T.C.

KASTAMONU ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

GÖRÜNTÜ İŞLEME TEKNİKLERİNİ KULLANARAK FUNDUS RETİNA GÖRÜNTÜLERİNDE KAN DAMARLARININ BÖLÜTLENMESİ

Salma M. Boubakar Khalifa ALBARGATHE

Danışman	**Prof. Dr. Fatma KANDEMİRLİ**
Jüri Üyesi	**Doç. Dr. Göksal BİLGİCİ**
Jüri Üyesi	**Doç. Dr. Murat ALPER BAŞARAN**
Jüri Üyesi	**Dr. Öğr. Üyesi Fatma GENÇ**
Jüri Üyesi	**Dr. Öğr. Üyesi M. Serdar ÇAVUŞ**

DOKTORA TEZİ
MALZEME BİLİMİ VE MÜHENDİSLİĞİ ANA BİLİM DALI

KASTAMONU – 2019

TEZ ONAYI

Salma M. Boubakar Khalifa ALBARGATHE tarafından hazırlanan **"Görüntü İşleme Tekniklerini Kullanarak Fundus Retina Görüntülerinde Kan Damarlarının Bölütlenmesi"**, adlı tez çalışması aşağıdaki jüri üyeleri önünde savunulmuş ve **oy birliği** ile Kastamonu Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü **Malzeme Bilimi ve Mühendisliği Ana Bilim Dalı'** nda **DOKTORA TEZİ** olarak kabul edilmiştir

Danışman	Prof. Dr. Fatma KANDEMİRLİ Kastamonu Üniversitesi
Jüri Üyesi	Doç. Dr. Göksal BİLGİCİ Kastamonu Üniversitesi
Jüri Üyesi	Doç. Dr. Murat Alper BAŞARAN Alanya Alaeddin Keykubat Üniversitesi
Jüri Üyesi	Dr. Öğr. Üyesi Fatma GENÇ İstanbul Yeni Yüzyıl Üniversitesi
Jüri Üyesi	Dr. Öğr. Üyesi M.Serdar ÇAVUŞ Kastamonu Üniversitesi

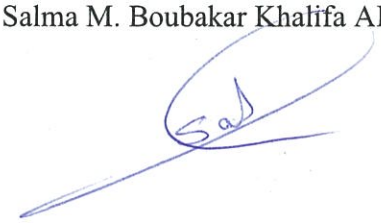
04 / 02 / 2019

Enstitü Müdürü	Prof. Dr. Hasbi YAPRAK

TAHHÜTNAME

Tez içindeki bütün bilgilerin etik davranış ve akademik kurallar çerçevesinde elde edilerek sunulduğunu ayrıca tez yazım kurallarına uygun olarak hazırlanan bu çalışmada bana ait olmayan her türlü ifade ve bilginin kaynağına eksiksiz atıf yapıldığını bildirir ve taahhüt ederim.

Salma M. Boubakar Khalifa ALBARGATHE



ÖZET

Doktora Tezi

GÖRÜNTÜ İŞLEME TEKNİKLERİNİ KULLANARAK FUNDUS RETİNA GÖRÜNTÜLERİNDE KAN DAMARLARININ BÖLÜTLENMESİ

Salma M. Boubakar Khalifa ALBARGATHE

Kastamonu Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Malzeme Bilimi ve Mühendisliği Ana Bilim Dalı

Danışman: Prof. Dr. Fatma KANDEMİRLİ

Eş Danışman: Dr. Öğr.Üyesi. Javad RAHEBİ

Retinal görüntüler, insan tanısı ve oküler fundus operasyonları gibi farklı alanlarda kullanılabilir. Yaşa bağlı makula dejenerasyonu, glokom, diyabetik retinopati ve kardiyovasküler hastalıklar gibi birçok yaygın göz hastalığı retinal görüntülerin yardımıyla teşhis edilebilir. Ne yazık ki bu anormalliklerin teşhis edilmesi, düşük kontrast, düzensiz aydınlatma, bulanık görüntüler ve düşük kaliteli görüntüler nedeniyle zorlu bir görevdir. Öte yandan, retinal görüntüleri kullanan otomatik tespit sistemleri yakın gelecekte oldukça faydalı olacaktır. Bu otomatik tespit sistemleri, oftalmologların iş yükünü azaltabilir ve bu sistem sayesinde hastaların doğru tedaviyi zamanında alabilmeleri sağlanabilir. Bu tezde kan damarı segmentasyonu için H-minima dönüşümü kullanılmıştır. Bu tezin amacı, retinal görüntülerde kan damarı segmentasyonunun yüksek doğruluğunu elde etmektir. Elde edilen sonuçların diğer yöntemlerle karşılaştırıldığında bu tezde iyi sonuç ve iyi performans elde edilmiştir bilgisayar görü ve görüntü işleme araçlarını kullanarak. Ayrıca simülasyon sonucu için DRIVE ve STARE veri tabanından alınan görüntüler kullanılmıştır.

Anahtar Kelimeler: Fundus kamera, görüntü işleme, retina görüntüsü, bilgisayar görme

2019, 108 Sayfa
Bilim Kodu: 91

ABSTRACT

Ph.D. Thesis

FUNDUS RETINAL IMAGE VESSEL SEGMENTATION WITH IMAGE PROCESSING TECHNIQUES

Salma M. Boubakar Khalifa ALBARGATHE

Kastamonu University
Institute of Science
Department of Materials Science and Engineering

Supervisor: Prof. Dr. Fatma KANDEMİRLİ

Co-Supervisor: Assist. Prof. Dr. Javad RAHEBİ

Retinal images can be used in different areas such as human recognition and ocular fundus operations. Many common eye diseases like; Age-Related Macular Degeneration, Glaucoma, Diabetic Retinopathy and cardiovascular diseases can be diagnosed with the help of these retinal images. Unfortunately diagnosing of these abnormalities is a challenging duty due to low contrast, uneven illumination, blurred images and poor quality images. On the other hand automated detection systems that use retinal images will be highly beneficial in near future. These automated detection systems can decrease the work load of ophthalmologists and with the help of this system patients can receive accurate treatment right on time. In this project most accurate blood vessel segmentation and extraction techniques will be proposed. In this thesis we used the H-minima transform for blood vessel segmentation. The aim of this thesis was to get the high accuracy of blood vessel segmentation in retinal images. In this thesis the good result and good performance was get by using computer vision and image processing tools. We compared our result with other methods. Also for simulation result we will implement on DRIVE and STARE database.

Key Words: Fundus camera, image processing, retina image, computer vision

2019, 108 Pages
Science Code: 91

TEŞEKKÜR

Öncelikle bu araştırma ile yaptığı gözetimi için Prof.Dr. Fatma KANDEMİRLİ'ye teşekkür etmek istiyorum. Eş Danışman hocam Dr. Öğr. Üyesi Javad RAHEBI'ye teşekkür ediyorum. Doç. Dr. Göksal BİLGİCİ'ye teşekkür ederim. Aynı zamanda, bu araştırma ile ilgili birçok pratik ihtiyaçların karşılanması için, Malzeme Bilimi ve Mühendisliği Bölümü Bölümünün öğretim görevlilerine teşekkür borçluyum. Doktora programına ve Kastamonu Üniversitesi'nde meslektaşları ve desteklerinden dolayı Kastamonu'da Libya topluluğuna teşekkür ederim. Son olarak; çalışma yapmamı ve bu tezi bitirmem için bana her zaman güven veren, eşim ve ailem için ahlaki desteklerinden dolayı şükranlarımı ifade etmek isterim. Babam ve annem sayesinde teşekkür ederiz. Umarım bu çalışmanın sonuçları gelecek çalışmalarda yeni araştırmalara katkıda bulunan kişilere faydalı olacaktır.

Salma M. Boubakar Khalifa ALBARGATHE
Kastamonu, Şubat, 2019

İÇİNDEKİLER

Sayfa

ÖZET iv
ABSTRACT v
TEŞEKKÜR vi
İÇİNDEKİLER vii
ŞEKİLLER TABLOSU x
TABLOLAR DİZİNİ xiii
1. GİRİŞ 1
1.1. Arka plan 1
1.1.1. Retina Görüntüleri 3
1.1.2. Diyabetik Retinopati (DR) 5
1.1.3. Yaşa Bağlı Makula Dejenerasyonu 6
1.1.4. Glokom 7
1.1.5. Kalp-Damar Hastalığı 8
1.1.6. Göz Anatomisi 8
1.2. Problem Tanımı ve Çözümü 11
1.3. Önerilen Çalışmanın Aşamaları 12
1.4. Önerilen Algoritma 13
1.5. Amaç 14
1.6. Gereksinimler 14
2. LİTERATÜR İNCELEMESİ 15
2.1. Arka Plan 15
2.1.1. Ön İşleme 17
2.1.2. Özellik Çıkarımı 20
2.1.3. Sınıflandırma 21
2.1.4. İşlem Sonrası 22
2.1.5. Görüntü Ön İşleme 23
2.1.6. Piksel Sınıflandırma 24
2.1.7. Rötuş 25

3. MATERYAL VE YÖNTEM 52
3.1. Duyarlılık, Özgüllük ve Doğruluk 52
3.2. Veri Tabanı 55
3.2.1. DRIVE Veri Tabanı 55
3.2.2. STARE Veri Tabanı 57
3.3. H-Minimum 57
3.4. Önerilen Yöntemin Özeti 59
4. SİMÜLASYON SONUÇLARI 72
4.1. Deneysel Sonuç 72
4.2. Grafik Kullanıcı Arabirimi (GUI) 77
4.3. DRIVE Veri Tabanı için Simülasyon Sonucu 84
4.4. STARE Veri Tabanı için Simülasyon Sonucu 85
5. SONUÇ VE TARTIŞMA 86
KAYNAKLAR 88
EKLER 93
ÖZGEÇMİŞ 108

