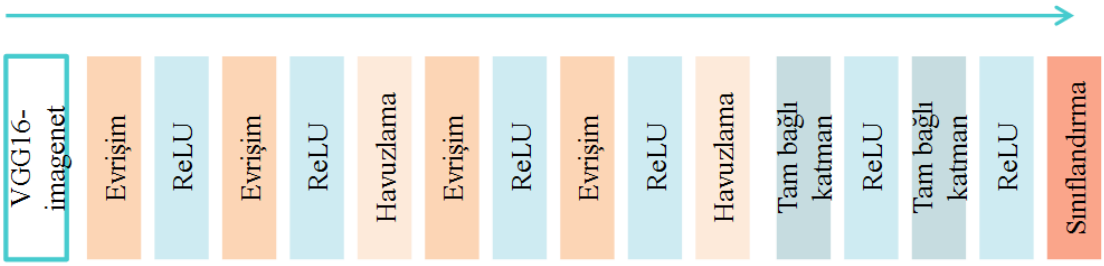
1) Renkli görüntüler

2) Renkli görüntülerin medyan filtrelenmesiyle elde edilmiş görüntüleri

3) Renkli görüntülerin Gauss filtrelenmesiyle elde edilmiş görüntüleri

bir araya getirilmiştir. “37x12” grubu için toplamda 5328 (1776x3) eğitim görüntüsü, “37x18” grubu için toplamda 7992 (2664x3) eğitim görüntüsü, “10x12” grubu için 1440 (480x3) eğitim görüntüsü ve “10x18” grubu için toplamda 2160 (720x3) eğitim görüntüsü incelemeye dahil edilmiştir. Sonuçta ESA mimarilerinde kullanılmak üzere elde edilmiş veri kümelerindeki örnek miktarları Tablo 6.1’de sunulmaktadır. Görüntüler boyut olarak çeşitlilik gösterdiği için her görüntü 128x128’lik sabit boyuta indirgenmiştir. Eğitim için oluşturulmuş görüntülerin % 20’si doğrulama için ayrılmıştır.

Dört dereceli sınıflandırma çalışmasında kullanılan ESA mimarisi iki dereceli sınıflandırma çalışmasında kullanılan mimaridir. Ayrıca bu mimariye transfer öğrenme işleminin katılmasıyla oluşmuş diğer bir mimarinin incelenmesiyle sonuçta 2 ayrı ESA mimarisinin dört dereceli sınıflandırma işlemi için değerlendirmesi yapılmıştır. Dört dereceli sınıflandırma işlemi için ikinci ESA mimarisi Şekil 6.6’da sunulmaktadır.



Şekil 6.6 Transfer öğrenme yoluyla oluşturulmuş evrişimsel sinir ağı mimarisi

İkinci ESA mimarisi için yapılan işlem ilk olarak ImageNet veri kümesi üzerinde önceden eğitilmiş VGG-16 mimarisinin tam bağlı katmanları olmadan modelin yüklenmesi ve devamında mimarinin son 2 evrişim katmanı harici diğer üst katmanlarının ağırlıklarının dondurulması ve bu şekilde ağın eğitilebilir parametreleri belirlendikten sonra var olan mimariye parametrelerin dahil edilmesi şeklindedir.

Her iki model 10, 25 ve 50 iterasyon ile eğitilerek doğruluk, özgüllük, duyarlılık sonuç değerleri incelenmiştir.

6.2 Bölütleme

Bölütleme işlemi için kullanılan veri kümesi “6.2.1 Veri Kümesi” bölümünde,

görüntülere uygulanan önişlem “6.2.2 Tek Kanal Görüntülerin Bölütlenmesinde Uygulanan Önişlem” ve “6.2.4 Üç Kanallı Görüntülerin Bölütlenmesinde Uygulanan Önişlem” bölümlerinde, bölütleme işlemi için yapılan uygulamalar “6.2.3 Tek Kanal Görüntüleriyle Bölütleme Uygulamaları” ve “6.2.5 Üç Kanallı Görüntülerle Bölütleme Uygulamaları” bölümlerinde sunulmaktadır.

6.2.1 Veri Kümesi

Bölütleme işlemi için DRIVE veri kümesinden faydalanılmıştır [49]. DRIVE veri kümesi, retinal görüntülerde kan damarlarının bölütlenmesi üzerine yapılan çok sayıda çalışmaya veri sağlamaktadır. Veri kümesi [50] adresinden elde edilebilir.

DRIVE veri kümesi görüntüleri, tarama popülasyonu 25-90 yaşları arasında 400 diyabetli denekten oluşan Hollanda'daki bir diyabetik retinopati tarama programından elde edilmiştir. 33 diyabetik retinopati belirtisi göstermeyen ve 7 hafif erken diyabetik retinopati belirtileri gösteren 40 görüntü rastgele seçilerek veri kümesi oluşturulmuştur.

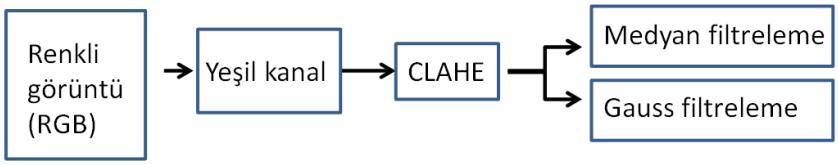
DRIVE veri kümesi RGB uzayında gösterilen 40 adet farklı retina görüntüsünden oluşmaktadır. TIFF formatında sunulan görüntü boyutları 565x584’dür. Bu görüntülerden 20 adedi eğitim için 20 adedi ise test için ayrılmıştır. Her görüntünün görüş alanı (FOV), yaklaşık 540 piksellik bir çapa sahip daireseldir. Her görüntü için uzmanlar tarafından retina damarlarının elle çizildiği gerçek referans görüntüler de veri kümesi içinde bulunmaktadır.

Bölütleme çalışması için kullanılan veri kümesine 2 ayrı önişlem uygulanarak görüntüler tek kanal veya üç kanal şeklinde U-Net mimarisine dayalı kurulmuş mimariler çerçevesinde incelenmiştir.

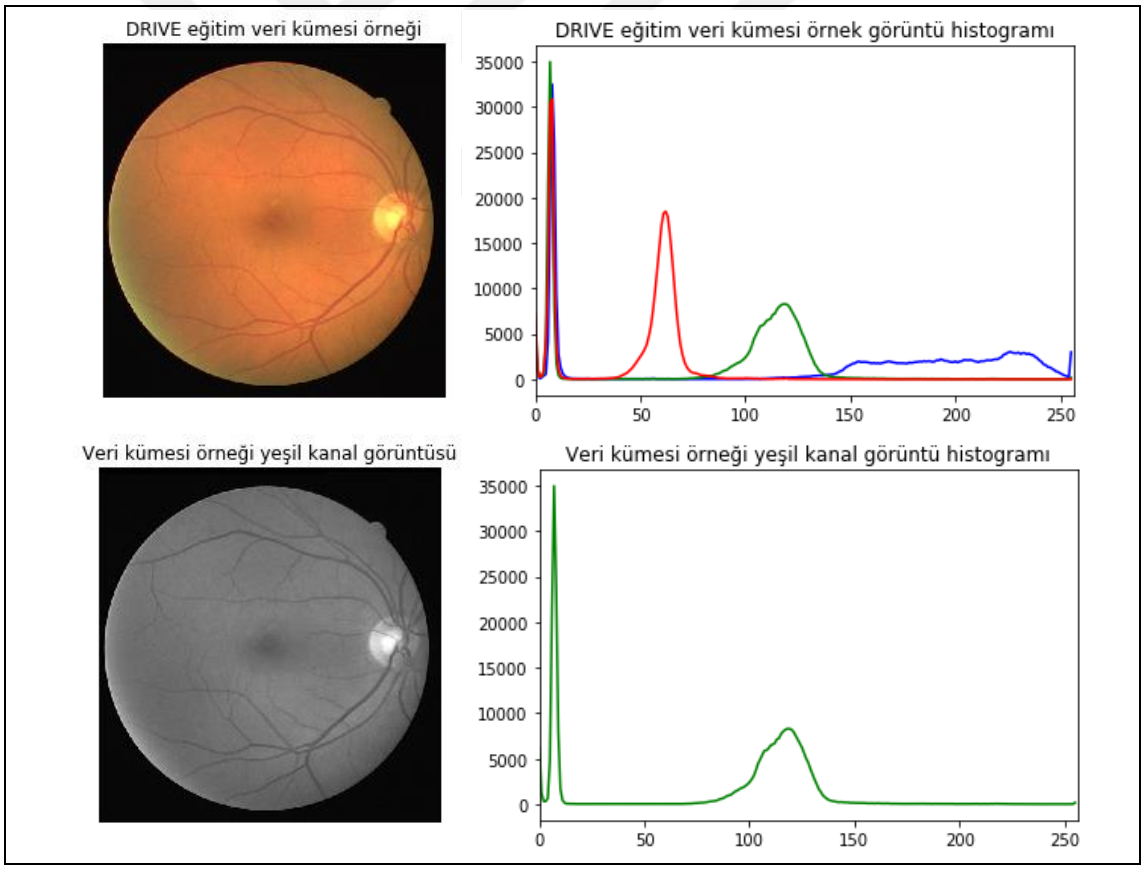
6.2.2 Tek Kanal Görüntülerin Bölütlenmesinde Uygulanan Önişlem

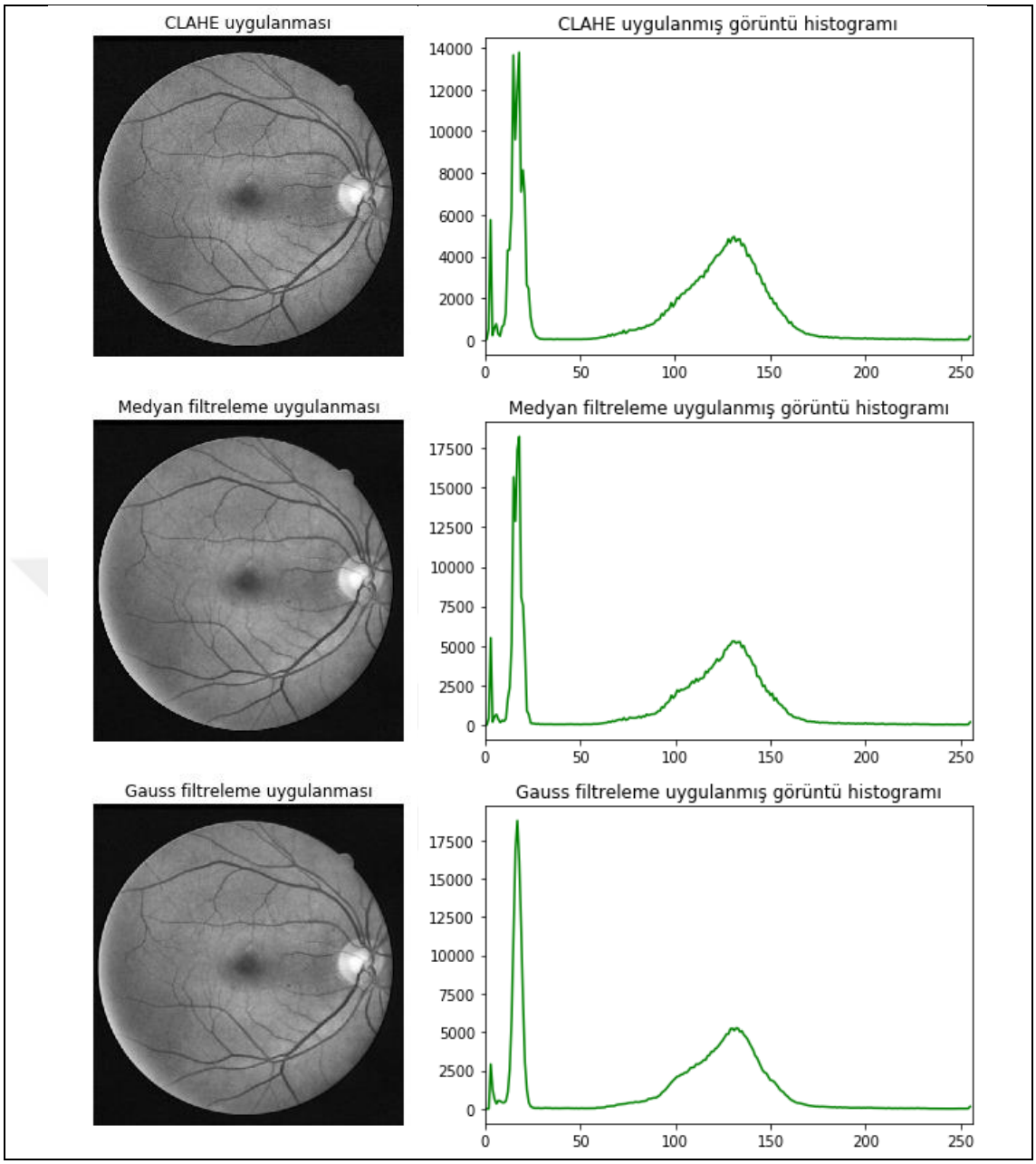
Bu aşamada uygulanan önişlem Şekil 6.7‘de belirtilmektedir. Görüntülere uygulanan önişlemler için Python ile uyumlu OpenCV kütüphanesi kullanılmıştır. Eğitim veri kümesindeki renkli görüntülerin yeşil kanal görüntüleri elde edilip görüntü kontrastının artırılması için yeşil kanal görüntülerine 8x8’lik bloklar içinde, belirli bir kontrast sınırının üstündeki piksellerin kırpılması ve diğer bölmelere eşit olarak dağıtılması için kırpma limiti 2.0 olarak belirtilmiş CLAHE

işlemi uygulanmıştır devamında 3x3'lük pencere boyutu ile medyan filtreleme veya 3x3'lük çekirdek boyutu ile Gauss filtreleme işlemi işlemler sonucu oluşan gürültüyü azaltmak için kullanılmıştır. Görüntü piksel değerleri 255'e bölünerek görüntü piksel değer aralığının (0-1) aralığına alınması sağlanmıştır. Şekil 6.8'de önişlem aşamalarından elde edilmiş örnek görüntüler ve histogram grafikleri sunulmaktadır. 128x128 boyutuna indirgenmiş görüntüler kurulmuş mimarilerde incelenmiştir.



Şekil 6.7 Tek kanal görüntülerin bölütlenmesinde görüntülere uygulanan önişlem aşamaları





Şekil 6.8 Tek kanal görüntüsü önişlem aşamalarından elde edilmiş örnek görüntü ve histogram grafiği

Veri artırma için % 50 olasılıkla yatay aynalama, görüntünün rastgele bir alanını kırparak veri kümesine dahil etme ve görüntüyü sola ve sağa maksimum 10^0 döndürme işlemleri yapılmıştır. Veri artırma işlemi için Python ile uyumlu Augmentor kütüphanesi kullanılmıştır.

Önişlemle elde edilen tek kanal görüntülerinin veri kümesinde:

1) Medyan filtrelenmeyle elde edilmiş 4000 adet görüntü

2) Gauss filtrelenmeyle elde edilmiş 4000 adet görüntü

bir araya getirilmiştir.

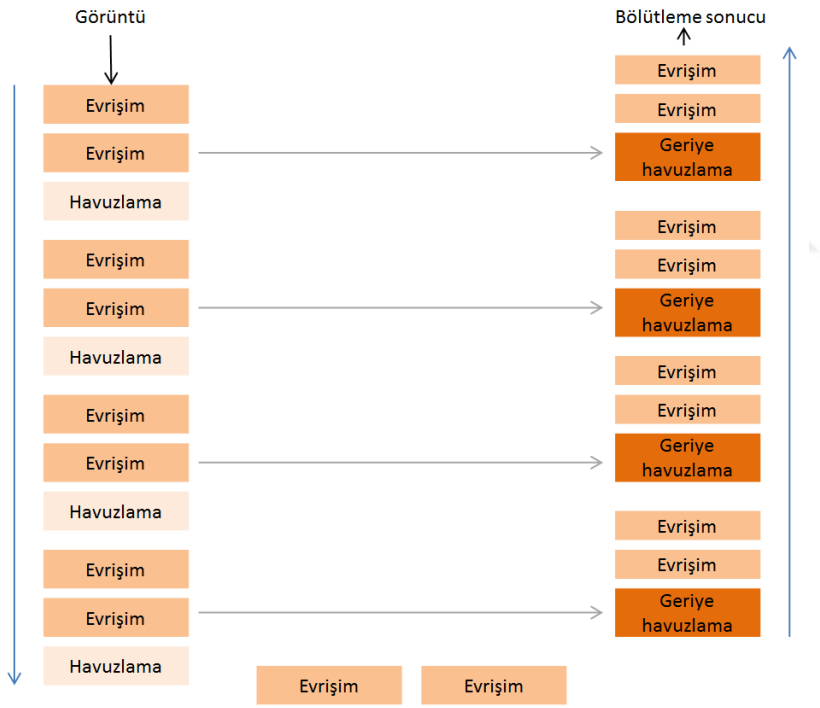
Aynı veri artırma işlemine tabi tutulmuş ve 128x128 boyutuna getirilmiş gerçek referans görüntüler de tek kanal görüntüleri gibi normalize edilerek piksel değerlerinin (0-1) aralığına getirilmesi sağlanmıştır. Eğitim için oluşturulmuş 8000 adet tek kanal görüntüleri ve gerçek referans görüntülerinin % 20'si doğrulama için ayrılmıştır.

6.2.3 Tek Kanal Görüntüleriyle Bölütleme Uygulamaları

Tek kanal görüntüleriyle bölütleme işlemi 3 uygulama ile incelenmiştir. Her uygulama için kullanılan mimari yazının devamında açıklanmaktadır.

6.2.3.1 Uygulama 1

U-Net mimarisi temelinde kurulmuş ağ mimarisi Şekil 6.9'da sunulmaktadır.

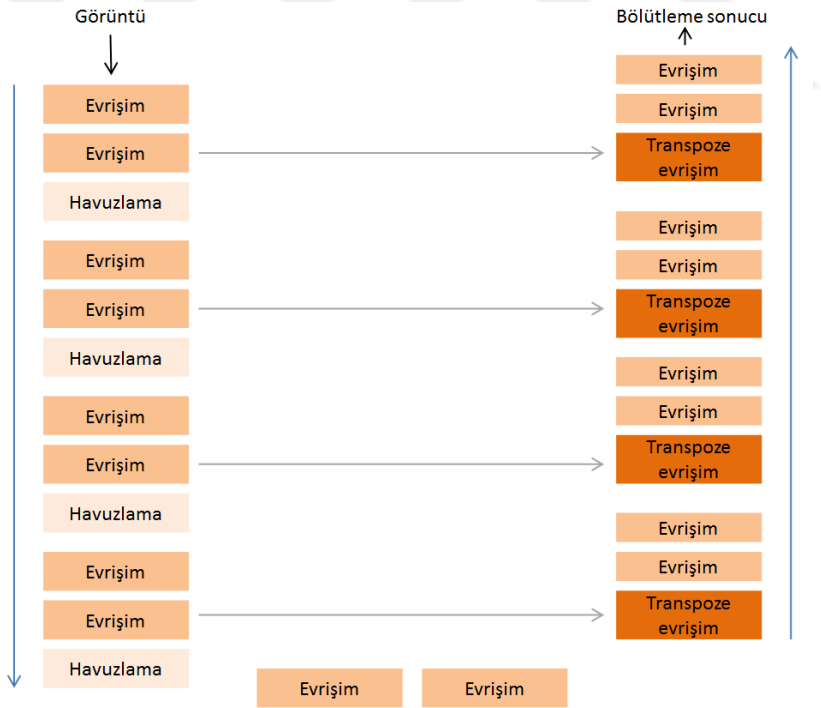


Şekil 6.9 Tek kanallı görüntülerle bölütleme işlemi için birinci uygulama ağ mimarisi

Kodlayıcı bölümde (sol) dört aşağı örnekleme basamağı vardır. Her basamakta, iki adet 3x3'lük evrişim katmanı vardır. Burada aktivasyon fonksiyonu olarak ReLU işlev görür ve aşağı örnekleme için 2x2'lik maksimum havuzlama işlemi ile devam eder. İlk katmandaki özellik haritası miktarı 8'dir ve her aşağı örnekleme işleminde özellik haritalarının sayısı iki katına çıkarılmıştır. Kod çözücü bölüm

(sağ), kodlayıcı bölüme simetrik ve dört yukarı örnekleme basamağı vardır. Genişleme yolundaki (sağ) her basamakta, özellik haritalarının sayısını yarıya indiren 2x2'lik yukarı örnekleme işlemi ile elde edilen özellik haritaları aynı seviyedeki daralan yolda (sol) karşılık gelen basamaktaki özellik haritaları ile birleştirilmiş ve devamında aktivasyon fonksiyonu olarak ReLU'nun kullanıldığı iki 3x3'lük evrişim işlemi gerçekleşmiştir. Çıkışta her piksel için tüm özellik haritalarından gelen bilgileri iki elemanlı bir vektöre indirgeyen Sigmoid aktivasyon fonksiyonu ile 1 × 1'lik evrişim katmanı kullanılmıştır. Modeldeki evrişim işlemleri giriş ve çıkış özellik harita boyutları aynı tutularak filtrenin 1 adım ilerlemesi ile gerçekleşmiştir. Modelin optimizasyon algoritması olarak Adam yöntemi, 0.0001 öğrenme oranında başlatılarak kullanılmıştır. Evrişim katmanları sonrası yığın normalizasyon işlemi ve 0.25 olasılıklı DropOut işlemi uygulanmıştır. Model 100 iterasyon ile eğitilerek Jaccard, Dice, doğruluk, özgüllük, duyarlılık metriklerine göre modelin verimliliği incelenmiştir.

6.2.3.2 Uygulama 2



Şekil 6.10 Tek kanallı görüntülerle bölütleme işlemi için ikinci uygulama ağ mimarisi

Tek kanal görüntüleriyle U-Net mimarisine dayalı bölütleme işlemi için ikinci uygulama, birinci uygulamanın U-Net mimarisinde yukarı örnekleme aşamasında kullanılan geriye havuzlama işlemi yerine transpoze evrişim işleminin kullanılarak hangi işlemin bölütlemede daha verimli sonuç verdiğinin incelenmesidir. Bu uygulama için oluşturulmuş mimari Şekil 6.10'da sunulmaktadır.

İlk transpoze evrişim katmanı özellik haritası miktarı 64'dür ve her yukarı örnekleme işleminde özellik haritalarının sayısı yarıya indirilmiştir. Uygulamada kullanılan transpoze evrişim katmanı harici tüm katman parametreleri ve işlemler uygulama 1 mimarisiyle aynıdır.

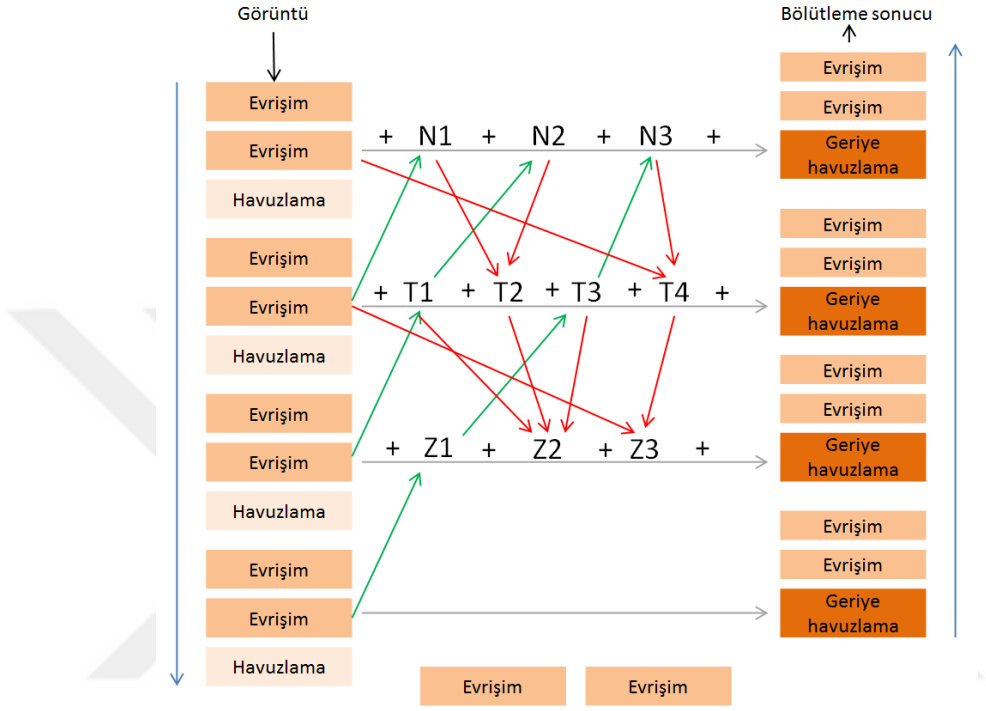
6.2.3.3 Uygulama 3

Genel bir bakış açısıyla, U-Net mimarisinin kodlayıcı bölümü (sol) giriş görüntüsünün çözünürlüğünü azaltması nedeniyle aşağı doğru ilerleyen bir merdiven ve kod çözücü bölümü (sağ) ise özellik haritalarının çözünürlüğünü artırması nedeniyle yukarı doğru ilerleyen bir merdiven gibi düşünülebilir.

Kodlayıcı bölümde oluşan düşük çözünürlüklü özellik haritaları ile kod çözücü bölümde oluşan yüksek çözünürlüklü özellik haritalarını birleştiren atlama bağlantıları, hedef nesnelerin ince ayrıntısını kurtarmada etkili bir yöntemdir. Tek kanal görüntüleriyle U-Net mimarisine dayalı bölütleme işlemi için önerilen üçüncü mimari, yukarı örnekleme ile elde edilen lokalizasyon bilgisini ve aşağı örnekleme ile elde edilen bağlam bilgisini atlama bağlantıları üzerinde yoğunlaştırarak kodlayıcı ve kod çözücü bölüm arasında kullanılması şeklindedir. Bu çerçevede kurulmuş mimari Şekil 6.11'de sunulmaktadır.

Üçüncü mimari, daralan yol (sol) ve genişleyen yol (sağ) katman ve parametreleri açısından tek kanal görüntüleriyle U-Net mimarisine dayalı bölütleme işleminin birinci uygulama mimarisi ile aynıdır. Şekil 6.11'de yeşil oklar geriye havuzlama işlemi ile yukarı örneklemeyi, kırmızı oklar maksimum havuzlama işlemiyle aşağı örnekleme işlemini temsil etmektedir, maksimum havuzlama işlemi sonuç özellik haritaları bağlanarak (concatenate) bir araya getirilmiştir. Şekil 6.11'de yoğunlaştırılmış atlama bağlantıları üzerinde N1, N2, N3, T1, T3, Z1 yukarı örnekleme işlemi ile elde edilmiş özellik haritalarını temsil

etmektedir ve T2, T4, Z2, Z3 aşağı örnekleme işlemi ile elde edilmiş özellik haritalarını temsil etmektedir. “+” sembolü ile özellik haritalarının bağlanarak (concatenate) atlama bağlantılarını oluşturduğu ifade edilmektedir. Atlama bağlantılarını oluşturan maksimum havuzlama ve geriye havuzlama işlemlerinde 2x2’lik pencere kullanılmıştır.