SİMGELER ve KISALTMALAR DİZİNİ

ACC	: Accuracy (Doğruluk)
AMD	: Age-related macular degeneration (Yaşa bağlı makula dejenerasyonu)
AS	: Average Sensitivity (Ortalama Duyarlılık)
CCA	: Connected Component Analysis (Bağlı Bileşen Analizi)
CHASE_DB1	: Child Heart and Health Study in England database (İngiltere veritabanında Çocuk Kalp ve Sağlık Çalışması
CLAHE	: The Contrast Limited AdaptiveHistogram Equalization (Kontrast Sınırlı Uyarlamalı Histogram Eşitleme)
DR	: Diabetic Retinopathy (Diyabetik Retinopati)
DRIVE	: Digital Retina Image Vessel Extraction (Damar Ekstraksiyonu için Dijital Retina Görüntüleri)
FCM	: Fuzzy C-Means (Bulanık C - Ortalaması
FDOG	: First Order Derivative of Gaussian (Gaussian Birinci Mertebe Türevi
FN	: False negative (Yanlış Negative)
FOV	: Filed of View (Görüntüleme alanı)
FP	: False positive (Yanlış Pozitif)
GMM	: Gaussian Mixture Model (Gaussian Karışım Modeli)
HSI	: Hue, Saturation, Intensity (Ton, Doygunluk ve Yoğunluk)
HSV	: Hue, Saturation, Value (Ton, Doygunluk ve Değer)
LMSE	: Linear Minimum Squared Error (Lineer Minimum Karesel Hata)
MF-FDOG	: Matched Filter with First Order Derivative of Gaussian (Gaussian Birinci Mertebe Türevli Eşleşen Filtre)
MGRF	: Markov-Gibbs Random Field (Markov-Gibbs rastgele alan)
NVC	: Non-vessel Class (Damar Dışı Sınıf)
OCTA	: Optical Chorence Tomograpy Aniography (Optik Koherens Tomografi Anjiyografi)
OR	: Logical Operator (Mantıksal operatör)
PPV	: Positive Prediction Value (Pozitif Tahmini Değer)
RGB	: Red, Green, Blue (Kırmızı, Yeşil, Mavi)
SN	: Sensitivity (Duyarlılık)
SP	: Specificity (Özgüllük)
STARE	: Structured Analysis of the Retina (Retina'nın Yapılandırılmış Analizi)
TN	: True Negative (Gerçek negatif)
TP	: True Positive (Gerçek pozitif)
VC	: Vessel Class (Damar Sınıfı)

ŞEKİLLER TABLOSU

Sayfa

Şekil 1. 1. Bir dijital fundus görüntülemenin genel bir görünümü: CR5-NM Canon retinal kamera, görüntüleme yazılımı sistemi, veri tabanı yönetim sistemi, veri deposu düzeni 2
Şekil 1. 2. Fundus Kamera 4
Şekil 1. 3. 4 Fundus Görüntüsü 4
Şekil 1. 4. Göz küresinin çapraz bölgesi yukarıdan görünüm..... 10
Şekil 1. 5. Göz küresinin çapraz bölgesi yan taraftan görünümü..... 11
Şekil 1. 6. a) Orijinal retina görüntüleri,b) gri tonlamalı görüntü,c) yeşil kanal resmi 13
Şekil 2. 1. Ön işlem prosedürünün gösterimi:(a)Orijinal resmin yeşil kanalı . (b) Üstteki resim,fokal aydınlatılmış bir kap refleksi içeren ilk görünüşün bir parçasıdır, ana resim refleksin çıkarılmasını gösterir (c) Arkaplan resmi. (d) Gölge düzeltilmiş resim. (e) Homojenleştirilmiş resim. (f) Damar geliştirilmiş görüntü (Marín et al., 2011)..... 19
Şekil 2. 2. (a) Yeşil Kanal üzerindeki orijinal resim, (b) Alınan olabilirlik anahatları (c) Eşlenmiş resim, (d) Sonrası işlenmiş resim..... 22
Şekil 2. 3. (a) Renk fundus resmi, (b) gri kanal resmi (c) geliştirilmiş gri kanal, (d) homojenize frame resim..... 24
Şekil 2. 4. a) Renk fundus görüntüsü, (b) olasılıklı damar taslağı, (c) post işlemden sonra kan damarları 25
Şekil 2. 5. Gri görüntü (sol) ve ikili görüntü (sağ)..... 26
Şekil 2. 6. (a) Gürültü ve istenmeyen öğelerle, (b) Gürültü ve parçalarinçıkarılmasından sonra 27
Şekil 2. 7. Önerilen metodoloji. 28
Şekil 2. 8. Orijinal ve bölümlenmiş resim , (a) Orijinal , (b) bölümlenmiş (önerilen), (c) en iyi kalite seviyesi 31
Şekil 2. 9. Zhou ve arkadaşları tarafından önerilen yöntemin akış şeması 32
Şekil 2. 10 Retinal görüntü iyileştirme gölgelendirme prosedürü, (a) Orijinal resimler, (b) orijinal resimlerin iridescence yükseltmesi ve (c) resimlerin 10b'deki gelişimini farklılaştırmak (Zhou et al ., 2017). ... 35
Şekil 2. 11. (a)Orijinal retinal resimler;(b) L * a * b *, (c) HSI ve (d) HSV renk uzayında (Zhou et al., 2017).kontrast artışı ile parlaklık ve kontrastlı görüntüler. 36
Şekil 2. 12. Retina resimlerini çeşitli iyileştirme teknikleriyle düzeltme. 37
Şekil 2. 13. Miri tarafından önerilen yöntemin sonuçları 39
Şekil 2. 14 a) Orijinal Retinal Görüntüler, b-c) segmentasyon sonuçları, d) çok katmanlı eşik çıkışı , e) önerilen tekniğin segmentasyon sonucu.. 41

Şekil 2. 15 a) Karanlık lezyonları olan bir retinal resim, b) çok ölçekli stratejiyi kullanarak bölünme , c) farklılaştırılabilir konkavlık ölçümünü kullanan bölümlere ayırma , d) çizgi-şekil içi kavite ölçüsünü kullanarak bölme, e) Özelleştirilmiş standartlaştırılmış konkavlık ölçüsünü kullanan bölütleme..... 44
Şekil 2. 16 a) Yeşil kanal ikili görüntüsü, b) Düzeltilmiş yeşil kanal görüntüsü, c)Gabor özellikli ikili görüntü,d)Düzeltilmiş Gabor görüntüsü,e) 16 (b) ve 16 (d) görüntüsüne OR operatöründen sonra elde edilen görüntüler (A. Ali et al., 2017)..... 45
Şekil 2. 17 a) STARE Veri tabanından im0001, b) eşleştirilmiş filtreye örnek görüntü, c) birinci dereceden Gauss alt sınıfına komşu tepkisi d) eşleştirilmiş filtre eşleme haritasına eşik değeri uygulanarak elde edilen görüntü, e) ekstraksiyon sonucu Önerilen yöntem, f) Referans kan damarı haritası..... 48
Şekil 3. 1. Duyarlılık, Özgüllük ve Doğruluk. 53
Şekil 3. 2. Retinal görüntülerin morfolojisi: a) santral vasküler refleks ve arka plan Düzensizlik b) Pamuk yünü lekeleri, c) sert akslar, d) retina anatomik yapıları..... 54
Şekil 3. 3. DRIVE'dan indirilen retina görüntüleri: a)sağlıklı retina b)patolojik retina..... 55
Şekil 3. 4. DRIVE veri tabanının test kümesinden retinal fundus görüntüsü a) Orijinal RGB görüntüsü b) referans değeri olarak bilinen kan damarlarının manüel olarak bölünmesi c) ilgili görüntünün FOV maskesi..... 56
Şekil 3. 5. STARE'den Retina Görüntüleri: (a) sağlıklı retina, (b) patolojik retina 57
Şekil 3. 6 Önerilen yöntemin özeti..... 59
Şekil 3. 7. a) Orijinal görüntü, b) manüel bölümlere ayrılmış görüntü, c) maske 60
Şekil 3. 8. a) Orijinal görüntü, b) Kırmızı kanal, c) Yeşil kanal, d) Mavi kanal .. 61
Şekil 3. 9. Disk yarıçapı 3 olan yapı elemanı..... 62
Şekil 3. 10. a) Orijinal görüntü, b) Yeşil kanal, c) Alt-şapka filtreleme,d) Üst-şapka filtreleme , e) Orijinal görüntünün+Üst-şapka filtreli , f) ((Orijinal + Üst- şapka) – Alt- Şapka)..... 64
Şekil 3. 11. a) Medyan filtre sonucu,b)((Orijinal+Üst- şapka) – Alt- Şapka),c) medyan filtrenin sonuç b ile çıkarılması (Arka fonun Çıkarılması)... 65
Şekil 3. 12. a) Medyan filtre sonucu , b) medyan filtrenin ((Orijinal + Üst- şapka) –Alt-Şapka ile çıkarılması), c) Sonuçta çok kanallı görüntüye deriştirme gerilmesini uygulanması..... 66
Şekil 3. 13. a) medyan filtrelemeden önce, b) medyan filtrelemeden sonra..... 67
Şekil 3. 14.H-minima dönüşüm sonucu 68
Şekil 3. 15. a) kullanılan eşik değeri. b) Eşik değeri kullanıldıktan sonra..... 70

Şekil 3. 16. Ayıklanan damar 71
Şekil 4. 1. DRIVE için sonucun karşılaştırması (1 - 40)..... 75
Şekil 4. 2. STARE Veri Tabanının Sonuçlarının Karşılaştırılması..... 76
Şekil 4. 3. Başlangıç için Grafik Kullanıcı Arabirimi (GUI)..... 77
Şekil 4. 4. Çoklu menüleri gösterme..... 78
Şekil 4. 5. Yükü tıkladıktan sonar..... 79
Şekil 4. 6. Resmi seçtikten sonar 80
Şekil 4. 7. "Programı Çalıştır" düğmesinden sonra..... 81
Şekil 4. 8. Animasyon düğmesinin sonucu 82
Şekil 4. 9. Doğruluk gösteriliyor..... 83

TABLOLAR DİZİNİ

Sayfa

Tablo 2. 1. Yazarlar tarafından önerilen yöntemlerin Ortalama Doğruluk (AAC) ve Ortalama Duyarlılık (AS) Karşılaştırması: 51
Tablo 4. 1. DRIVE test veri tabanı için sonuç 72
Tablo 4. 2. DRIVE eğitim veri tabanı için sonuç..... 73
Tablo 4. 3. STARE veri tabanı için sonuç 74
Tablo 4. 4. DRIVE için simülasyon sonucu..... 84
Tablo 4. 5. STARE için simülasyon sonucu 85

1. GİRİŞ

1.1. Arka plan

Teknolojik gelişmeye ek olarak, tıbbi uygulamalarda kullanılan bilgisayar tekniklerinde önemli ilerlemeler ve bir takım gelişmeler kaydedilmiştir. Otomatik görüntü işleme ve analiz, tıbbi teşhis ve tedavi alanında yaygın olarak kullanılmaktadır. Özellikle medikal görüntü işleme alanındaki son gelişmeler, retinal görüntülerle çeşitli özelliklerin, değişikliklerin, hastalıkların ve dejeneratif problemlerin otomatik olarak tespit edilmesini mümkün kılmaktadır. Retinal görüntü analizleri görüntü işleme tekniklerini kullanarak retina yapısındaki değişikliklerden tespit edilebilen hastalıkları belirlemeyi ve izlemeyi amaçlamaktadır (Wright, Young, Read, & Chang, 2018).

Fundus floresein anjiyografi (FFA), floresein adlı madde kullanılarak retina kan akımının incelenmesi için geliştirilen, retina hastalıklarının tanısında ve takibinde vazgeçilmez bir tanı yöntemidir.

Ancak, son on yıl içinde bilgi ve iletişim teknolojisindeki gelişmelerle ilgili olarak, retina dijital fundus fotoğrafçılığı geliştirilmiştir. Fundus görüntüleme, yansıyan ışık miktarının temsil eden görüntü yoğunlukları kullanılarak 2-D gösterimi gibi 3-D yarı saydam retinal dokunun projeksiyonunu görüntüleme düzlemi üzerine elde etme işlemidir. Dijital fundus görüntülerinin birçok projede yaygın olarak kullanılmasının birkaç nedeni vardır. Öncelikle kamuya açık veri tabanları, hastaların fundus fotoğraflarını kullandı. İkincisi, bu tür bir fotoğrafçılık, nüfus tabanlı ve diyabet hastaları, arterioskleroz ve hipertansiyon gibi çeşitli sistemik hastalıkların teşhisi için çok yararlıdır. Son olarak ilgili görüntülerin en önemli avantajı, kesin ölçüm ve retinal kan damarlarının genişliği ve kıvrımlaşmanın izlenmesi olasılığıdır (Wright, Young, Read ve Chang, 2018).

Şekil 1.1.'de dijital fundus görüntüsünün bir örneği ve bir dijital fundus kamera ile incelenen bir hasta gösterilmiştir (Wright vd., 2018).



Şekil 1.1. Dijital fundus görüntülemenin genel bir görünümü: CR5-NM Canon retinal kamera, görüntüleme yazılımı sistemi, veritabanı yönetim sistemi, veri deposu düzeni

Bu tezde, retinal görüntülerden anormalliklerin tespit edilmesinin önemi hakkında bilgi verilmiştir. Retinal görüntü analizi ve literatür taramasından hastalıkların tespit edilmesi hakkında bilgi verilmiştir. Ayrıca araştırmacılar tarafından kullanılan birkaç yöntemden bahsedilmiştir.

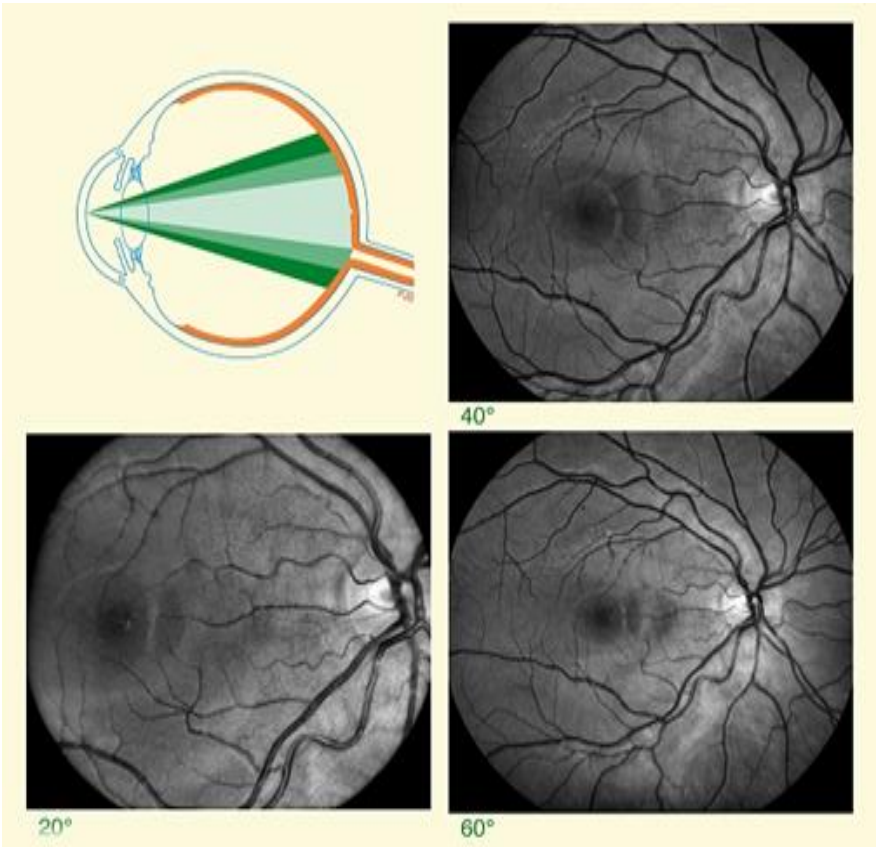
1.1.1. Retina Görüntüleri

Retinal görüntüler, yaygın olarak görülen diyabetik retinopati, yaşa bağlı maküler dejenerasyon ve glokom gibi retinal hastalıkların erken teşhisi ve tanımlanması için oftalmologlar tarafından yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu retinal hastalıkların saptanması ve tanımlanması için yüksek duyarlı ve yüksek doğruluklu yöntemler kullanılmalıdır. "Fundus görüntü" olarak adlandırılan Retinal Görüntüler çoğunlukla anormalliklerin tespit edilmesinde kullanılır. Tıpta yaygın olarak kullanılan bir terimdir ve içi boş bir organın iç astarını belirler. Göz dört segmentten oluşur; birincisi duyusal retina, ikincisi retinal pigment epitelyum, üçüncüsü Bruch'un membranı ve sonuncusu ise koroid'dir. Fundus fotoğrafçılığı gözün nöroensör dokusunu çeker. Bu nörosensör dokusu, optik görüntüleri elektriksel impulslara dönüştürür çünkü beyin sadece elektriksel impulsları anlar. Kameranın aydınlatıcı ve görüntüleme ışık ışınları için bir giriş ve çıkış olarak göz bebeğinin kullanılması ile retina fotoğraflanabilir. Bu görev için "Fundus Kamera" adlı özel bir kamera kullanılır (Sharma, Sharma, Saini, ve Sharma, 2018). Hasta fundus kamera ile bağlantılı bir bara karşı yaslanarak fundus kameranın önünde otururken yetkili kişi kameranın odağını ve kamerayı ayarlayacaktır. Yetkili kişi deklanşöre bastığında patlayan bir flaş yardımıyla, Şekil 1.2.'de gösterildiği gibi bir fundus fotoğrafı oluşturulur. Ne yazık ki bu retinal görüntülerin birkaçı, gözün doku bozulması ve ortamın donukluğu, kanamalar, akıntı ve hastanın göz hareketi gibi hatalı biçimlendirilmiş görüntüleme süreçleri nedeniyle klinik olarak tatmin edici değildir. Düzgün olmayan ışıklandırma, bulanıklaştırma, hatalı odaklanma ve düşük kontrast, retinal görüntülerin standartlarını azaltacağından bu görüntülerin doğruluğu azalacaktır ve bu problem düşük duyarlılık ve düşük doğrulukla sonuçlanabilir ve bu problem oftalmologun önemli göz bulgularını veya farklı retinal görüntülerin tanısını saptamasını zorlaştırır. Bu nedenle, retinal görüntü kalitesinin kötü olmasıyla ilgili zorlukların üstesinden gelinmesi zorunludur (Marin, Gegundez-Arias, Ponte, Alvarez, Garrido, Ortega, Bravo, 2018). Bunun için verimli ve sağlam yöntemler kullanılmalıdır.



Şekil 1.2. Fundus Kamera

Şekil 1.3.'te 4 Fundus görüntüsü gösterilmiştir.