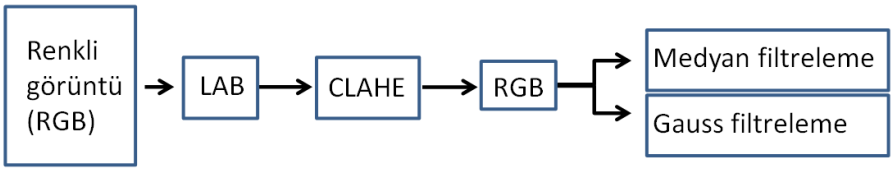


Şekil 6.11 Tek kanallı görüntülerle bölütleme işlemi için üçüncü uygulama ağ mimarisi

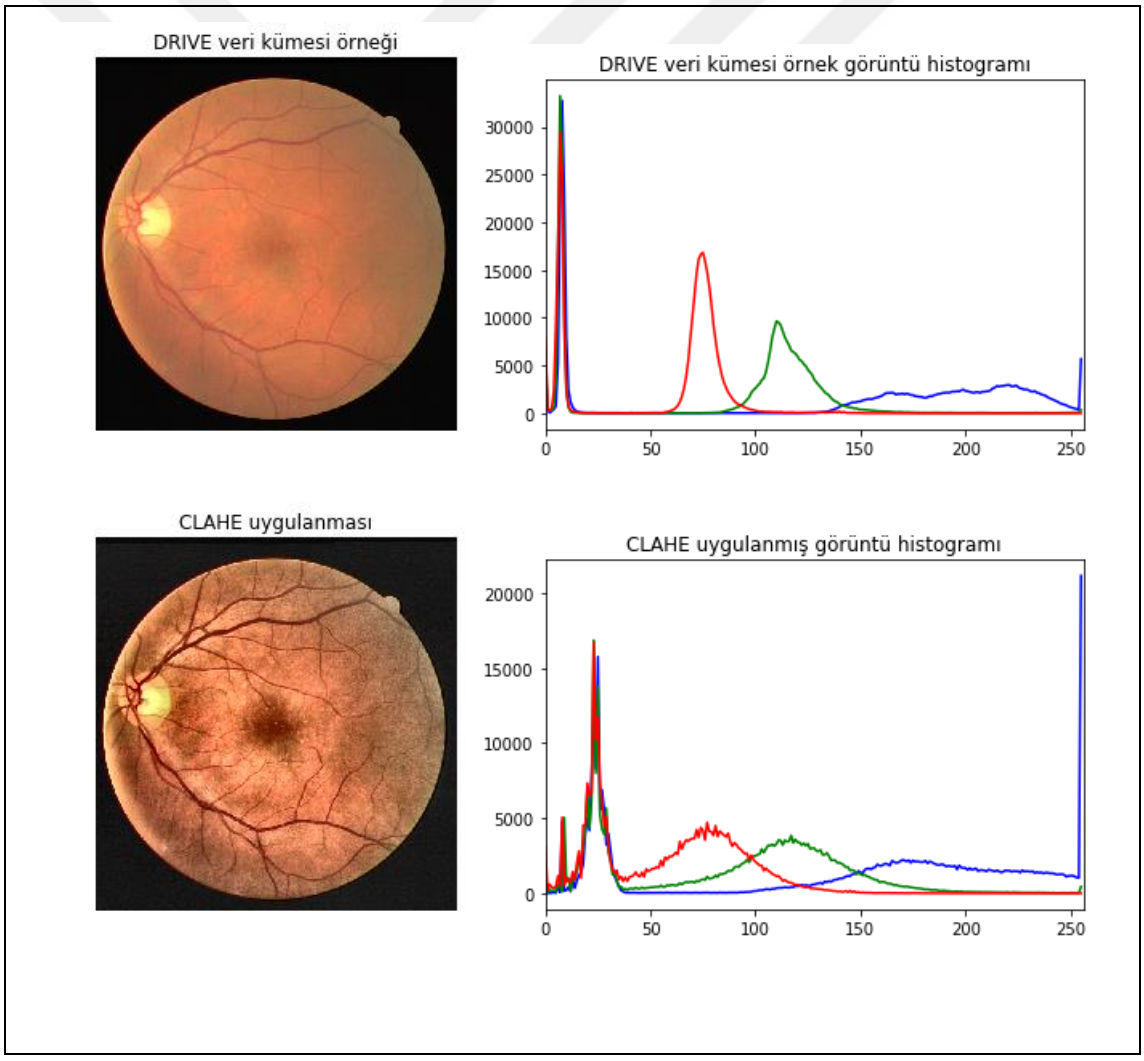
6.2.4 Üç Kanallı Görüntülerin Bölütlenmesinde Uygulanan Önişlem

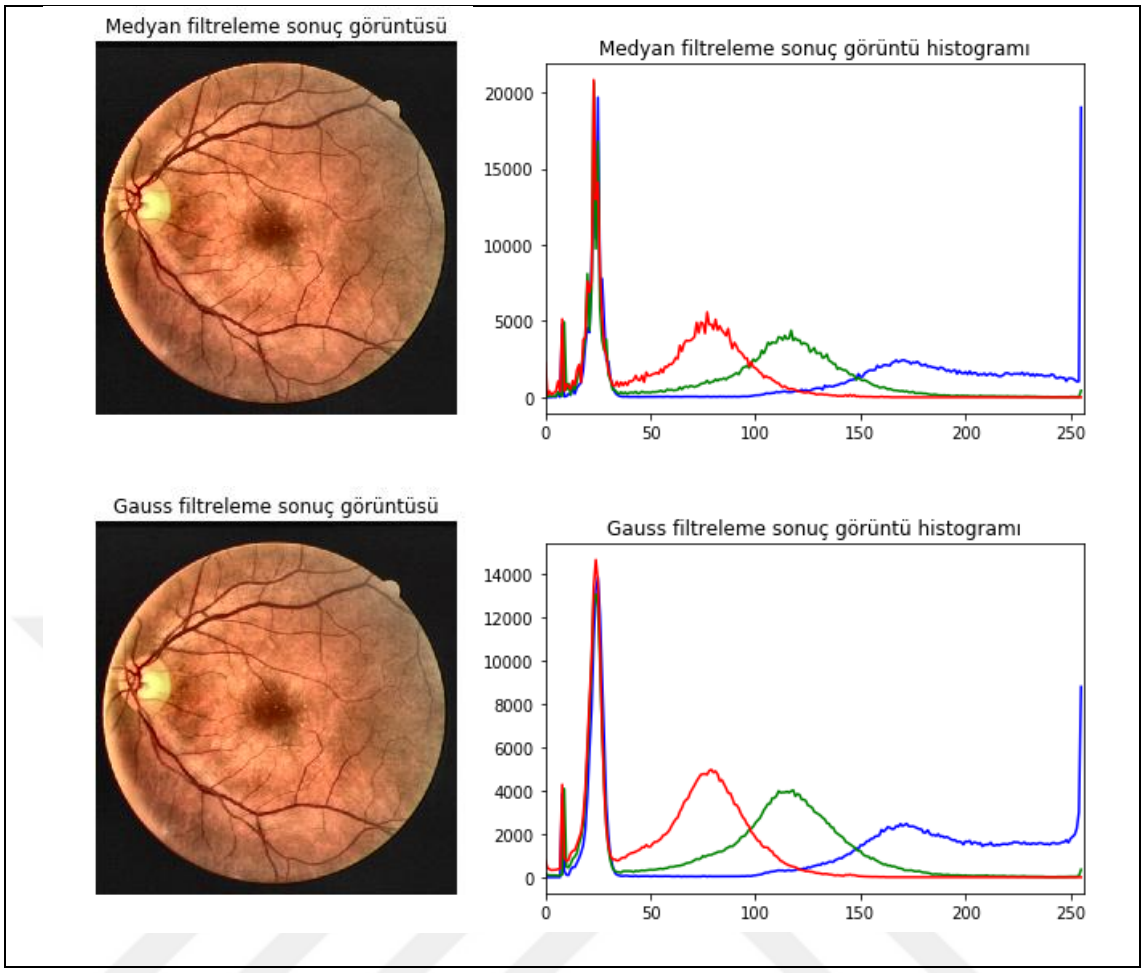
Bu aşamada uygulanan önişlem Şekil 6.12‘de belirtilmektedir. Görüntülere uygulanan önişlemler için Python ile uyumlu OpenCV kütüphanesi kullanılmıştır. Görüntünün LAB renk modeline çevrimi sonrası kırmızı ile yeşil arasındaki renk dengesini belirten A kanalı ve sarı ile mavi arasındaki renk dengesini belirten B kanalı, renk değerine sahip olmayan ve sadece görüntüdeki en aydınlık ve en karanlık noktalar arasındaki kontrastı içeren L kanalından ayrılmıştır ve L kanalına 8x8’lik bloklar içinde, belirli bir kontrast sınırının üstündeki piksellerin kırpılması ve diğer bölmelere eşit olarak dağıtılması için kırpma limiti 5.0 olarak belirtilmiş CLAHE işlemi uygulanmıştır devamında kanallar birleştirilip görüntünün LAB renk modelinden RGB modeline dönüşümü sağlanmıştır. Gürültüyü azaltmak için 3x3’lük pencere boyutu ile medyan filtreleme veya

3x3'lük çekirdek boyutu ile Gauss filtreleme işlemi görüntülere uygulanmıştır. Görüntü piksel değerleri 255'e bölünerek görüntü piksel değerlerinin (0-1) aralığına alınması sağlanmıştır. Şekil 6.13'de önişlem aşamalarından elde edilmiş örnek görüntüler ve histogram grafikleri sunulmaktadır. 128x128 boyutuna indirgenmiş görüntüler kurulmuş mimarilerde incelenmiştir.



Şekil 6.12 Üç kanal görüntülerin bölütlenmesinde görüntülere uygulanan önişlem aşamaları





Şekil 6.13 Üç kanallı görüntü önişlem aşamalarından elde edilmiş örnek görüntü ve histogram grafiği

Veri artırma için % 50 olasılıkla yatay aynalama, görüntünün rastgele bir alanını kırparak veri kümesine dahil etme ve görüntüyü sola ve sağa maksimum 10^0 döndürme işlemleri yapılmıştır. Veri artırma işlemi için Python ile uyumlu Augmentor kütüphanesi kullanılmıştır.

Önişlemle elde edilen üç kanallı görüntülerin veri kümesinde:

1) Medyan filtrelenmeyle elde edilmiş 4000 adet görüntü

2) Gauss filtrelenmeyle elde edilmiş 4000 adet görüntü

bir araya getirilmiştir.

Aynı veri artırma işlemine tabi tutulmuş ve 128x128 boyutuna getirilmiş gerçek referans görüntülerin de piksel değerleri 255'e bölünerek görüntü piksel değerlerinin (0-1) aralığına alınması sağlanmıştır. Eğitim için oluşturulmuş 8000

adet üç kanallı görüntüler ve gerçek referans görüntülerinin % 20'si doğrulama için ayrılmıştır.

6.2.5 Üç Kanallı Görüntülerle Bölütleme Uygulamaları

Üç kanallı görüntülerle bölütleme işlemi 4 uygulama ile incelenmiştir. Her uygulama için kullanılan mimari aşağıda açıklanmaktadır.

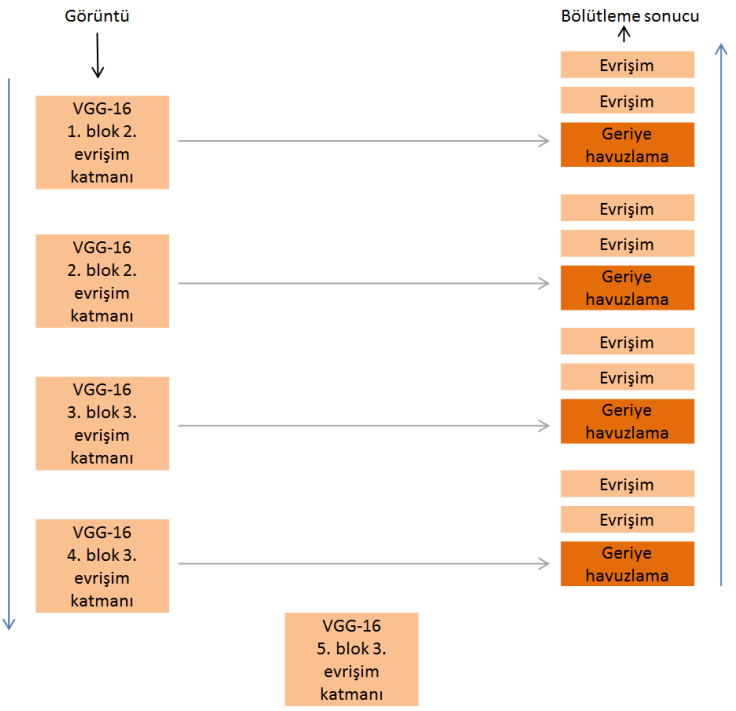
6.2.5.1 Uygulama 1

Tek kanal görüntüleriyle U-Net mimarisine dayalı bölütleme işlemi için uygulama 1 mimarisi (yukarı örnekleme aşamasında geriye havuzlama işleminin kullanıldığı U-Net mimarisi) üç kanallı görüntülerle bölütleme işleminde de uygulanmıştır. Çıkışta her piksel için tahminleri oluşturmak amacıyla son katmanda Sigmoid aktivasyon fonksiyonu kullanılmıştır. Modeldeki evrişim işlemleri giriş ve çıkış özellik harita boyutları aynı tutularak filtrenin 1 adım ilerlemesi ile gerçekleşmiştir. Modelin optimizasyon algoritması olarak Adam yöntemi, 0.0001 öğrenme oranında başlatılarak kullanılmıştır. Model 100 iterasyon ile eğitilerek Jaccard, Dice, doğruluk, özgüllük, duyarlılık sonuç değerleri incelenmiştir.

6.2.5.2 Uygulama 2

Üç kanallı görüntülerle U-Net mimarisine dayalı bölütleme işlemi için ikinci uygulama ağ mimarisi Şekil 6.14'de sunulmaktadır. Mimarinin genişleyen yolu (sağ) tek kanal görüntüleriyle U-Net mimarisine dayalı bölütleme işlemi için oluşturulmuş birinci uygulama mimarisi ile aynıdır. Daralan yolu ise tam bağlı katmanları olmayan ve ImageNet veri kümesi ile önceden eğitilmiş VGG-16 mimarisinin katmanlarının kullanımıyla oluşturulmuştur. Mimariye dahil edilen katmanlar; 1. katman için VGG-16 mimarisinin 1. blok 2. evrişim katmanı, 2. katman için VGG-16 mimarisinin 2. blok 2. evrişim katmanı, 3. katman için VGG-16 mimarisinin 3. blok 3. evrişim katmanı, 4. katman için VGG-16 mimarisinin 4. blok 3. evrişim katmanı ve 5. katman için VGG-16 mimarisinin 5. blok 3. evrişim katmanıdır. U-Net mimarisinde olduğu gibi daralan yol (sol) ve genişleyen yol (sağ) karşılıklı katmanları arası atlama bağlantıları uygulanmıştır. Model eğitimi yapılırken VGG-16 mimarisinin (13-16) katman ağırlıkları dondurularak eğitime dahil edilmemiştir. Eğitim parametreleri üç kanallı görüntülerle U-Net

mimarisine dayalı bölütleme işlemi için oluşturulmuş uygulama 1 mimarisi ile aynı özellikleri içermektedir.



Şekil 6.14 Üç kanallı görüntülerle bölütleme işlemi için ikinci uygulama ağ mimarisi

6.2.5.3 Uygulama 3

Tek kanal görüntüleriyle U-Net mimarisine dayalı bölütleme işlemi için oluşturulmuş uygulama 3 mimarisi (U-Net mimarisine dayalı önerilen mimari) üç kanallı görüntülerle bölütleme işleminde de uygulanmıştır. Çıkışta her piksel için tahminleri oluşturmak amacıyla son katmanda Sigmoid aktivasyon fonksiyonu kullanılmıştır. Modeldeki evrişim işlemleri giriş ve çıkış özellik harita boyutları aynı tutularak filtrenin 1 adım ilerlemesi ile gerçekleşmiştir. Modelin optimizasyon algoritması olarak Adam yöntemi, 0.0001 öğrenme oranında başlatılarak kullanılmıştır. Model 100 iterasyon ile eğitilerek Jaccard, Dice, doğruluk, özgüllük, duyarlılık sonuç değerleri incelenmiştir.