Şekil 1.3. 4 Fundus Görüntüsü

1.1.2. Diyabetik Retinopati (DR)

Diyabet, vücuttaki tüm damarları etkileyen ve önemli yıkıma neden olan bir hastalıktır. Diyabetli hastalarda, gözün görmesini sağlayan bir sinir tabakası olan retinadaki kılcal damarların etkilenmesi ile diyabetik retinopati oluşur. Bu küçük kılcal damarlarda, kırmızı kan hücreleri ve pıhtılaşma hücrelerinde oluşan değişiklikler sonucu retina beslenemez ve oksijensiz kalır. Bu, damar duvarlarının bozulmasına, damar geçirgenliğinde artışa, kan damarlarının ve serumun retina içindeki damardan dışarı sızmasına neden olur. Düşük oksijen seviyesi, anormal yeni damarların oluşumuna yol açabilir. Bu damarlar, retinanın damarları kadar güçlü değildir ve kan duvarlarından kolayca sızarlar. Ek olarak, bu damarlar ciddi görme kaybı ve ağrılı göz baskısı oluşturabilir. Gençlerde diyabetik hastalık ergenlik çağından sonra ve 30 yaşından sonra teşhis edildiğinde mutlaka göz muayenesi yapılmalıdır (Willermain vd., 2018). Diyabetik hastalarda retina normal ise yılda bir kez muayene edilmelidir. Retinopati başladığında, takip süresi 3 ila 4 ay arasında yapılmalıdır. Diyabetik retinopati ağrısızdır, ancak genellikle ani körlüğe neden olur. Bu durum, gözdeki kan damarlarından kanının vitreus jeli içine akması ve bu durumun görüşü etkileyen karanlık bir perdeye yol açmasından kaynaklanır. Haftalar, aylar sonra damarlardan akan kan emilir ve görüş gelişebilir. Vitreus jele şiddetli kanamalar yeni kan damarlarının ve liflerin ön plana çıkmasına neden olabilir. Retina Dekolmanı türü olduğundan dolayı çok ciddi bir durum olup tedavisi zordur.. Her ne kadar tedavi bazen hasarı önleyebilirse de, maalesef bazı durumlarda körlük kalıcı olabilir. Diyabetik hastaların kan şekeri, kan kolesterolü ve kan basıncı düzeyleri diyabetik retinopatinin ilerlemesini önlemek için kontrol edilmelidir (Willermain vd., 2018). Diyabetik retinopati, gerekirse bir argon lazeri ile tedavi edilebilir. Bu yönteme scatter (dağınık) saçılma lazer tedavisi denir. Lazer tedavisinin amacı anormal kan damarlarının kapanmasına yardımcı olmaktır. Tedavi genellikle birkaç seansta tamamlanır. Lazer tedavisi, renk görme ve gece görüşünde hafif bir azalmaya neden olabilir. Laser tedavisi anormal kan damarları kanamaya başlamadan önce uygulandığında daha etkili olmaktadır. Bu nedenle diyabetik

hastalarda düzenli göz muayeneleri yapılmalıdır. Kanama başlasa bile, kanama seviyesine bağlı olarak lazer tedavisi hala mümkündür. İleri hasarlar için cerrahi gerekebilir (Willermain vd., 2018).

Dünyada diyabet hastalarının tahmini yaygınlığı 2000 yılında % 2,8 iken, 2030 yılında % 4,4'e çıkması beklenmektedir. Diyabet hastalarının toplam sayısının, her 30 yılda bir 171 milyondan 366 milyona çıkacağı anlamına gelir. Bu hastalığın erken tespiti tedavi süreci üzerinde ciddi bir rol oynar. Ne yazık ki, yıllık göz muayenesi gerektiren hastaların sayısı fazladır. Ancak otomatik algılama sistemleri kullanılarak bu sorunun üstesinden gelinebilir. Bu otomatik sistem, hastaların retinal görüntüleri üzerindeki anormallikleri otomatik olarak algılayabilir, böylece göz doktorlarının iş yükü azalır ve ek olarak otomatik algılama sistemi sayesinde ekonomik yük büyük ölçüde azalacaktır. Pek çok araştırmacı bu otomatik algılama sistemi hakkında ilerleme kaydetmiştir. Bu araştırmacılar sayesinde birçok farklı algoritma ve yöntem bulunmuş olup her yöntem ve algoritmanın benzersiz duyarlılık ve doğruluk değerleri vardır (Li, Liu, Wan, ve Li, 2018). En doğru ve en hassas yöntemler seçilip, sonraki bölümlerde bu yöntemlerden bahsedilmiştir.

1.1.3. Yaşa Bağlı Makula Dejenerasyonu

Yaşa bağlı makula dejenerasyonu (AMD) retinanın altındaki tabakaları yok eder ve merkezi görüşü azaltır. 50 yaş üstü kişilerde ciddi görme kaybının en yaygın nedenidir. Yaş arttıkça risk artar, 65 yaş üstü kişilerin yaklaşık % 25'inde yaşa bağlı maküler dejenerasyon hastalığı vardır. Sigara içmek hastalık riskini 3 kat artırır. Sigara içme ortamında olmak riski iki kat artırır. Sigarayı bırakmak riski azaltabilir, 20 yıl sonra hiç sigara içmeyen bir kişi ile risk yüzdesi eşitlenir. Güneş ışığına, özellikle mavi ve morötesi dalgalara aşırı maruz kalmak hastalık riskini artırır. Bu dalga boylarını filtreleyen güneş gözlüğü takmanın yanı sıra şapka kullanılması da faydalıdır (Lim, Mitchell, Seddon, Holz, ve Wong, 2012).

Ek olarak, AMD için risk faktörleri ailede AMD varlığını içerir, yüksek tansiyon, yüksek kan yağı, kalp-damar hastalığı, yüksek vücut kitle indeksi ve belirli vitamin ve minerallerin düşük dozlarda olmasıdır. AMD, farklı insanlarda farklı semptomlarla ortaya çıkabilir. Bazen tek gözde görme kaybı varsa, göz yıllarca bozulmadan kalabilir. AMD' nin erken tanısı kolay değildir. Bununla birlikte, eğer her iki göz de etkilenirse, okuma veya çalışma sırasında zorluk hissedilmeye başlar. Bu durumda, bakılan noktanın ortasında karanlık bir alan oluşacak, görülen noktada düz çizgiler bükülecek ve renkler soluklaşacaktır. AMD hastalığının ıslak ve kuru olmak üzere iki türü vardır (Lim vd., 2012). Kuru AMD tipik olarak görme keskinliğinin kademeli olarak azalmasına yol açar. Yavaş büyür ve görme alanının ortasında siyah bir alan olarak görünebilir ve aynı zamanda görme kaybına yol açabilir. Islak tip, hastaların % 10-15'ini oluşturur ve ciddi görme kaybına yol açabilir. Bu tip AMD' de Makula adı verilen bölgede yeni kan damarları görülecektir. Bu, damarlarda meydana gelebilecek kanama nedeniyle geri dönüşümsüz, kalıcı görme kaybına yol açabilir.

Kuru tip hastaların, düzenli aralıklarla göz doktoruna gitmesi ve koruyucu olarak göz için gerekli olan vitamin ve mineralleri içeren antioksidan ilaçlar kullanması önerilir.. Görme kaybı genellikle tersine çevrilemez olsa da, görme kaybının ilerlemesi başarılı bir tedavi ile durdurulabilir veya yavaşlatılabilir (Lim vd., 2012).

1.1.4. Glokom

Glokom, optik siniri yok edecek kadar yükselen göz içi basıncı nedeniyle görme kaybına neden olan bir hastalıktır. Normal bir göz sıvısı sürekli olarak üretilir ve dengeli bir şekilde göz dışına boşalır. Böylece göz içi basıncı normal seviyelerde kalır. Genel olarak, 20-21 mmHg'nin altındaki göz basıncı normaldir. Bununla birlikte, glokom daha düşük göz içi basıncında bile görülebilir (Lozano, Choi, Jayaram, Morrison ve Johnson, 2018). Göz sıvısının boşalması engellenirse, göz içi basıncı artar en sık görülen glokom tipi olan açık açılı göz tansiyonu hastalığı oluşur.

Yüksek göz içi basıncı göz sinirine zarar verir ve tedavi edilmezse körlüğe veya görme kaybına neden olur. Toplumda görülme olasılığı, 40 yaşın üzerinde % 2,60 yaşın üzerinde % 10'dur. Başlangıçta genellikle hiçbir belirti, görme bozukluğu ve ağrı yoktur. Hastalık erken teşhis edilmezse görme siniri yıkımı nedeniyle görme alanında kör noktalar oluşur (Lozano, Choi, Jayaram, Morrison ve Johnson, 2018).

1.1.5. Kalp-Damar Hastalığı

Kardiyovasküler hastalıklar retinada birkaç farklı şekilde belirtiler gösterebilir. Retina kanalları ve damarlar arasındaki mesafe (A/V oranı olarak da bilinir), hipertansiyon ve aterosklerozun etkisi ile değiştirilebilir. A/V oranındaki bir düşüş inme veya miyokard infarktüsüne yol açabilir. Ayrıca hipertansiyon, retinal iskemiyi koordine etmekte ve retina infarktlarının pamuk flepleri ve koroidalin farktlar gibi derin retinal beyaz noktalar olarak belirgin bir şekilde ortaya çıkmasına neden olmaktadır (Abràmoff, Garvin, ve Sonka, 2010).