6.2.5.4 Uygulama 4

Uygulama 4, ImageNet veri kümesi üzerinde eğitilmiş VGG-16 modelinden elde edilmiş ağırlıklar [51] adresinden alınarak sonuç ağırlıklarının üç kanallı görüntülerle U-Net mimarisine dayalı bölütleme işlemi için yapılan üçüncü

uygulama mimarisinde kullanılması sağlanmıştır. Ön eğitimli ağırlıkların kullanılması nedeniyle iterasyon miktarı diğer uygulamalara göre yarıya indirilerek Jaccard, Dice, doğruluk, özgüllük, duyarlılık sonuç değerleri incelenmiştir.

7
Bulgular

7.1 Kullanılan Metrikler

Sınıflandırma ve bölütleme uygulamaları için doğruluk, duyarlılık, özgüllük ayrıca, bölütleme uygulaması için Dice ve IoU metrikleri ile ağ performans ölçümleri incelenmiştir. Bu parametrelerin belirlenmesinde yardımcı olan öğeler: Doğru Pozitif (True Positive-TP), Doğru Negatif (True Negative -TN), Yanlış Pozitif (False Positive-FP) ve Yanlış Negatif (False Negative-FN)'dir.

7.1.1 İkili Sınıflandırma

TP: Doğru olarak belirlenmiş DR görüntülerinin miktarı.

TN: Doğru olarak belirlenmiş normal görüntülerin miktarı.

FP: Normal görüntülerin DR görüntüleri olarak belirlenmesi.

FN: DR görüntülerinin normal görüntüler olarak belirlenmesi.

7.1.2 Dört Dereceli Sınıflandırma

TP: Sınıfın doğru olarak belirlenmiş miktarı.

TN: Sınıfın haricindeki diğer sınıf görüntülerinin toplam miktarı.

FP: Tahmin edilmiş sınıf görüntülerinin gerçekte farklı bir sınıfa ait olması.

FN: Gerçek sınıf görüntülerinin diğer sınıf görüntüleri olarak tahmin edilmesi.

7.1.3 Bölütleme

TP: Bölütlenmiş sonuç ile gerçek referans kesişme alanlarındaki piksel miktarı.

TN: Bölütlenmiş sonuç ve gerçek referans görüntüleri dışında kalan alanlardaki piksel miktarı.

FP: Bölütlenmiş sonuç görüntülerinin gerçek referans görüntüleri ile kesişmeyen alanlardaki piksel miktarı.

FN: Gerçek referans görüntülerinin bölütlenmiş sonuç görüntüleriyle kesişmeyen alanlarındaki piksel miktarı.

TP, TN, FP, FN değerlerine göre doğruluk, özgüllük, duyarlılık, Dice, IoU (Jaccard) metriklerinin kullanımı (7.1), (7.2), (7.3), (7.4), (7.5) numaralı denklemler ile belirtilmektedir.

$$\text{Doğruluk} = \frac{TN+TP}{TN+TP+FP+FN} \tag{7.1}$$

$$\text{Özgüllük} = \frac{TN}{TN+FP} \tag{7.2}$$

$$Duyarlılık = \frac{TP}{TP+FN} \tag{7.3}$$

Dice katsayısı, bölütleme sonucunda IoU metriği gibi ön plan piksellerinin doğruluğuna odaklanan ve bölütlenmiş sonuç görüntü ile gerçek referans görüntülerdeki uyuşmayı ölçen bir metriktir.

$$Dice = \frac{2*TP}{(2*TP)+FP+FN} \tag{7.4}$$

IoU (Jaccard), bölütlenmiş sonuç görüntü ile gerçek referans görüntüleri arasındaki kesişimin bölütlenmiş sonuç görüntü ile gerçek referans görüntüleri arasındaki birleşime oranıdır. Bu metriğin amacı, önerilen algoritmik çözümün gerçek referansa göre farklılıklarını anlamlı bir şekilde ölçmektir. Örtüşen alan ne kadar büyük olursa, algoritma performansı da o kadar yüksek olur.

$$IoU = \frac{TP}{(TP+FP+FN)} \tag{7.5}$$

7.2 Sınıflandırma İşlemi Bulguları

İkili sınıflandırma işlemi ile elde edilen bulgular "7.2.1 İkili Sınıflandırma Bulguları" bölümünde, dört dereceli sınıflandırma işlemi ile elde edilen bulgular "7.2.2 Dört Dereceli Sınıflandırma Bulguları" bölümünde sunulmaktadır.

7.2.1 İkili Sınıflandırma Bulguları

Çalışmada 6 ayrı veri kümesi ESA'yı eğitmek ve test etmek için kullanıldı. Veri kümesinin % 40'ının validasyon için ayrılmasıyla tüm grupların 400 iterasyon ile elde edilen doğruluk, özgüllük ve duyarlılık sonuçları Tablo 7.1'de sunulmaktadır.

Tablo 7.1 400 iterasyon ve % 40 validasyon ile elde edilen sonuçlar

	Görüntü Grubu					
	Renkli	**Gauss Filtreleme**	**Medyan Filtreleme**	**Yeşil Kanal**	**Renkli ve Medyan**	**Renkli, Medyan, Gauss**
Doğruluk (%)	87.50	78.75	81.25	85	94.38	**96.67**
Özgüllük (%)	**100**	97.14	97.14	94.29	92.21	94.02
Duyarlılık (%)	77.77	64.44	68.88	77.77	96.39	**99.17**

Veri kümesinin % 40'ının validasyon için ayrılmasıyla tüm grupların 50 iterasyon ile elde edilen doğruluk, özgüllük ve duyarlılık sonuçları Tablo 7.2'de sunulmaktadır.

Tablo 7.2 50 iterasyon ve % 40 validasyon ile elde edilen sonuçlar

	Görüntü Grubu					
	Renkli	**Gauss Filtreleme**	**Medyan Filtreleme**	**Yeşil Kanal**	**Renkli ve Medyan**	**Renkli, Medyan, Gauss**
Doğruluk (%)	76.25	82.50	92.50	61.25	93.75	**95**
Özgüllük (%)	74.29	**100**	**100**	94.29	93.51	93.97
Duyarlılık (%)	77.77	68.88	86.67	35.55	93.97	**95.97**

Özgüllüğün yüksek çıkması sistemin normal görüntüleri doğru belirleyebildiğini, duyarlılığın yüksek çıkması ise sistemin DR görüntülerini doğru belirleyebildiğini gösterir. Çalışmadan elde edilen sonuçlara göre filtrelenmiş görüntülerin 50 iterasyonda doğruluk değerinin daha yüksek olduğu ve iterasyon miktarının yükselmesiyle bu değerin düştüğü gözlendi. Renkli ve yeşil kanal görüntüleri için ise iterasyonun artması doğruluğun da yükselmesine neden olmuştur.

Renkli grup harici tüm gruplar normal görüntüleri belirlemede her aşamada yüksek verimlilik göstermişlerdir. Renkli görüntüler için iterasyon miktarı yükseldikçe normal görüntüleri ayırt etme doğruluğu da artmaktadır.

Yeşil kanal harici diğer gruplarda iterasyonun artması DR görüntülerinin belirlenme doğruluğuna belirgin şekilde yükseltici bir etki sağlamamıştır. Çalışmada, medyan filtreleme ile elde edilen görüntülerin oluşturduğu grubun, 50 iterasyon sonucunda DR görüntülerini doğru belirlemede 400 iterasyona göre daha verimli sonuç oluşturduğu görülmüştür. Renkli ve medyan veri kümelerinin ortak olarak değerlendirildiği 5. grup ve renkli, medyan, gauss veri kümelerinin ortak olarak değerlendirildiği 6. grup hem 50 iterasyonda hem de 400 iterasyonda DR görüntülerini doğru belirlemede en verimli sonuca ulaşmıştır.

Veri kümesinin % 20'sinin validasyon için ayrılmasıyla tüm grupların 50 iterasyon ile elde edilen doğruluk, özgüllük ve duyarlılık sonuçları Tablo 7.3'de sunulmaktadır.

Veri kümesinin % 20'sinin validasyon için ayrılması ile elde edilen sonuçların veri kümesinin % 40'ının validasyon için ayrılması ile elde edilen sonuçlara göre daha verimli olduğu gözlenmiştir.

Tablo 7.3 50 iterasyon ve % 20 validasyon ile elde edilen sonuçlar

	Görüntü Grubu					
	Renkli	**Gauss Filtreleme**	**Medyan Filtreleme**	**Yeşil Kanal**	**Renkli ve Medyan**	**Renkli, Medyan, Gauss**
Doğruluk (%)	82.50	92.50	92.50	82.50	92.50	**97.50**
Özgüllük (%)	75	**100**	**100**	87.5	85	98.31
Duyarlılık (%)	87.5	87.5	87.5	79.17	**100**	96.72

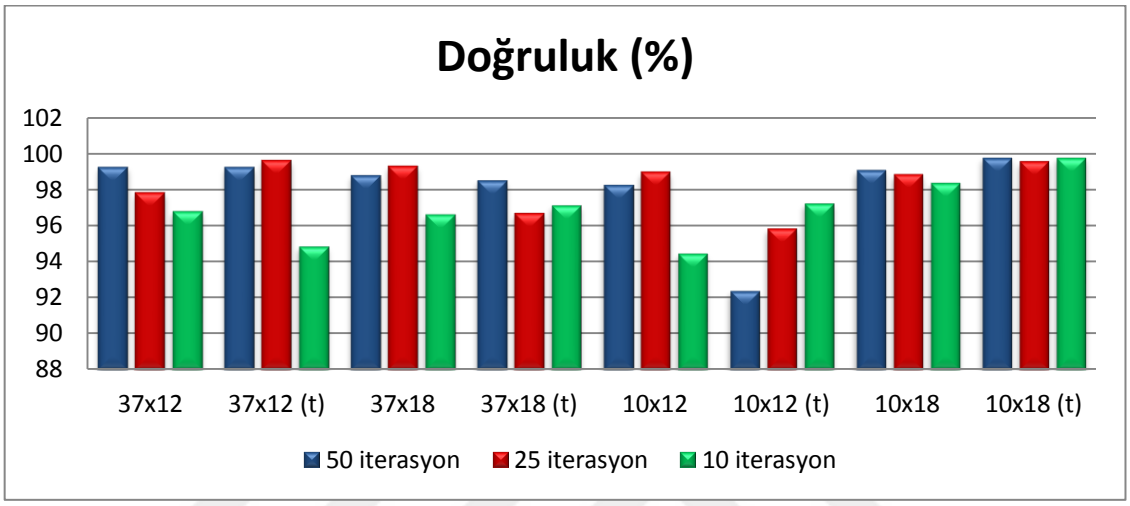
Tablo 7.4'de, çalışmadan elde edilen en yüksek doğruluk sonucunun diğer çalışma sonuçlarıyla değerlendirilmesi sunulmaktadır.

Tablo 7.4 Yapılan çalışma ve diğer çalışmaların sonuçları

Çalışma	[4]	[1]	[3]	[2]	**Yapılan çalışma**	[5]
Doğruluk (%)	84.01	85	94.5	95	**97.50**	**98.6**

7.2.2 Dört Dereceli Sınıflandırma Bulguları

Çalışmada 4 ayrı veri kümesi (“37x12”, “10x12”, “37x18”, “10x18”) oluşturulmuş ESA mimarisi ve bu mimariye transfer öğrenme işleminin dahil edilmesiyle veri kümeleri 2 model ile incelenmiştir. Modellerin eğitiminde 50, 25 ve 10 iterasyon için elde edilmiş doğruluk değerlerinden oluşan grafik Şekil 7.1’de sunulmaktadır.



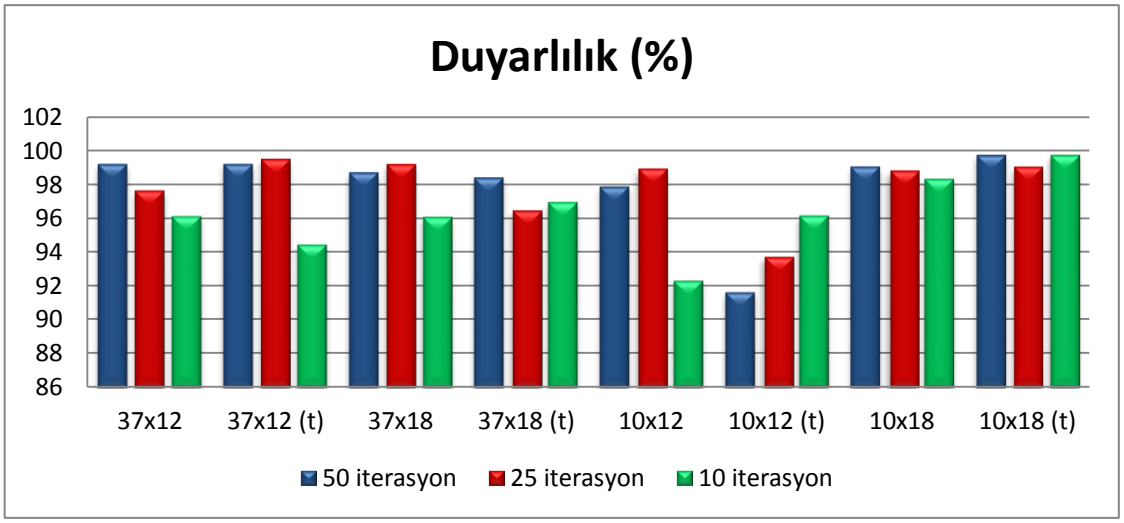
Şekil 7.1 İki model ile elde edilen doğruluk sonuçları[1]

Transfer öğrenme işlemi uygulanmadığında 10 gibi düşük iterasyon miktarı doğruluğu da azaltmakta dolayısıyla yüksek iterasyon burada doğruluğu yükseltici bir etken olmakla birlikte transfer öğrenme işlemi uygulandığında az veri miktarı ve daha düşük iterasyonlarda bile doğruluk yükselmektedir.

Modellerin eğitiminde 50, 25 ve 10 iterasyon için elde edilmiş duyarlılık değerlerinden oluşan grafik Şekil 7.2’de sunulmaktadır.

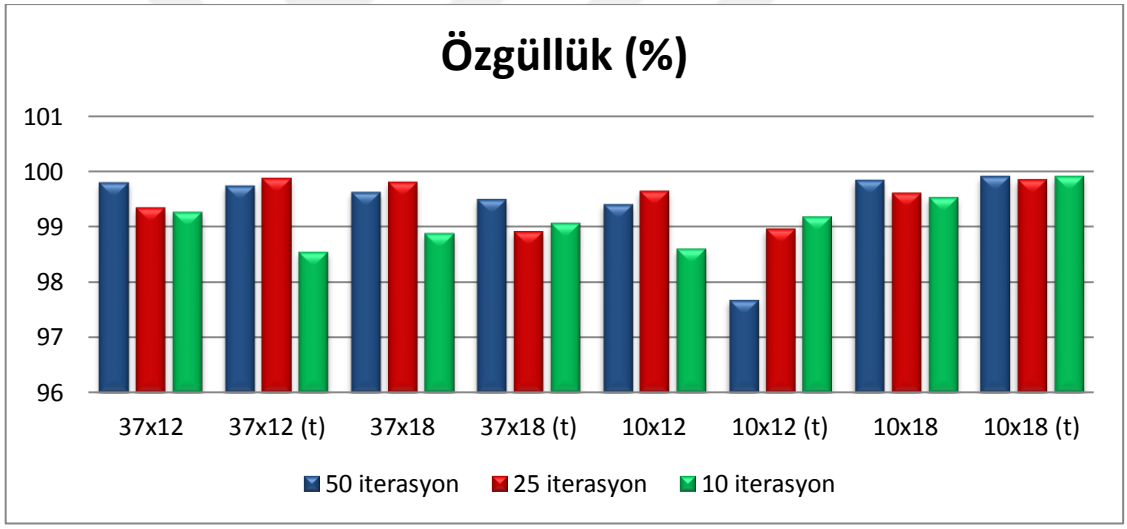
Transfer öğrenme işlemi uygulanmadığında 25 ve 50 iterasyon duyarlılığı da her veri kümesi için yükseltmekte 10 iterasyon ise duyarlılığı azaltmakta, transfer öğrenme işlemi uygulandığında veri miktarı az olsa bile duyarlılık 10 iterasyon gibi düşük iterasyonda yükselmektedir.

[1] Veri kümesi etiketlerinin yanındaki ”(t)” transfer öğrenme işlemini temsil etmektedir.



Şekil 7.2 İki model ile elde edilen duyarlılık sonuçları[1]

Modellerin eğitiminde 50, 25 ve 10 iterasyon için elde edilmiş özgüllük değerlerinden oluşan grafik Şekil 7.3'de sunulmaktadır.

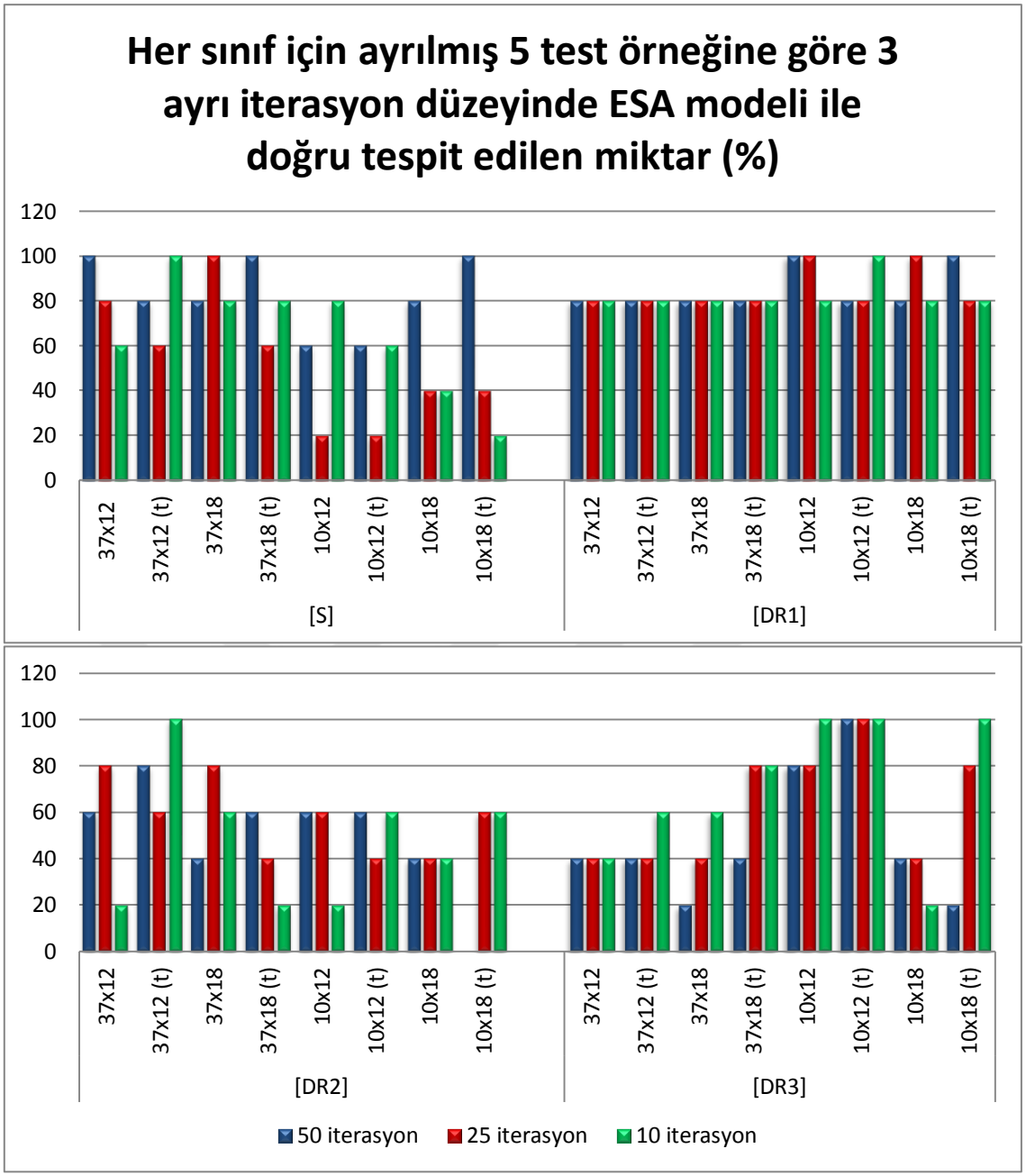


Şekil 7.3 İki model ile elde edilen özgüllük sonuçları[1]

Daha az veri ve daha az iterasyon miktarlarında transfer öğrenme işlemi özgüllük değerlerini de yükseltmektedir.

Test görüntüsü olarak her sınıf için kullanılmak amacıyla önceden ayrılmış 5'er görüntü örneği ile modelin, örneklerin ne kadarını doğru tespit edebildiğine bakılmıştır. Buna göre her sınıf için iki ESA modeli ile elde edilen yüzdesel sonuç değerlerini gösteren grafik Şekil 7.4'de sunulmaktadır.

[1] Veri kümesi etiketlerinin yanındaki "(t)" transfer öğrenme işlemini temsil etmektedir.



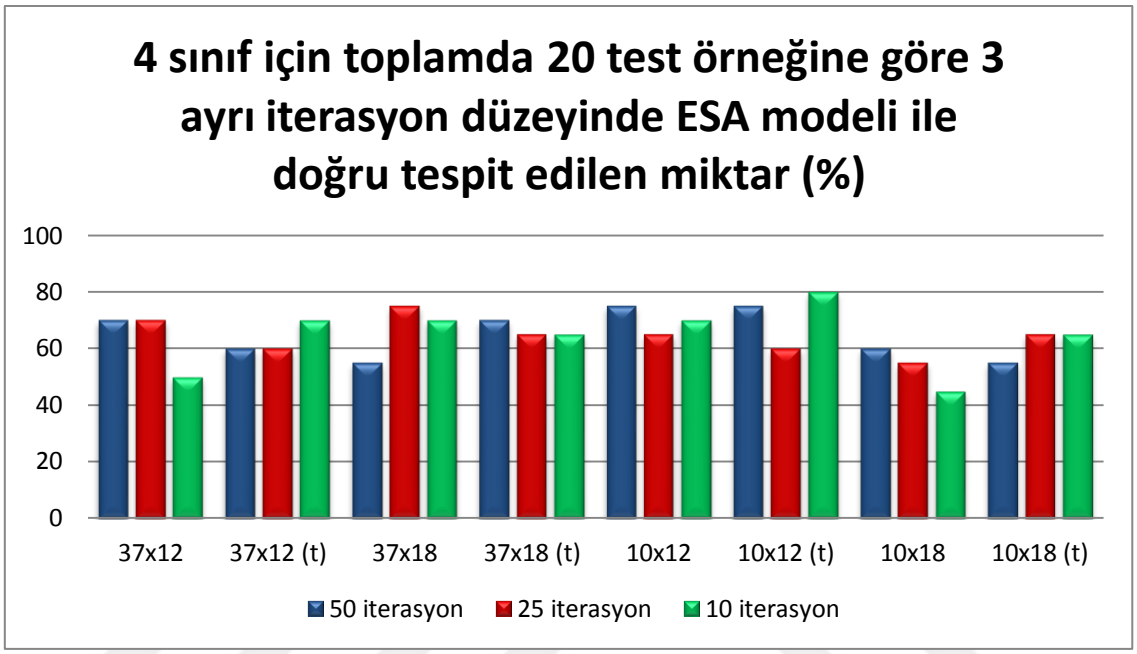
Şekil 7.4 İki ESA modeli ile her sınıf için elde edilen test sonuçları[1]

Sağlıklı sınıf örneklerinin belirlenmesinde veri miktarlarından bağımsız 50 gibi yüksek iterasyon miktarı verimli sonuç oluşturmaktadır, tüm veri kümesi, her iki model ve her iterasyonda en fazla doğru olarak tespit edilmiş test örnekleri DR1 örnekleridir. Yüksek iterasyonda (50) her iki model için veri miktarı yükseldiğinde DR2 sınıf örneklerinin tespiti azalmaktadır. Düşük iterasyon (10),

[1] Veri kümesi etiketlerinin yanındaki ”(t)” transfer öğrenme işlemini temsil etmektedir.

az veri miktarı ve transfer öğrenme işleminin uygulanması DR3 sınıfının tespitinde verimli sonuç oluşturmaktadır.

4 sınıfın toplam test örneği miktarı için her iterasyon sonucunda modellerin doğru olarak tespit ettiği toplam örnek miktarlarının yüzdesel gösterimi Şekil 7.5'de sunulmaktadır.



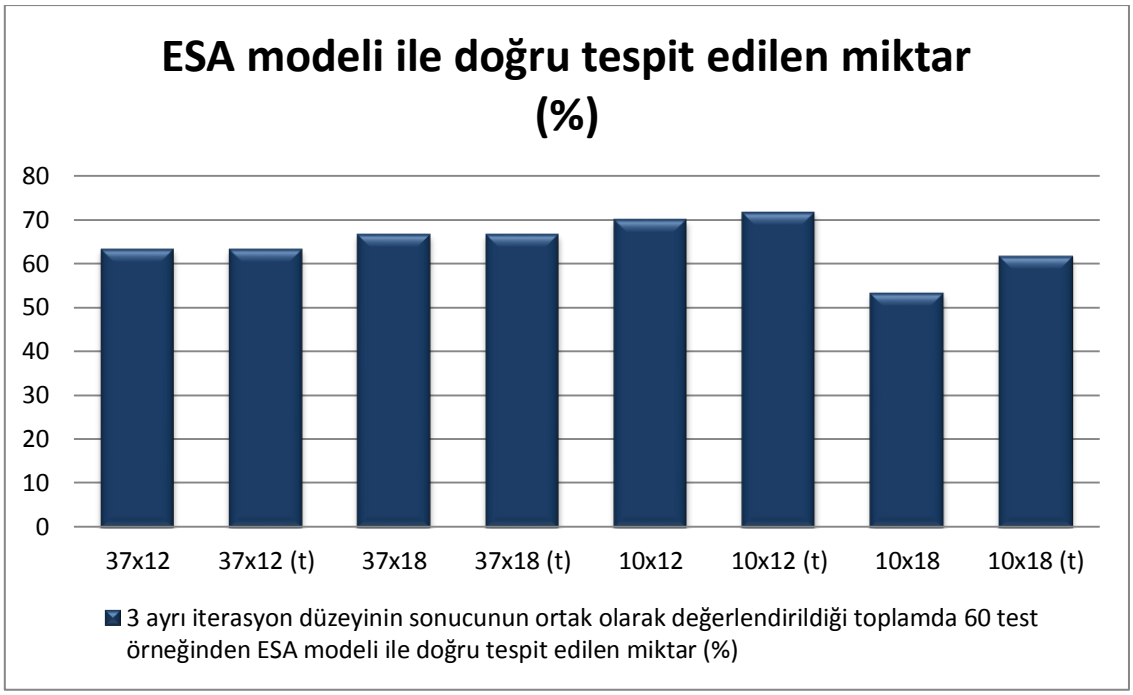
Şekil 7.5 İki model ile her iterasyon sonucu doğru olarak tespit edilen toplam örnek miktarlarının yüzdesel gösterimi[1]

Transfer öğrenme işlemi uygulanmadığında veri örneklerinin doğru tespiti (veri kümelerinin çoğunluğu değerlendirildiğinde) iterasyon miktarının yükselmesiyle iyileşmekte, ayrıca transfer öğrenme işleminin uygulanmadığı, veri miktarının yüksek olduğu ("37x12","37x18") gruplarda 25 iterasyon ile yapılan denemelerde elde edilen toplam doğru örnek miktarı daha düşük veri miktarları ("10x12","10x18") ile elde edilen değerlerden daha yüksektir, bu durum iterasyon miktarı ile birlikte eğitim veri miktarının da yeterli seviyelerde yüksek olması gerekliliğini transfer öğrenme işlemi olmadığında göstermektedir. Düşük iterasyonda (10) transfer öğrenme işlemi (veri kümelerinin çoğunluğu değerlendirildiğinde) eğitim veri miktarından bağımsız doğru tespit edilen toplam test örneği miktarını daha yüksek seviyelere getirmektedir.

[1] Veri kümesi etiketlerinin yanındaki "(t)" transfer öğrenme işlemini temsil etmektedir.

Her iki ESA modelinin 4 sınıf ve tüm iterasyon seviyelerinin toplam test örneği miktarı için doğru tespit ettiği test örneklerinin yüzdesel gösterimi Şekil 7.6'da sunulmaktadır.