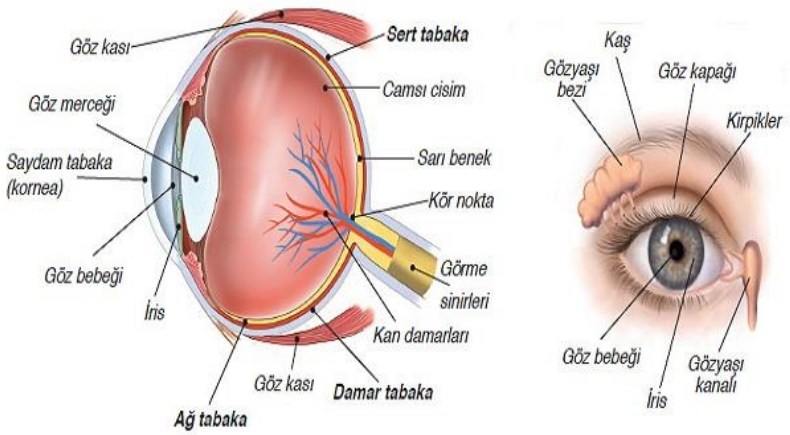
1.1.6. Göz Anatomisi

Göz, dış dünyayı görmemizi sağlayan organdır. Gözbebeklerimiz yağlı dokularla çevrelenmiş yuvarlak organlardır. Gözlerimiz kafatası içindeki iki kemik arasında yer almaktadır. Bu özellik gözlerimizi dış etkilerden korur. Gözlerimizin sert beyaz kısmı sklera olarak bilinir. Tamamen opaktır ve ışığın korneadan dışarı çıkmasını önler. Sklera, göz küresinin 5/6 arka bölümünü kaplar. Sklera -Göz akı da denen, göz küresini koruyarak ona şeklini veren dokudur. Sklerada hiçbir damar yoktur. Gözdeki bütün kaslar göze sklera sayesinde tutunurlar. Beyaz sklera tabakasının tam ortasında saat camı şeklinde kornea tabakası bulunur. Göz küresinin yaklaşık 1/6'sını oluşturur. Kornea, ışık kırılması sağlayan ve bir pencere gibi davranarak ışık ışınlarına karşı retinayı koruyan bir zardır (Snell ve Lemp, 2013). Limbusta sonlanan

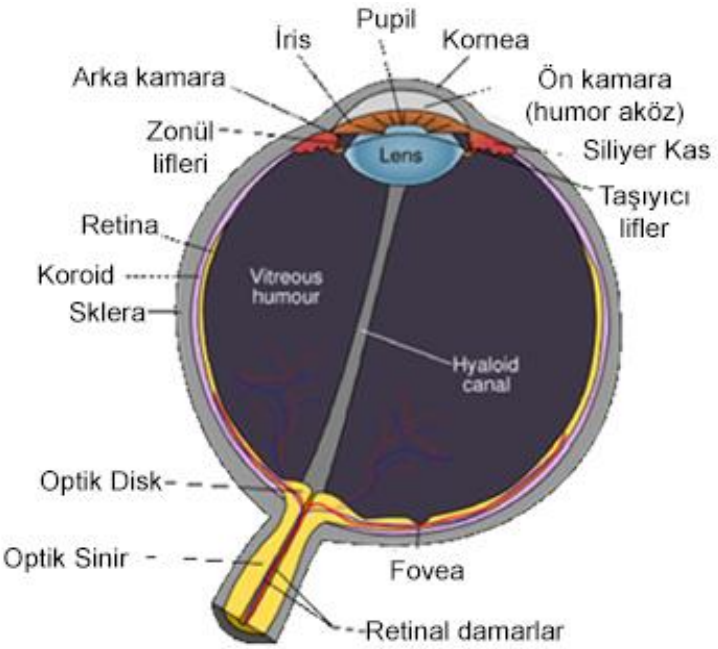
kan damarlarının desteği ile beslenme ve metabolik ihtiyaçlar sağlanır. Kornea ile skleranın birleşme yerine limbus denir.

Koroid retina ile sklera arasında yer alan gözün damarsal tabakasıdır. Ana işlevi retinanın beslenmesini sağlamaktır. Aynı zamanda gözün kanla beslenmesinde temel görev alan tüm damarlar koroid vasıtasıyla göze girerler. Kornea ve lens arasındaki boşluk ön kamara veya anterior boşluk olarak adlandırılır. Ön kamara veya anteriorkavite olarak adlandırılan kornea ile lens ön yüzü arasındaki boşluğu, hümöraköz denilen bir sıvı doldurur. Hümöraköz, suya benzeyen şeffaf bir sıvıdır, nemlenmesi ve oksijen ihtiyacı gözyaşının aköz tabakası tarafından sağlanır ve gözün bütünlüğünün korunmasında önemli rolü vardır. Aköz hümör, silier çıkıntılarda üretilir. Arka bölüm ön bölüme göre daha büyüktür. Arka bölüm ön bölümün tersine lensin arkasında bulunur. Arka kamara jöle gibi görünen şeffaf sıvı ile doludur. Retina katmanlarını bir arada tutarken göz şeklini korumak için sıvı basıncı uygular ve retinaya yansıyan görüntülerin net odaklanmasını sağlar. İris, korneanın arkasında ve merceğin hemen önünde renkli, dairesel bir zardır. Pigment yoğunluğu yüksekse, koyu renkli irisler ve pigmentlerin yoğunluğu düşükse, açık renkli irisler oluşur. Bu nedenle bu bölüm kişinin göz rengini tanımlar. Merkezde gözbebeği denen yuvarlak bir açıklık vardır. Yapı sfinkter ve dilatör kasları içerir (Snell ve Lemp, 2013). Bu kaslar sayesinde, göze giren ışığın miktarını ayarlamak için gözbebeği daralır ve genişler. Örneğin, gözbebekleri aşırı ışıktan büzülür, düşük ışıkta iken göze daha fazla ışık girmesi için büyür. Yakın ve uzak görüş için lens şeklini değiştiren kaslara kirpiksi kaslar denir. Zonül lensi siliyer cisme bağlar ve zonül lensin yardımı ile şeklini değiştirebilir. Objektif renksiz, bikonveks, damarsız ve tamamen şeffaf bir yapıdır. Objektif ekvator çapı 9-10 mm ve ön arka çapı 4-5 mm'dir. Ana görevi retinada ışığın odaklanmasıdır. Mercek yakın ve uzak mesafeler için net görüş sağlamak için şeklini değiştirebilir. Retina, gözün arkasındaki ışığı algılayarak uyarıyı beyne ileten sinir tabakasıdır. Retina, görme hücrelerine bağlanan milyonlarca vizyon hücresi ve sinir hücresinden oluşur. Bu sinir hücrelerinin uzantıları (yaklaşık 1,5 milyon) optik sinir oluşturmak için bir araya gelir. Bu

hücreleri besleyen damarlar da retinada bulunur. Retina bozukluğu, gözün bir görüşe sahip olmasını önler. Göz sinirindeki bozukluk, görmenin beyne ulaşmamasına neden olur. Retinanın kenarlarında meydana gelen bir sorun, etrafı görmeyi etkiler, merkezdeki problemler ise merkez görüşünü etkileyebilir ve hatta körlüğe gidebilir. Fovea kılcal ve ganglion hücreleri içermez. Gözün arkasındaki optik sinir retinadan beyne görsel impulsları iletir. Retina ganglion hücresinin (retinanın sinir hücreleri) aksonlarını içerir. Görsel alan testindeki kör nokta, optik diskte görsel alıcı olmadığından oluşur. Aynı zamanda, optik disk bir oftalmoskopla kontrol edilebilir. Göz kasları çok güçlü ve verimlidir. Gözün ana kasları superiorrektus, inferiorrektus, medialrektus, ve lateralrektus'tır (Snell ve Lemp, 2013). Gözün yapısı Şekil 1.4. ve Şekil 1.5.'de gösterilmiştir.



Şekil 1.4. Göz küresinin çapraz bölgesi yukarıdan görünüm



Şekil 1. 5. Göz küresinin çapraz bölgesi yan taraftan görünümü

1.2. Problem Tanımı ve Çözümü

Çoğu retinal görüntü yüksek çözünürlüğe sahiptir ve klinik alanda kullanıldığında birçok hastalığı teşhis edip tedavi edebilen özellikler sunar. Otomatik bir sistemin geliştirilmesi, alanındaki doktorlar ve uygulayıcılar için büyük kolaylık sağlayabilir. Bu çalışmada önerilen görüntü işleme teknikleri, kullanıcıların bireysel deneyim seviyelerine, yorgunluk veya görüntü kalitesi gibi belirli durumlara ve koşullara bakılmaksızın, daha etkili analize ve daha doğru teşhise katkıda bulunabilir. Retinal görüntülerin elde edilmesi, erken saptanmadığı takdirde körlüğe sebep olabilen retinal bozuklukların tanısında son derece önemlidir. Bu bölgedeki kan damarları, işlevleri retinal ve maküler hastalıkların tanısında merkezi faktörlerdir. Retinal görüntülerin görüntülenmesi için bir dijital fundus anjiyografi cihazı kullanılır. Göz bebeği anjiyografi için önce dilate edilir ve daha sonra retinadaki kan damarlarından

geçerken uygulanan ilaç tarafından oluşturulan görüntüler dijital görüntüleme cihazı tarafından kaydedilir.

1.3. Önerilen Çalışmanın Aşamaları

Bu tez çalışmasında, retinal kan damarı segmentasyonu için bir yöntem ve pixel sınıflandırması için H-minima kullanılarak damar ağını analiz etmek için bazı otomatik algoritmalar sunulmuştur.

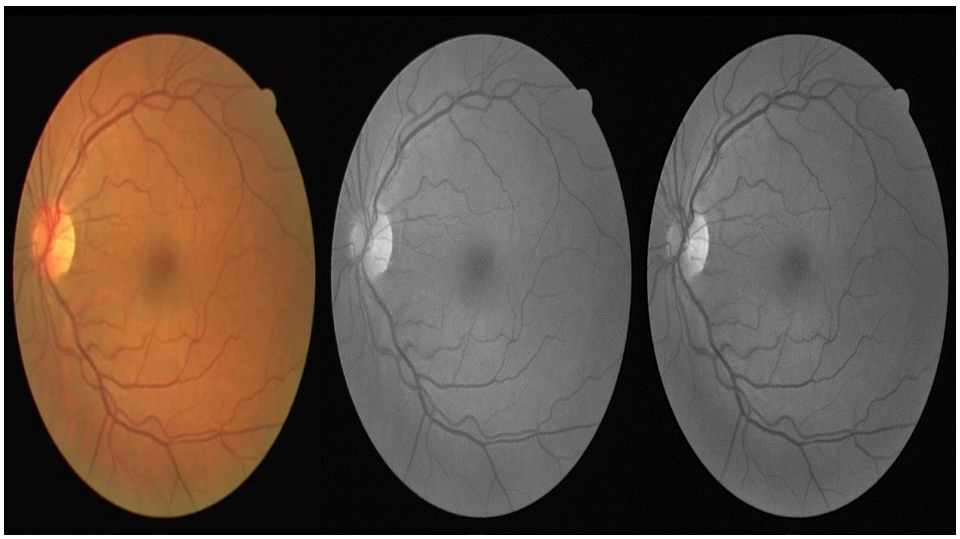
Bu yaklaşım aşağıdaki aşamalardan oluşmaktadır:

1) Giriş görüntüsünü ön işleme:
Bu adımda görüntü önceden işlenir ve yeşil kanal seçilir. Yeşil kanalda görüntünün, diğer arka planından daha farklı yoğunluğu vardır.

2) Filtreleme:
Bu adımda yapı elemanı filtreleme için kullanılır. Yapı elemanının filtrelenmesinden sonra gürültü çıkarılır.

3) İzole pikselleri kaldırmak için ön işleme:
Bu adımda, izole gürültüyü çıkarmak için morfolojik gürültü uygulanmıştır. Bölüm 3'te bunun hakkında tartışılmıştır.

Retinal görüntülerin yeşil kanalı, damar ve arka plan görüntüsü arasında daha yüksek bir kontrast sağlar ve böylece önerilen yaklaşım için girdi olarak kullanılır. Şekil 1.6.'da bir giriş retinal görüntünün yeşil kanalı ve gri tonlamalı görüntüsü gösterilmiştir.



(a) (b) (c)

Şekil 1.6. a) Orijinal retina görüntüleri, b) gri tonlamalı görüntü, c) yeşil kanal resmi

Yeşil bant gri tonlamalı görüntüden çok daha iyi kontrast sağlar.

1.4. Önerilen Algoritma

1. Giriş görüntüsünün okunması
2. Yeşil kanal seçimi
3. Kontrast geliştirme
4. Arka fonun çıkarılması
5. Medyan filtreleme uygulanması
6. H-minima dönüşümünün uygulanması
7. Eşikleme ve Binarizasyon
8. Segmamtasyonu yapılan retinal damar görüntüsü için performans ölçümü hesaplaması.

1.5. Amaç

Tez çalışmasının amacı, retinal görüntülerde kan damarı segmentasyonunun yüksek doğruluğunu elde etmektir. Burada iyi segmantasyon yüzdesi elde etmeye çalışılmıştır. Ayrıca simülasyon sonucu için DRIVE (Damar Ekstraksiyonu için Dijital Retina Görüntüleri) ve STARE (Retina'nın Yapılandırılmış Analizi) veri tabanları uygulanmıştır.

1.6. Gereksinimler

Donanım gereksinimleri: BİLGİSAYAR

Yazılım gereksinimleri: MATLAB

2. LİTERATÜR İNCELEMESİ

2.1. Arka Plan

Günümüzün ilerleyen teknolojisi, gelişen donanım ve yazılım sistemlerinin desteği ile tıp alanındaki gelişmeler önemli ölçüde artmıştır. Özellikle, tıbbi görüntü analizi ve işleme sistemleri kayda değer bir öneme sahiptir. Teknolojideki ilerlemelerin yanı sıra, tıp çalışmalarında kullanılan bilgisayarlı tekniklerin sayısında ve etkinliğinde önemli ilerlemeler kaydedilmiştir (Yan, Yang, ve Cheng, 2018). Otomatik görüntü işleme ve analiz, tıbbi teşhis ve tedavi alanında kullanılan en umut verici bilgisayar anlama ve görüntüleme teknikleridir. Bu bağlamda, çoğu kliniklerde yüksek çözünürlüklü retinal görüntüler tanı ve tedavide kullanılabilecek birçok özellik sunmaktadır. Tıbbi görüntü işleme alanında son 15 yılda meydana gelen gelişmeler, retinal görüntülerde farklı özelliklerin, değişikliklerin, hastalıkların ve dejenerasyonların otomatik olarak algılanmasını sağlamaktadır. Retina, göz küresinin iç kısmını kaplayan yarı şeffaf ve hafif pembe-kırmızı bir renktir. Retina, ışığa duyarlı hücreler ve görüntü hakkında beyne bilgi taşıyan ve görsel işlev yapan sinir lifleri içeren gözün arkasında bulunan bir göz tabakasıdır. Retina temel olarak iki ana katmandan, iç duyusal katmandan (nöroensör) ve dış pigmentli tabakadan oluşur. İç duyusal tabaka, 10 ayrı hücresel katmandan oluşur. Resmin düştüğü nokta 9 katmandadır. Bu noktanın çapı yaklaşık 1 milimetredir. Buna ek olarak, retiküler tabaka olarak adlandırılan retina, göz küresinin iç arka duvarını tamamen kaplar ve bağlı oldukları milyonlarca göz hücreleri ve sinir hücrelerinden oluşur. Bu sinir hücrelerinin uzantıları görsel sinir oluşturmak için bir araya gelir. Bu hücreleri besleyen damarlar da retina tabakasında bulunur. Aslında, eğer göz bir dijital fotoğraf makinesine benziyorsa, retina, görüntüyü algılayan ve elektriğe dönüştüren bir sensör olarak düşünülebilir (Yan vd., 2018).

Işığı algılamak için gerekli olan elektrokimyasal reaksiyonlar temelde duyusal bir kateterdir. Duyusal katman, ışığın en dış tabakasını algılayan fotoreseptör hücrelerden oluşur. Fotoreseptör, hücreleri görünen ışık dalga boyuna, yani renge

göre elektrik enerjisine çevirir. Bu uyaranlar retina en iç tabakasında yer alan ganglion hücreleri tarafından yapılır. İki tip fotoreseptör hücresi vardır. Bunlar koni ve çubuk hücreleridir. Rod hücreleri, alacakaranlıkta görmekten sorumlu olup siyah ve beyazın çeşitli tonlarındaki nesneleri görmemizi sağlarlar. Çubuk hücreleri 110-125 milyon metreküptür. Konik hücreler ışığa bile yanıt verebilir ve parlak ışıkta ince detaylar ve parlak renkler sağlayabilir. Koni hücrelerinin sayısı 6,3-6,8 milyondur. Retinaların farklı bölgelerinde, çubuk ve koni hücreleri farklı yoğunluklara sahiptir. Retina merkezinde, ışığın odaklandığı, makula adı verilen özel bir bölgenin, bir fovea (sarı nokta) ve koni hücrelerinin bulunduğu keskin görünümlü bir çubuk hücresi yoktur. Retinanın merkezinden uzaklaştıkça, koni hücrelerinin yoğunluğu azalırken, çubuk hücrelerin yoğunluğu artar. Nokta büyüklüğünde veya yüksek bir tepenin geniş bir görünümünde bir toz noktasına bakıldığında, görüntü retinada yaklaşık 1,5 milimetre genişliğinde, sarımsı bir alan olan makula (maculalutea) üzerine düşer. Bu alanın çapı yarım milimetreden (0,4 mm) azdır. Merkezi bölgede, retina incelir ve ince bir daralma görülür. Buna sarı nokta (fovea centralis) denir. Bu alan tamamen koni hücrelerden oluşmaktadır. Bir bölgeye ya da bir noktaya odaklandığımızda, gözler bu bölgeden gelen ışıltılar foveaya düşecek şekilde hareket ederler. Göz hareket ediyorsa da yararlıdır. Foveadaki hücreler, sıklıkla yaşa bağlı maküler dejenerasyon olarak adlandırılan hastalığa yakalanabilir (Yan vd., 2018).

Marin ve arkadaşları (Marín, Aquino, Gegúndez-Arias, ve Bravo, 2011) birkaç yöntemle kan damarı segmentasyonu için yeni bir gözetimli – eğitimli yöntem geliştirdiler. Bu önerilen strateji, önceden işlem görmüş retinal resimlerden elde edilen 7-D vektörü kullanılarak piksel gruplama sistemini kullanmaktadır ve bu vektör, nöral sisteme bilgi olarak verilir. Sınıflandırma sonuçları (0 ve 1 civarında orijinal değerler) her pikseli 2 alanlı damar ve damar dışı olarak sıralamak için sınırlıdır. Son olarak, damarlardaki piksel deliklerini doldurmak için bir işleme sonrası sistemi hazırlanacak ve bu metodolojinin yanı sıra dürüst olmayan bir şekilde tanımlanmış pikselleri de yok edecektir. Sadeliğine rağmen, bu yöntem diğer

yöntemlere kıyasla yüksek doğruluk sunar. Araştırmacılar tarafından birçok farklı retinal segmentasyon yöntemi bildirilmiştir. Bu yöntemler 2 gruba ayrılabilir. İlk grup kural tabanlı yöntemler olarak adlandırılabilir ve bu yöntemler eşleştirilmiş filtreleme, eşikleme, damar takibi ve matematiksel morfolojidir. Öte yandan, ikinci grupta piksellerin sınıflandırılmasına dayanan yöntemler vardır ve bu yöntemler eğitimli olarak adlandırılır. Damar bölünme stratejisini değerlendirmek için, retina resimleri içeren serbestçe erişilebilen iki veri tabanı, DRIVE ve STARE veritabanları kullanılmıştır. Bu önerilen strateji 4 kısma ayrılabilir.

i. Fundus görüntü ön işlem ve kan damarlarının geliştirilmesi
ii. Piksel sayısal tanımlama özelliği çıkartma
iii. Pikseli damar veya damarsız olarak işaretlemek için bir sınıflandırıcının kullanılması
iv. İşlem sonrası

Bu işlemde kullanılan resimler tek renklidir ve yeşil bant, RGB (Kırmızı-Yeşil-Mavi) retinal resimlerden çıkarılarak elde edilir. Bu RGB kanallarından, yeşil kanal en iyi damarı belirtirken, kırmızı kanal en parlak olanıdır, ve mavi kanal zayıf bir aralık sunacaktır. Bu incelemelerden dolayı, retinal zondaki kan bileşenlerini, örneğin, damarlar, yeşil kanalda en iyi şekilde görüntü oluşturacaktır.