Her 2 modelin incelenmesinde veri kümesi miktarı çok olmasa da modeller test örneklerinin doğru tespitinde verimlilik göstermiştir. İncelenen veri kümesinin miktarının ötesinde modelde transfer öğrenme işleminin uygulanması test örneklerinin doğru olarak tespit edilme miktarına olumlu etki sağlamaktadır.



Şekil 7.6 İki model ile doğru olarak tespit edilen toplam örnek miktarlarının yüzdesel gösterimi[1]

7.3 Bölütleme İşlemi Bulguları

Tek kanal görüntülerine uygulanan bölütleme mimarilerinin eğitiminden elde edilen doğruluk, duyarlılık, özgüllük, Dice ve IoU ölçüm sonuçları Tablo 7.5'de sunulmaktadır.

[1] Veri kümesi etiketlerinin yanındaki "(t)" transfer öğrenme işlemini temsil etmektedir.

Tablo 7.5 Tek kanal görüntülerine uygulanan bölütleme işlemleri ile elde edilen sonuçlar[1]

Uygulama	Değerlendirme Ölçütleri				
	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Özgüllük (%)	Dice (%)	IoU (%)
1	**97.75**	**81.92**	99.49	**87.80**	**78.25**
2	97.61	78.34	99.68	86.40	76.10
3	97.62	77.56	**99.75**	86.21	75.76

Üç kanallı görüntülere uygulanan bölütleme mimarilerinin eğitiminden elde edilen doğruluk, duyarlılık, özgüllük, Dice ve IoU ölçüm sonuçları Tablo 7.6'da sunulmaktadır.

Tablo 7.6 Üç kanallı görüntülere uygulanan bölütleme işlemleri ile elde edilen sonuçlar[2]

Uygulama	Değerlendirme Ölçütleri				
	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Özgüllük (%)	Dice (%)	IoU (%)
1*	97.84	81.40	**99.61**	87.97	78.52
2*	**98.81**	**92.34**	99.51	**93.85**	**88.42**
3*	97.87	84.11	99.39	88.70	79.69
4*	97.63	82.25	99.34	87.40	77.62

Retina damar bölütleme ölçümünde kullanılan duyarlılık metriği, yöntemin damarların piksellerini tespit etme yeteneğini yansıtırken, özgüllük, yöntemin

[1] (Uygulama 1) Yukarı örnekleme aşamasında geriye havuzlama işleminin kullanıldığı U-Net mimarisi, (Uygulama 2) Yukarı örnekleme aşamasında transpoze evrişim işleminin kullanıldığı U-Net mimarisi, (Uygulama 3) U-Net mimarisine dayalı önerilen mimari.

[2] (Uygulama 1*) Yukarı örnekleme aşamasında geriye havuzlama işleminin kullanıldığı U-Net mimarisi, (Uygulama 2*) U-Net mimarisinde transfer öğrenme işleminin kullanılması, (Uygulama 3*) U-Net mimarisine dayalı önerilen mimari, (Uygulama 4*) Önceden eğitilmiş ağırlıkların önerilen mimaride kullanılması.

damar dışı pikselleri tespit etme yeteneğini belirler. Doğruluk, duyarlılık ve özgüllük metriklerinin yanında Dice veya IoU gibi gerçek referans ve tahmin görüntülerinin örtüşen alanlarının ölçümünü veren metriklerin kullanımı da yöntemin yeterliliğini değerlendirmeye katkı sağlamaktadır.

Tek kanal görüntü grubu ve üç kanallı görüntü grubu için uygulama 1 ve uygulama 3 mimarileri aynıdır. Tablo 7.5 ve Tablo 7.6'da bu uygulamaların sonuçlarına göre görüntülerin sisteme üç kanallı olarak verilmesi doğruluk, Dice, IoU metrikleri açısından verimliliği yükseltmektedir. Duyarlılık değeri de tek kanal görüntülere uygulanan üç uygulamaya göre üç kanallı görüntü grubunda U-Net mimarisine dayalı önerilen mimari (uygulama 3) ile yükselmektedir.

Tablo 7.6'ya göre U-Net mimarisine dayalı önerilen mimari (uygulama 3) yukarı örnekleme aşamasında geriye havuzlama işleminin kullanıldığı U-Net mimarisine (uygulama 1) göre doğruluk, duyarlılık, Dice ve IoU metrikleri açısından verimliliği yükseltmektedir. Bu sonuçlar uygulama 3 mimarisinin damarların piksellerini tespit etme yeteneği ve gerçek referans ve tahmin görüntülerinin örtüşen alanlarının belirlenmesi yönünde daha etkili olduğunu göstermektedir. Bununla birlikte Tablo 7.6'da U-Net mimarisinde transfer öğrenme işleminin kullanıldığı uygulama (uygulama 2) için görülen doğruluk, duyarlılık, Dice ve IoU değerleri transfer öğrenme işleminin tüm diğer uygulamalara göre daha verimli olduğunu göstermektedir.

Test örnekleri içinden 2. örnek için uygulamaların tümünden elde edilen doğruluk, duyarlılık, özgüllük, Dice, IoU metriklerinin sonuç değerleri Tablo 7.7'de sunulmaktadır. Metrik değerlerinin oluşturulması için gerekli TP, TN, FP, FN değerleri scikit-learn kütüphanesi ile elde edilmiştir. Bölütleme işlemi sonrası elde edilen tahmin görüntüleri 0 ve 1 haricinde (0-1) aralığında değerler içermekteydi, tüm görüntü piksel değerlerini 0 ve 1 üzerinde standardize edebilmek için yapılan denemelerde incelenen grup için iyi sonuç verdiği görülmüş eşik değerler kullanılmıştır. Buna göre, tek kanal görüntü uygulamalarında 0.25, üç kanallı görüntü uygulamalarında 0.40 eşik değerlerine göre sonuç değerlere ulaşılmıştır. Tablo 7.8'de uygulamalara göre elde edilmiş tahmin görüntüleri sunulmaktadır. Tablo 7.9' da tek kanal görüntü ve üç kanallı

görüntü gruplarında eşik değer kullanılarak uygulamalara göre elde edilmiş gerçek referans ve tahmin görüntüleri sunulmaktadır.

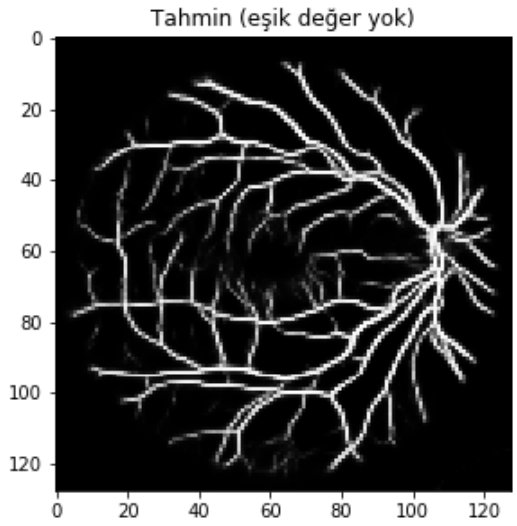
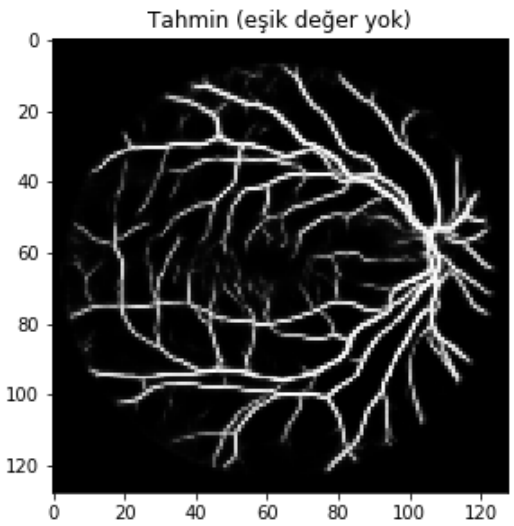
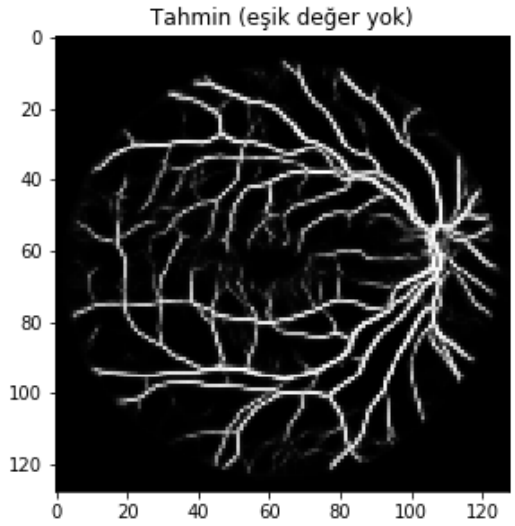
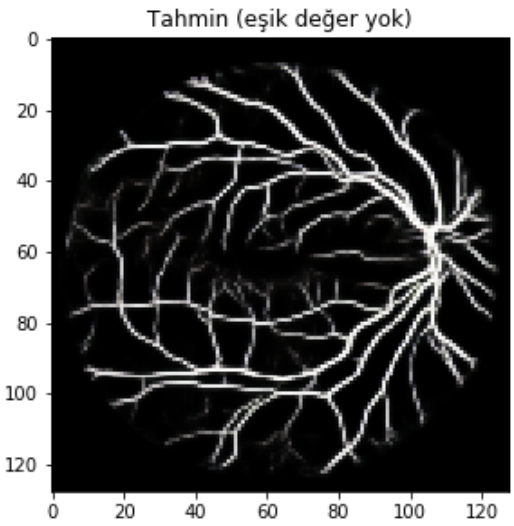
Test örneği ile yapılan incelemede transfer öğrenme işleminin etkisi görülmemekte ve gruplardan bağımsız genel olarak doğruluk ve duyarlılık metriklerine göre yukarı örnekleme aşamasında geriye havuzlama işleminin kullanıldığı U-Net mimarisi (uygulama 1), Dice ve IoU metriklerine göre U-Net mimarisine dayalı önerilen mimari (uygulama 3) en iyi sonuçları vermektedir. Bu sonuçlar dahilinde U-Net mimarisine dayalı önerilen mimari (uygulama 3) retinal damar bölütleme işleminde iyi bir performans göstermektedir.

Tablo 7.7 Test örneğinden elde edilen sonuçlar[1]

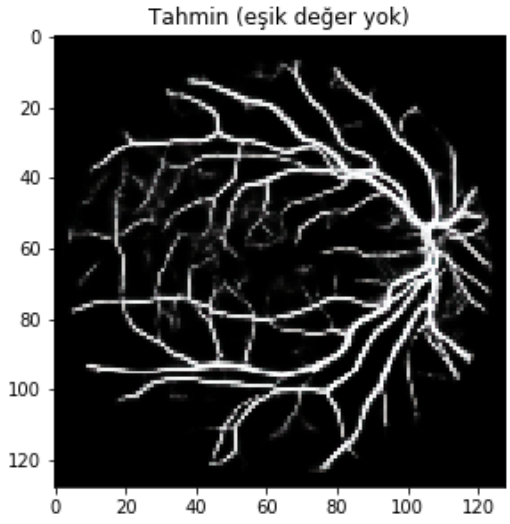
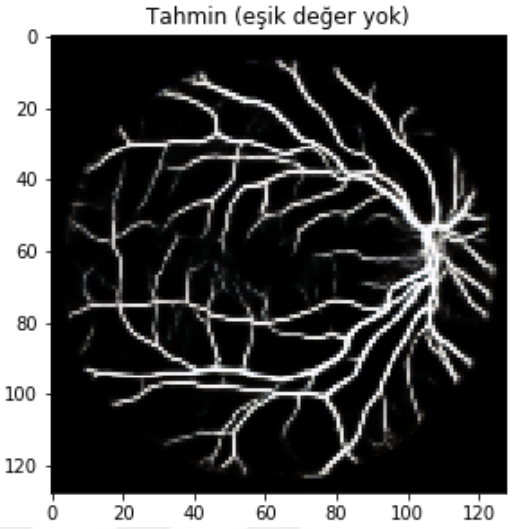
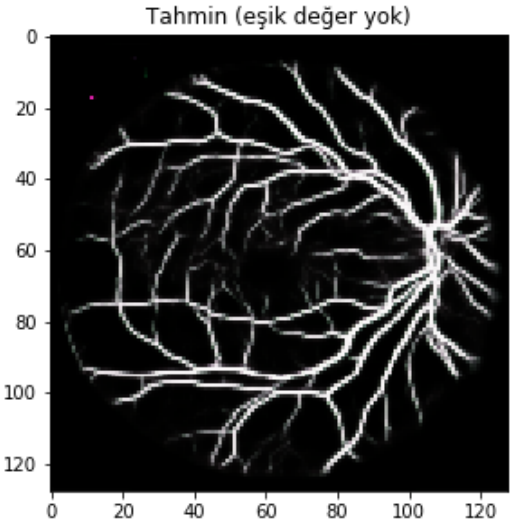
	Uygulama	Değerlendirme Ölçütleri				
		Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Özgüllük (%)	Dice (%)	IoU (%)
Tek kanal görüntü	1	95.41	**84.31**	96.92	81.49	68.76
	2	95.45	83.44	97.08	81.45	68.71
	3	**95.64**	83.39	**97.30**	**82.08**	**69.60**
Üç kanallı görüntü	1*	**96.15**	77.72	**98.41**	81.51	68.80
	2*	95.90	79.60	97.91	80.95	68.00
	3*	96.11	79.97	98.09	81.79	69.19
	4*	96.10	**81.05**	97.94	**81.95**	**69.41**

[1] (Uygulama 1) Yukarı örnekleme aşamasında geriye havuzlama işleminin kullanıldığı U-Net mimarisi, (Uygulama 2) Yukarı örnekleme aşamasında transpoze evrişim işleminin kullanıldığı U-Net mimarisi, (Uygulama 3) U-Net mimarisine dayalı önerilen mimari, (Uygulama 1*) Yukarı örnekleme aşamasında geriye havuzlama işleminin kullanıldığı U-Net mimarisi, (Uygulama 2*) U-Net mimarisinde transfer öğrenme işleminin kullanılması, (Uygulama 3*) U-Net mimarisine dayalı önerilen mimari, (Uygulama 4*) Önceden eğitilmiş ağırlıkların önerilen mimaride kullanılması.