2.1.1. Ön İşleme

Gölgeli fundus resimleri, örneğin, kötü farklılaşma ve kargaşa gibi önemli engelleri gösterir. Damar bölme işlemine devam etmek için bu sınırlamalar azaltılmalıdır. Bu bozulmaları azaltmak için birkaç ön işleme aşaması bağlanmalı ve bu bağlantılı aşamalar alt kısımda açıklığa kavuşturulmalıdır.

1) Damar Merkezi Işık Refleksinin Sökülmesi:

Bu damarın temelden daha karanlık göründüğü ve bazı damarlar, damarın odak uzunluğunu aşan bir ışık refleksine sahip olduğu için diğer retina bölgeleri ile

karşılaştırıldığında retina damarları yansıma sağlamıştır. Çünkü bu refleks parlak şerit Fundus görüntüsünde görünecektir. Bu parlak şerit aşağıdaki işlemle kaldırılabilir. İlk adım, görüntüyü üç pikselden oluşan bir morfolojik açma tekniği kullanarak filtrelemektir. Plak mesafesinin riskini nötralize etmek için mümkün olan en düşük değere ayarlanmış olan çap değeri, yakın damarların karıştırılma tehlikesinin azaltılması için en az olacak şekilde ayarlanmıştır. Şekil 2.1. (a) ve (b)'de bu ön işleme için örnekleri gösterilmiştir (Marín vd., 2011).

2) Arkaplanın Homojenizasyonu:

Medyan filtresi doğrusal olmayan bir filtrelemedir. Tuz, biber gibi gürültülerinin giderilmesinde etkilidir, fakat görüntünün kenar bölgelerini bozmaktadır. Birinci aşamada, bir 3x3 medyan filtresi tuz biber gibi gürültülerin giderilmesini sağlar. Ayrıca girişim yumuşatma prosedürü uygulanır. Ardından arka plan Iβ görüntüsü, 69x69 ortalama filtre kullanılarak oluşturulur (Şekil 2.1. (c)).

$$D(x,y) = I\lambda(x,y) - I\beta(x,y) \tag{2.1}$$

Bu noktada, her bir piksel için hesaplanan Iλ ve Iβ arasındaki ayrım D'dir. Iλ sonuç görüntüyü gösterir.

Son aşamada akla yatkın karanlık düzeylerin bütününü kapsayan sayıları doğrudan değerlerine değiştirerek gölge azaltılmış resim elde edilir [0-255]. Bundan sonra, piksel yoğunlukları aşağıdaki gri düzey küresel dönüşüm denklemi ile belirtildiği gibi değiştirilecektir:

$$g(\text{çıktı}) = \begin{cases} 0 \text{ eğer } g<o \text{ ise} \\ \text{eğer } g>255 \text{ ise } 255 \\ g \text{ aksi takdirde} \end{cases} \tag{2.2}$$

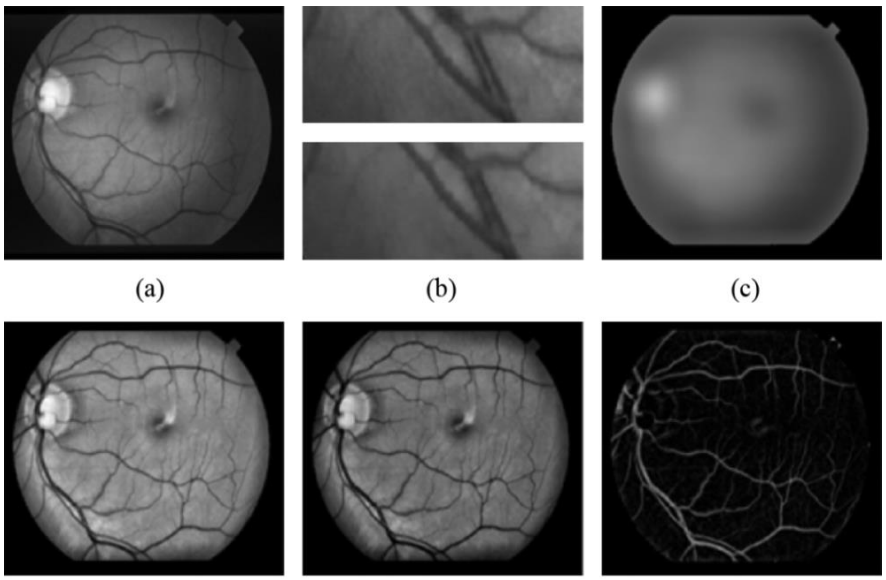
burada:

$$g = g(\text{içıktı}) + 128 - g(\text{girdi max}) \tag{2.3}$$

ve *g(girdi)* ve *g(çıktı),* bilgi ve verim resimlerinin loş seviyesi faktörleridir. *g(girdi max)* ile ifade edilen değişken, gölgelendirilmiş resimdeki en dikkat çekici piksel sayısını tanıtan loş düzeyi karakterize eder. Bu doğrultuda, çeşitli aydınlanma koşullarına sahip resimlerdeki temel pikseller, bu varsayımlar etrafında değerlerini oluşturacaktır (Marín vd., 2011).

3) Damar Geliştirme:

Bu teknik, homojenleştirilmiş resmin tamamlayıcı resmini değerlendirerek ve bir süre sonra morfolojik Top-Hat değişikliğini uygulayarak hazırlanır. Böylece retina resimlerde ortaya çıkan görkemli retina yapıları tahrip olurken, daha koyu yapıları korur (Marín vd., 2011).



Şekil 2. 1. Ön işlem prosedürünün gösterimi: (a) Orijinal resmin yeşil kanalı. (b) Üstteki resim, fokal aydınlatılmış bir kap refleksi içeren ilk görünüşün bir parçasıdır, ana resim refleksin çıkarılmasını gösterir (c) Arkaplan resmi. (d) Gölge düzeltilmiş resim. (e) Homojenleştirilmiş resim. (f) Damar geliştirilmiş görüntü (Marín vd., 2011)

Ön işleme prosedürü tamamlandıktan sonra, süreç özellik çıkarma aşaması ile devam eder.

2.1.2. Özellik Çıkarımı

Bu aşamanın otomatik teşhis sistemlerinde çok önemli bir yeri vardır. İyi karakterizasyon için güçlü vurgular gereklidir. Bu aşamada, beş bölgesel istatistiksel özellik kullanılmıştır. Mevcut piksel yoğunluğunun yakın alan içindeki piksel ile ilk farkı piksel şiddetinin az olmasıdır. En fazla yoğunluğu aynı işlemden sonra akım piksel yoğunluğu en yüksek yoğunlukla karşılaştırılır. Mevcut piksel yoğunluğu ile çevreleyen piksellerin ortalama yoğunluğu arasındaki fark bölgesel yoğunluğun standart sapması ve bölgenin entropisidir (Gou, Wei, Fu, ve Yan, 2018).

Hessian çerçevesi (H), nesnelerin şekil özelliklerini yakalamak için kullanılabilir. Hessian matrisinin özdeğerleri en başta medcezir olarak adlandırılır ve pivot altında değişmezdir. Hessian özellikleri olarak adlandırılan bu özdeğerler, çeşitli yapıların tanınması için kullanılabilir. Retina damar genişliğinin Hessian özellikleri keşfetmek için farklı durumlar düşünülmelidir. Bu Hessian özellikleri aşağıdaki koşulu kullanarak standartlaştırılabilir.

$$v_i = \frac{v_i - \mu_i}{\sigma_i} \tag{2.4}$$

Burada, Vi her piksel için i^{th}. Varsayılan en yüksek nokta, μi i^{th} özelliği için ortalama değer, ve σi standart sapmadır.

Özellik çıkarma aşamasının birincil amacı, bir özellik vektörü yöntemleriyle piksel tasviridir. Bu piksel sırası, hangi piksellerin bir damara ait olduğunu seçmek için zahmetsizce kullanılabilir. Bu önerilen yöntem, özellik çıkarma için 2 özellik kümesi kullanmaktadır. Birincisi, önerilen vurgu, gri seviye-yapı, seçtiği pikseldeki koyu seviye ile onun etrafını çevreleyen pikselleri açıklayan istatistiksel bir değer arasındaki karşıtlıklara dayanarak yapılanları içerir. Küçük resim alanlarını

betimlemek için değişmeyen dakikaya göre önerilen ikinci teknik, moment değişmezleri-temel vurgular olarak adlandırılır. Ön işleme stratejisiyle sıkıntılı resimler kullanılarak biriktirilen özellik vektörü görüntülerde anormallikleri tespit etmek için retinal görüntü damar ve damar dışı olarak 2 kısma bölünmelidir. Bu görev için bu yöntem bir sınıflandırma aşaması kullanır (Gou vd., 2018).