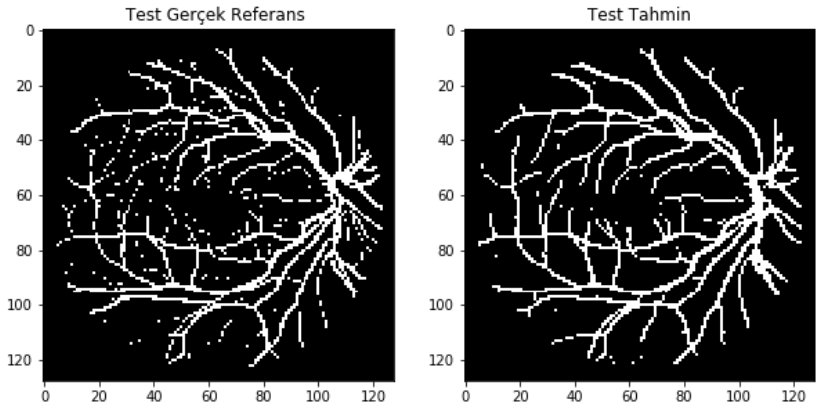
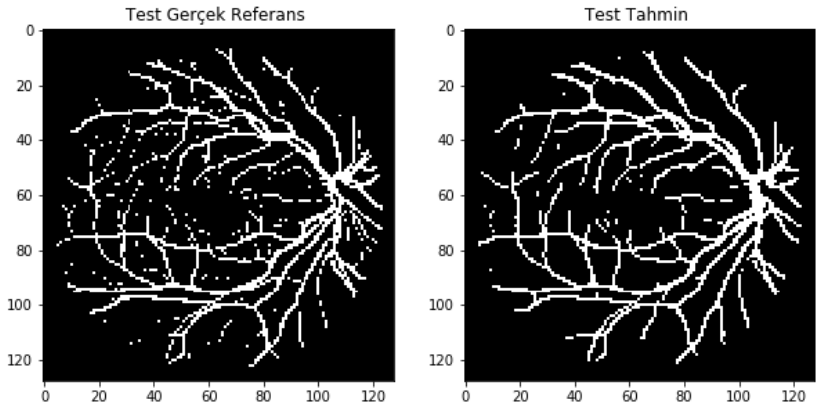
Tablo 7.8 Uygulamalara göre elde edilmiş tahmin görüntüleri[1]

Tahmin Görüntüleri	
Uygulama 1	**Uygulama 2**
	
Uygulama 3	**Uygulama 1***
	

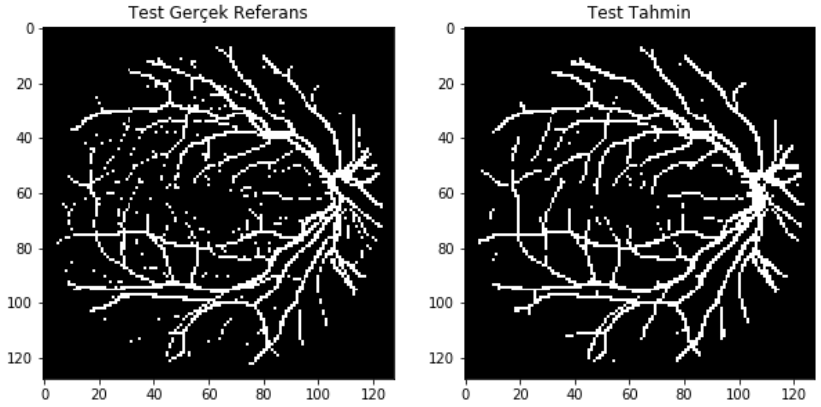
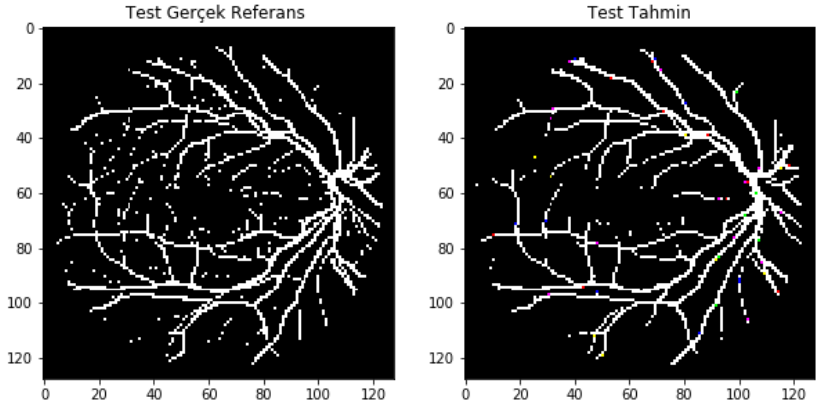
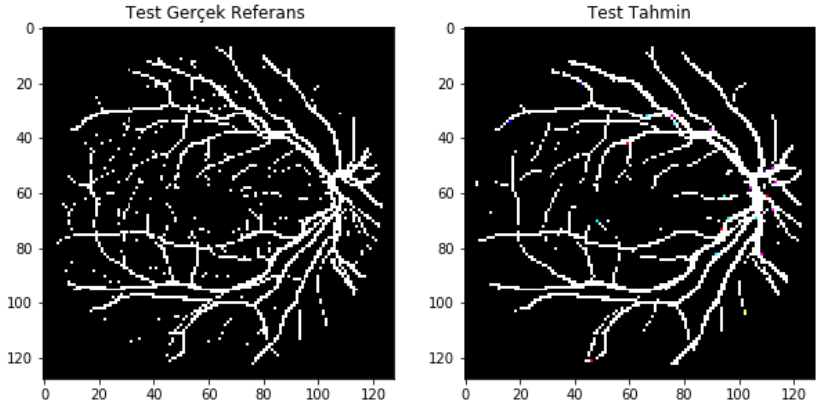
[1] (Uygulama 1) Yukarı örnekleme aşamasında geriye havuzlama işleminin kullanıldığı U-Net mimarisinin tek kanal görüntülerinde incelenmesi, (Uygulama 2) Yukarı örnekleme aşamasında transpoze evrişim işleminin kullanıldığı U-Net mimarisinin tek kanal görüntülerinde incelenmesi, (Uygulama 3) U-Net mimarisine dayalı önerilen mimarinin tek kanal görüntülerinde incelenmesi, (Uygulama 1*) Yukarı örnekleme aşamasında geriye havuzlama işleminin kullanıldığı U-Net mimarisinin üç kanallı görüntülerde incelenmesi, (Uygulama 2*) U-Net mimarisinde transfer öğrenme işleminin kullanılmasının üç kanallı görüntülerde incelenmesi, (Uygulama 3*) U-Net mimarisine dayalı önerilen mimarinin üç kanallı görüntülerde incelenmesi, (Uygulama 4*) Önceden eğitilmiş ağırlıkların önerilen mimaride kullanılmasının üç kanallı görüntülerde incelenmesi.

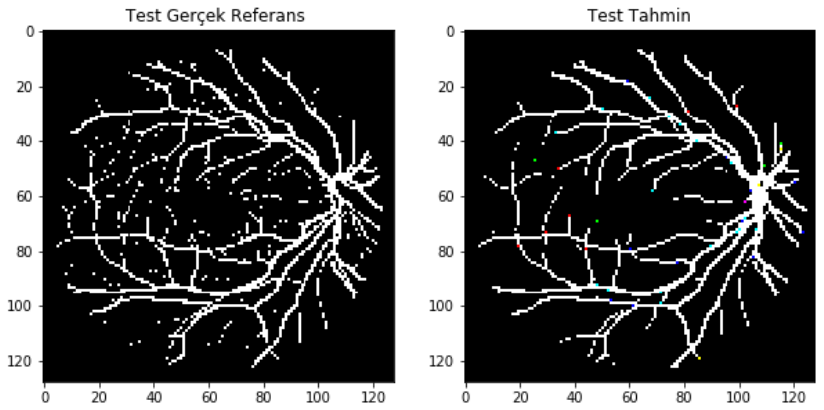
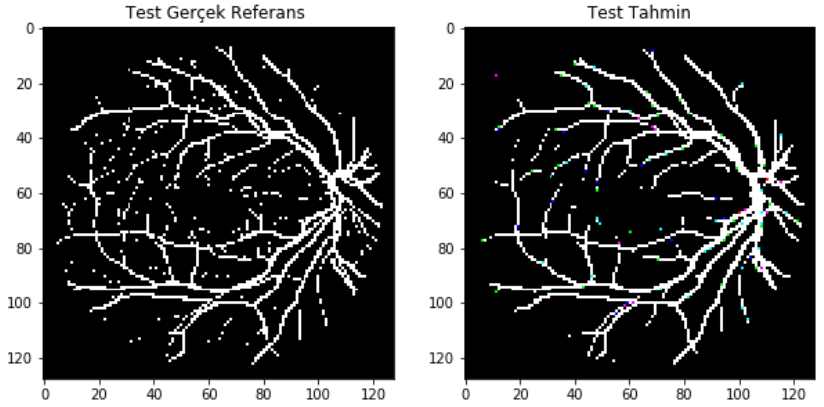
Uygulama 2*	Uygulama 3*
	
Uygulama 4*	
	

Tablo 7.9 Tek kanal görüntü ve üç kanallı görüntü gruplarında eşik değer kullanılarak uygulamalara göre elde edilmiş gerçek referans ve tahmin görüntüleri[1]

Uygulama	
1	
2	

[1] (Uygulama 1) Yukarı örnekleme aşamasında geriye havuzlama işleminin kullanıldığı U-Net mimarisinin tek kanal görüntülerinde incelenmesi, (Uygulama 2) Yukarı örnekleme aşamasında transpoze evrişim işleminin kullanıldığı U-Net mimarisinin tek kanal görüntülerinde incelenmesi, (Uygulama 3) U-Net mimarisine dayalı önerilen mimarinin tek kanal görüntülerinde incelenmesi, (Uygulama 1*) Yukarı örnekleme aşamasında geriye havuzlama işleminin kullanıldığı U-Net mimarisinin üç kanallı görüntülerde incelenmesi, (Uygulama 2*) U-Net mimarisinde transfer öğrenme işleminin kullanılmasının üç kanallı görüntülerde incelenmesi, (Uygulama 3*) U-Net mimarisine dayalı önerilen mimarinin üç kanallı görüntülerde incelenmesi, (Uygulama 4*) Önceden eğitilmiş ağırlıkların önerilen mimaride kullanılmasının üç kanallı görüntülerde incelenmesi.

3	Test Gerçek Referans Test Tahmin
1*	Test Gerçek Referans Test Tahmin
2*	Test Gerçek Referans Test Tahmin

3*	
4*	

Damar bölütleme çalışmasının 3. uygulamasının (U-Net mimarisine dayalı önerilen mimari) eğitiminden elde edilen doğruluk, duyarlılık, özgüllük, Dice ve IoU metriklerinin DRIVE veri kümesi ile bölütleme işlemi yapılmış diğer çalışmalarla karşılaştırılması Tablo 7.10'da sunulmaktadır ([15] sonuçları, çalışmalarındaki farklı veri kümesi grupları içinde elde edilen en iyi sonuçlara göre verilmiştir).

Tablo 7.10 Tek kanal ve üç kanallı görüntü gruplarında U-Net mimarisine dayalı önerilen mimarinin eğitim sonuçlarının diğer çalışma sonuçlarıyla karşılaştırılması

Çalışma	Değerlendirme Ölçütleri				
	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Özgüllük (%)	Dice (%)	IoU (%)
[13]	-	-	-	82.60	70.80
[15]	95.43	80.73	98.55	-	-
[16]	96.36	78.02	98.76	-	-
[17]	96.55	77.15	-	-	-
[18]	-	**87.0**	98.0	-	-
Tek kanal görüntü grubu	97.62	77.56	**99.75**	86.21	75.76
Üç kanallı görüntü grubu	**97.87**	84.11	99.39	**88.70**	**79.69**

8
Sonuç ve Öneriler

Diyabetik retinopati belirteçlerine sahip olan göz fundus görüntüleri ve diyabetik retinopati belirtisi göstermeyen sağlıklı görüntüler üzerinde hastalığın var olup olmadığına dair bir ikili sınıflandırma incelemesi ve devamında hastalığın şiddetine göre ayrımının incelendiği dört dereceli bir sınıflandırma ESA ile yapılmıştır. Üçüncü aşamada ise retinal damar bölütleme işlemi U-Net mimarisine dayanan farklı mimariler ile karşılaştırmalı olarak incelenmiştir.

İkili sınıflandırma ile elde edilen bulgular değerlendirildiğinde 50 iterasyon ve veri kümesinin % 20'sinin validasyon için ayrılması doğruluk, özgüllük ve duyarlılık sonuçlarını tüm gruplarda daha verimli hale getirmiştir. Renkli görüntüler, renkli görüntülerin medyan filtrelenmesi ve Gauss filtrelenmesiyle elde edilmiş ortak görüntü kümesi ile çalışmamızda % 97.50'lik en yüksek doğruluk değerine ulaşdık.

Dört dereceli sınıflandırma çalışmamız ile elde edilen eğitim bulguları değerlendirildiğinde transfer öğrenme işlemi uygulanmadığında yüksek iterasyon doğruluk, duyarlılık ve özgüllük değerlerini yükseltici bir etken olmakla birlikte bu değerler transfer öğrenme işleminin uygulanmasıyla az veri miktarı ve daha düşük iterasyonlarda da yükselmiştir. Transfer öğrenme işlemi düşük iterasyonda doğru tespit edilen toplam test örneği miktarını da yükseltici yönde olumlu etki sağlamıştır.

Bölütleme çalışmamız ile elde edilen eğitim bulguları değerlendirildiğinde transfer öğrenme işlemi uygulanmadığında üç kanallı görüntülerin U-Net mimarisine dayalı önerilen mimari (uygulama 3) ile işleme alınması doğruluk, duyarlılık, Dice ve IoU metrikleri açısından verimliliği yükseltmiştir. Bu durum, hipotezimizi doğrulayıcı bir kanıt niteliğindedir. Bununla birlikte transfer öğrenme işleminin uygulanması doğruluk, duyarlılık, Dice ve IoU metriklerini tüm uygulamalardan elde edilmiş sonuçlardan daha üst değerlere ulaştırmıştır.

A
Sözlük

adım	stride
alıcı alanlar	receptive fields
aşağı örnekleme	down-sampling
aşırı uyum	over fitting
çevreleme	padding
doğrulama	validation
doğruluk	accuracy
döndürme	rotation
duyarlılık	sensitivity
düzenlileştirme	regularization
eğme	shearing
evrişim	convolution
gama ayarlama	gamma adjustment
gauss uyumlu filtre	gaussian matched filter
geriye havuzlama	unpooling
havuzlama	pooling
karesel kayıp	square loss
kayıp işlevi	loss function
kesinlik	precision
kesiştirilmiş bölgeler	intersection over union
kod çözücü	decoder
kodlayıcı	encoder
kontrast sınırlı adaptif histogram eşitlemesi	contrast limited adaptive histogram equalization
maksimum havuzlama	max-pooling
olasılıksal dereceli azalma	stochastic gradient descent
özgüllük	specificity
pamuk yünü lekeleri	cotton wool spots
tam bağlı/bağlantılı katman	fully connected layers
tamamen evrişimli ağ	fully convolutional network
ters evrişim	deconvolution
venöz boncuklanma	venous beading
yansıtma	flipping
yerel olmayan ortalama	non-local means denoising
yığın normalizasyon	batch normalization

Kaynakça

[1] V. Chandore and S. Asati, "Automatic Detection of Diabetic Retinopathy Using Deep Convolutional Neural Network," *International Journal of Advance Research, Ideas and Innovations in Technology*, vol. 3, no. 4, pp. 633-641, 2017.

[2] R. Ghosh, K. Ghosh and S. Maitra, "Automatic Detection and Classification of Diabetic Retinopathy Stages Using CNN," *4th International Conference on Signal Processing and Integrated Networks (SPIN)*, Noida, India, 2017, pp. 550-554.

[3] K. Xu, D. Feng and H. Mi, "Deep Convolutional Neural Network-Based Early Automated Detection of Diabetic Retinopathy Using Fundus Image," *Molecules*, vol. 22, no. 12, pp. 2054-2060, 2017.

[4] M. Andonova, J. Pavlovicova, S. Kajan, M. Oravec and V. Kurilova, "Diabetic Retinopathy Screening Based on CNN," *International Symposium ELMAR*, Zadar, Croatia, 2017, pp. 51-54.

[5] B. K. Triwijoyo, W. Budiharto and E. Abdurachman, "The Classification of Hypertensive Retinopathy Using Convolutional Neural Network," *2nd International Conference on Computer Science and Computational Intelligence (ICCSCI)*, Bali, Indonesia, 2017.

[6] M. A. Bravo and P. A. Arbelaez, (2017). "Automatic Diabetic Retinopathy Classification".
[online] Erişilebilir:
https://biomedicalcomputervision.uniandes.edu.co/images/papers/ba_sipaim2017.pdf [Erişim tarihi 25.05.2019].

[7] T. Chandrakumar and R. Kathirvel, "Classifying Diabetic Retinopathy Using Deep Learning Architecture," *International Journal of Engineering Research and Technology*, vol. 5, no. 6, pp. 19-24, 2016.

[8] V. Gulshan, L. Peng, M. Coram, M. C. Stumpe, D. Wu, A. Narayanaswamy, S. Venugopalan, K. Widner, T. Madams, J. Cuadros, R. Kim, R. Raman, P. C. Nelson, J. L. Mega and D. R. Webster, "Development and Validation of a Deep Learning Algorithm for Detection of Diabetic Retinopathy in Retinal Fundus Photographs," *JAMA*, vol. 316, no. 22, pp. 2402-2410, 2016.

[9] A. Kwasigroch, B. Jarzembinski and M. Grochowski, "Deep CNN Based Decision Support System for Detection and Assessing the Stage of Diabetic Retinopathy," *International Interdisciplinary PhD Workshop*, Swinoujście, Poland, 2018, pp. 111-116.

[10] H. Pratt, F. Coenen, D. M. Broadbent, S. P. Harding and Y. Zheng, (2016). "Convolutional Neural Networks for Diabetic Retinopathy". [online]

Erişilebilir: https://core.ac.uk/download/pdf/80776196.pdf [Erişim tarihi 25.05.2019].

[11] J. Long, E. Shelhamer and T. Darrell, "Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation," *The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Boston, USA, 2015, pp. 3431-3440.

[12] O. Ronneberger, P. Fischer and T. Brox, "U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation," *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI)*, Munich, Germany, 2015.

[13] J. Kim, H. Kim and Y. Ro, "Iterative Deep Convolutional Encoder-Decoder Network for Medical Image Segmentation," *39th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, Seogwipo, South Korea, 2017.

[14] W. Xiancheng, L. Wei, M. Bingyi, J. He, Z. Jiang, W. Xu, Z. Ji, G. Hong and S. Zhaomeng, (2018). "Retina Blood Vessel Segmentation Using a U-Net Based Convolutional Neural Network". [online] Erişilebilir: https://researchbank.swinburne.edu.au/file/fce08160-bebd-44ff-b445-6f3d84089ab2/1/2018-xianchneng-retina_blood_vessel.pdf [Erişim tarihi 25.05.2019].

[15] A. Oliveira, S. Pereira and C. A. Silva, "Augmenting Data When Training a CNN for Retinal Vessel Segmentation: How to Warp?," *IEEE 5th Portuguese Meeting on Bioengineering (ENBENG)*, Coimbra, Portugal, 2017, pp. 1-4.

[16] X. Gao, Y. Cai, C. Qiu and Y. Cui, "Retinal Blood Vessel Segmentation Based on the Gaussian Matched Filter and U-Net," *10th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics (CISP-BMEI)*, Shanghai, China, 2017.

[17] X. Xiao, S. Lian, Z. Luo and S. Li, "Weighted Res-UNet for High-Quality Retina Vessel Segmentation," *9th International Conference on Information Technology in Medicine and Education (ITME)*, Hangzhou, China, 2018, pp. 327-331.

[18] X. Xu, T. Tan and F. Xu, "An Improved U-Net Architecture for Simultaneous Arteriole and Venule Segmentation in Fundus Image," *22nd Conference on Medical Image Understanding and Analysis (MIUA)*, Southampton, United Kingdom, 2018, pp. 333-340.

[19] L. Duan, X. Qin, Y. He, X. Sang, J. Pan, T. Xu, J. Men, R. Tanzi, A. Li, Y. Ma and C. Zhou, "Segmentation of Drosophila Heart in Optical Coherence Microscopy Images Using Convolutional Neural Networks," *Journal of Biophotonics*, vol. 11, no. 12, pp. e201800146, 2018.

[20] D. Nugroho and M. Riasetiawan, "Road Lane Segmentation Using Deconvolutional Neural Network," *Third International Conference on Soft Computing in Data Science (SCDS)*, Yogyakarta, Indonesia, 2017, pp. 13-22.

[21] Z. Zhou, M. Rahman Siddiquee, N. Tajbakhsh and J. Liang, "UNet++: A Nested U-Net Architecture for Medical Image Segmentation," *4th International Workshop on Deep Learning in Medical Image Analysis, DLMIA*

2018 and 8th International Workshop on Multimodal Learning for Clinical Decision Support, ML-CDS 2018 Held in Conjunction with MICCAI, Granada, Spain, 2018, pp. 3-11.

[22] R. Mehta, J. Sivaswamy, "M-Net: A Convolutional Neural Network for Deep Brain Structure Segmentation," *IEEE 14th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI)*, Melbourne, Australia, 2017, pp. 437-440.

[23] V. Iglovikov and A. Shvets, (2018). "TernausNet: U-Net with VGG11 Encoder Pre-trained on ImageNet for Image Segmentation". [online] Erişilebilir: https://arxiv.org/pdf/1801.05746.pdf [Erişim tarihi 25.05.2019].

[24] A. Shvets, A. Rakhlin, A. Kalinin and V. Iglovikov, "Automatic Instrument Segmentation in Robot-Assisted Surgery Using Deep Learning," *17th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA)*, Orlando, USA, 2018.

[25] T. T. Tutulmaz, "Aile Sağlığı Merkezinde Yeni Tanı Tip-2 Diyabetes Mellitus," *Ankara Medical Journal*, vol. 14, pp. 18-20, 2014.

[26] T. Y. Wong, C. M. Cheung, M. Larsen, S. Sharma and R. Simó, "Diabetic Retinopathy," *Nature Reviews Disease Primers*, vol. 2, pp. 1-16, 2016.

[27] P. Vashist, S. Singh, N. Gupta and R. Saxena, "Role of Early Screening for Diabetic Retinopathy in Patients with Diabetes Mellitus: An Overview," *Indian Journal of Community Medicine*, vol. 36, no. 4, pp. 247-252, 2011.

[28] J. Rice, "Screening for Diabetic Retinopathy," *Continuing Medical Education*, vol. 31, no. 4, pp. 123-126, 2013.

[29] A. B. Bilgin, "Retina Vasküler Hastalıklarının Fizyopatolojisi," *Journal of Retina-Vitreous*, vol. 20, 2012.

[30] J. Almotiri, K. Elleithy and A. Elleithy, "Retinal Vessels Segmentation Techniques and Algorithms: A Survey," *Applied Sciences*, vol. 8, no. 2, pp. 155, 2018.

[31] A. Barikian and L. Haddock, "Smartphone Assisted Fundus Fundoscopy / Photography," *Current Ophthalmology Reports*, vol. 6, no. 1, pp. 46-52, 2018.

[32] [online] Erişilebilir: https://vimeo.com/223253080 [Erişim tarihi 25.05.2019].

[33] S. Khan, H. Rahmani, S. Shah and M. Bennamoun (n.d.), "A Guide to Convolutional Neural Networks for Computer Vision," in *A Guide to Convolutional Neural Networks for Computer Vision*, , Morgan & Claypool, 2018.

[34] Z. Qin, F. Yu, C. Liu and X. Chen, "How Convolutional Neural Networks See the World --- A Survey of Convolutional Neural Network Visualization Methods," *Mathematical Foundations of Computing*, vol. 1, no. 2, pp. 149-180, 2018.

[35] D. Cornelisse, (2018). "An Intuitive Guide to Convolutional Neural Networks". [online] Erişilebilir: https://medium.freecodecamp.org/an-intuitive-guide-to-convolutional-neural-networks-260c2de0a050 [Erişim tarihi 25.05.2019].

[36] V. Dumoulin and F. Visin, (2018). "A Guide to Convolution Arithmetic for Deep Learning". [online] Erişilebilir: https://arxiv.org/abs/1603.07285 [Erişim tarihi 25.05.2019].

[37] D. Sarkar, (2018). "A Comprehensive Hands-on Guide to Transfer Learning with Real-World Applications in Deep Learning". [online] Erişilebilir: https://towardsdatascience.com/a-comprehensive-hands-on-guide-to-transfer-learning-with-real-world-applications-in-deep-learning-212bf3b2f27a [Erişim tarihi 25.05.2019].

[38] S. A. Arpacı ve S. Varlı, "Derin Öğrenme ile Diyabetik Retinopati Sınıflandırılması," *4. Uluslararası Bilimsel Araştırmalar Kongresi (UBAK)*, Yalova, Türkiye, 2019, pp. 311-321.

[39] A. Budhiraja, (2016). "Dropout in (Deep) Machine Learning". [online] Erişilebilir: https://medium.com/@amarbudhiraja/https-medium-com-amarbudhiraja-learning-less-to-learn-better-dropout-in-deep-machine-learning-74334da4bfc5 [Erişim tarihi 25.05.2019].

[40] S. K. Shome and S. R. K. Vadali, "Enhancement of Diabetic Retinopathy Imagery Using Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization," *International Journal of Computer Science and Information Technologies*, vol. 2, no. 6, pp. 2694-2699, 2011.

[41] A. Değirmenci, İ. Çankaya ve R. Demirci, "Gradyan Anahtarlamalı Gauss Görüntü Filtresi," *Düzce Üniversitesi Bilim ve Teknoloji Dergisi*, vol. 6, no. 1, pp. 196-215, 2018.

[42] P. Mody, (2018). "List of Semantic Segmentation Models for Autonomous Vehicles". [online] Erişilebilir: https://blog.playment.io/semantic-segmentation-models-autonomous-vehicles/ [Erişim tarihi 25.05.2019].

[43] [online] Erişilebilir: https://github.com/sunshineatnoon/Paper-Collection/blob/master/FCN.md [Erişim tarihi 25.05.2019].

[44] "1000 Fundus Images with 37 Categories". [online] Erişilebilir: https://www.kaggle.com/linchundan/fundusimage1000 [Erişim tarihi 25.05.2019].

[45] "Sağlıklı ve Diyabetik Retinopati Hastalarına Ait Renkli Fundus Görüntü Veri Kümesi". [online] Erişilebilir: https://sites.google.com/site/hosseinrabbanikhorasgani/datasets-1/colour-fundus-images-of-healthy-persons--patients-with-diabetic-retinopathy [Erişim tarihi 25.05.2019].

[46] S. H. Hajeb, H. Rabbani, M. R. Akhlaghi, S. H. Haghjoo and A. R. Mehri, "Analysis of Foveal Avascular Zone for Grading of Diabetic Retinopathy

Severity 8 Based on Curvelet Transform," *Graefe's Archive for Clinical and Experimental Ophthalmology*, vol. 250, no. 11, pp. 1607-1614, 2012.

[47] "Renkli Fundus Görüntü Veri Kümesi". [online] Erişilebilir: https://sites.google.com/site/hosseinrabbanikhorasgani/datasets-1/fundus-fluorescein-angiogram-photographs--colour-fundus-images-of-diabetic-patients [Erişim tarihi 25.05.2019].

[48] S. H. Hajeb, H. Rabbani and M. R. Akhlaghi, "Diabetic Retinopathy Grading by Digital Curvelet Transform," *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, vol. 2012, Article ID 761901, 11 pages, 2012.

[49] J. J. Staal, M. D. Abramoff, M. Niemeijer, M. A. Viergever and B. van Ginneken, "Ridge Based Vessel Segmentation in Color Images of the Retina," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 23, no. 4, pp. 501-509, 2004.

[50] "DRIVE Veri Kümesi".
[online] Erişilebilir: https://www.isi.uu.nl/Research/Databases/DRIVE/
[Erişim tarihi 25.05.2019].

[51] "VGG-16 Ağırlıkları".
[online] Erişilebilir:
https://drive.google.com/file/d/0Bz7KyqmuGsilT0J5dmRCM0ROVHc/view [Erişim tarihi 25.05.2019].

Tezden Üretilmiş Yayınlar

İletişim Bilgisi: saadeta99@gmail.com

Konferans Bildirileri

1. S. A. Arpacı ve S. Varlı, "Derin Öğrenme ile Diyabetik Retinopati Sınıflandırılması," *4. Uluslararası Bilimsel Araştırmalar Kongresi (UBAK)*, Yalova, Türkiye, 2019, pp. 311-321.