2.1.3. Sınıflandırma

Sınıflandırma prosedürü retinal görüntüleri iki sınıfa ayırır c_1 (damar) ve c_2 (damar olmayan). Bu prosedürde ilerlemek için aşağıdaki denklemler uygulanmalıdır.

$$F(x,y) = (f_1(x,y), \ldots\ldots\ldots f_t(x,y)) \tag{2.5}$$

$$f_i = \frac{f_i - \mu_i}{\sigma_i} \tag{2.6}$$

Burada μ_i ve σ_i antrenman setinin üzerinde ortalama ve standart sapmayı gösterir

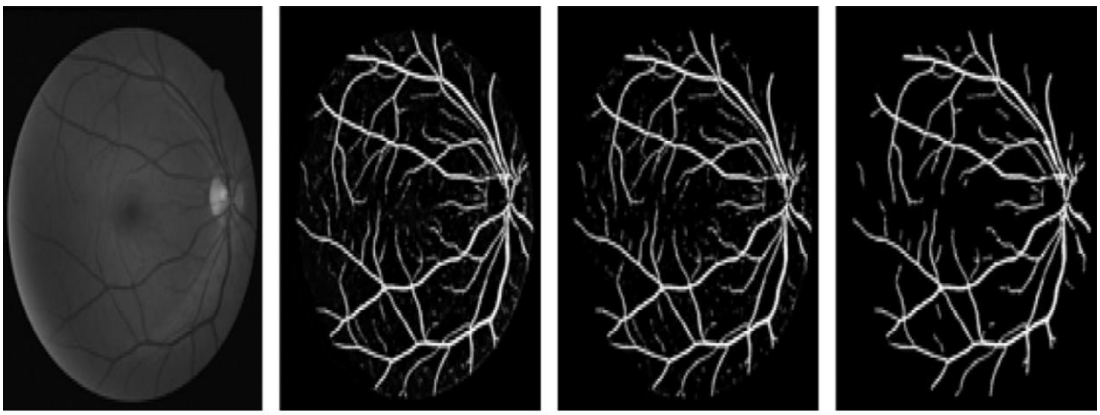
$$I_{c_o}(x,y) = \begin{cases} 255(\Xi\, c_1) \text{ , eğer } p(c_1|F(x,y)) > T_H \text{ ise} \\ 0\ (\Xi c_2) \text{ , aksi takdirde} \end{cases} \tag{2.7}$$

T_H eşik değeri tanımlar *ve* $p(c_1|F(x,y))$ bir piksel olasılığını gösterir (x,y). Bir yer sınıfına sahip olmak için vurgu vektörü $F(x, y)$ ile tasvir edilmiştir. Burada C_1. $I_{c_o}(x,y)$ sınıflandırma çıktı görüntüsüdür. Son aşamada bir sonrasını işleme yöntemidir (Marín vd., 2011).

2.1.4. İşlem Sonrası

Amaca yönelik ilerlemenin misyonu, tespit edilen damarlardaki delikleri doldurmak ve uygun olmayan ayrık kopmuş damar piksellerini atmaktır. Bu problemlerin üstesinden gelmek için, seçilen pikselin çevresindeki altı komşu piksel de damar pikselleri göz önünde bulundurularak, damarlarda ayırt edici deliklerin doldurulması için öncelikle iteratif bir doldurma işlemi gerçekleştirilir. İkinci görev için bir eşik değeri 25 olarak tanımlanır. 25'in altında bir bölgeyle ilişkilendirilen her bir bölgenin damarsız olduğu düşünülür.

Şekil 2.2.'de Yeşil Kanal üzerindeki orijinal resmi, elde edilebilecek anahatları, eşiklenmiş resim ve işlem sonrası resim gösterilmiştir (Marín vd., 2011).



Şekil 2.2. (a) Yeşil Kanal üzerindeki orijinal resim, (b) Alınan olabilirlik anahatları (c) Eşiklenmiş resim, (d) İşlem sonrası resim

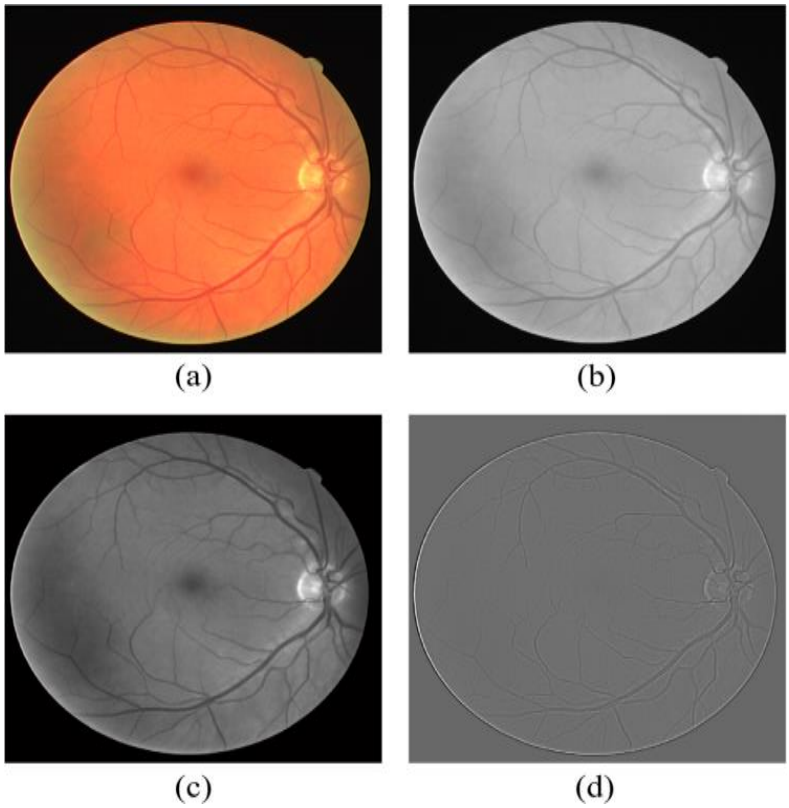
Önerilen yöntemin yaklaşık doğruluğu, DRIVE veritabanında % 94,48 ve STARE veritabanında % 95,26'dır.

Ali Şah ve arkadaşları (Shah, Tang, Faye, ve Laude, 2017), lokal ve Hessen özelliklerinden yararlanan fundus resimlerini gölgelendirmek için bir damar ayırma tekniği geliştirdiler. Bu işlemi başlatmak için halka açık DRIVE veri tabanından alınan renkli fundus görüntüleri, RGB'den gri skalaya dönüştürülmelidir. Koyu maddelerin (damarlar gibi) arka plana karşı karmaşıklığını arttırmak için boyut ölçeği resminin nokta çarpımı kendisiyle oluşturuldu. Ayarı tersine çevirmek için her bir pikselde 5x5 pencere kanalı kullanılmıştır. 5 ölçek özelliği ışığında, 9 ölçek kullanan her ölçek için 1 yoğunluk özelliği ve 2 Hessian özelliği ışığında, önerilen teknik 24 özellikten oluşan bir toplamı çıkarır.

Önerilen bu yöntemde % 72,05 duyarlılık ve % 94,79 doğruluk elde edilmiştir. Önerilen yöntem, ön işlem, özellik vektörünün çıkarılması, piksellerin sınıflandırılması ve işlem sonrası olmak üzere dört ana adımı içerir.

2.1.5. Görüntü Ön İşleme

İlk aşamada RGB (Kırmızı-Yeşil-Mavi) görüntüler gri tonlamaya dönüştürülür. Ayrıca tuz ve biber (Salt & Pepper) karışmasından kurtulmak için 3 x 3 medyan filtre kullanılmıştır. Damar gri tonlarında nominal yoğunluğa sahip olduğundan, nokta çarpımı arka plana karşı damarların farklılığını oluşturmak için yapılmıştır. Daha fazla katı görüntü elde etmek için, görüntüler 5 x 5 matrisi kullanılarak homojenize edilmiştir (Shah vd., 2017). Bu operasyon neticesinde, Şekil 2.3.'te gösterildiği gibi daha net arka plan ve homojen kan damarları toplanmıştır.



Şekil 2.3. (a) Renk fundus resmi, (b) gri kanal resmi (c) geliştirilmiş gri kanal, (d) homojenize frame resim

2.1.6. Piksel Sınıflandırma

Tüm piksel, damar sınıfı (VC) ve damar dışı sınıf (NVC) ile karakterize edilen retinal görüntüye aittir. Bu sürecin üstesinden gelmek için doğrusal minimum karesel hata (LMSE) kullanılmıştır. d-boyutlu bileşen uzayında, LMSE aşağıdaki denklemle karakterize edilir.

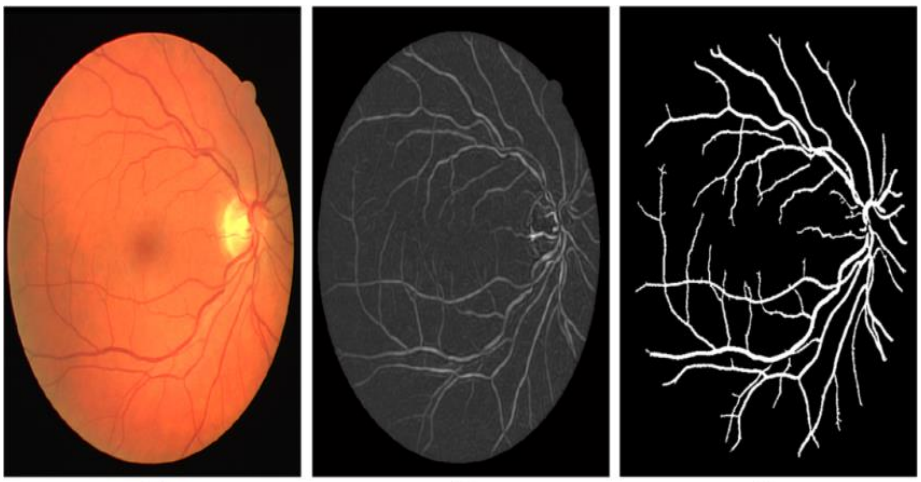
$$y(x) = w^{T} x + w_{o} \tag{2.8}$$

X, vurgu vektörünü belirtir. w, ağırlık vektörüdür, w_{o} ise limiti belirtir. Denklemin (2.8) sonucu damar sınıfı bir yere sahip piksel 0'dan daha büyük olmalıdır (y (x)> 0) aksi halde piksel damar dışı sınıfa aittir (Shah vd., 2017).

2.1.7. Rötuş

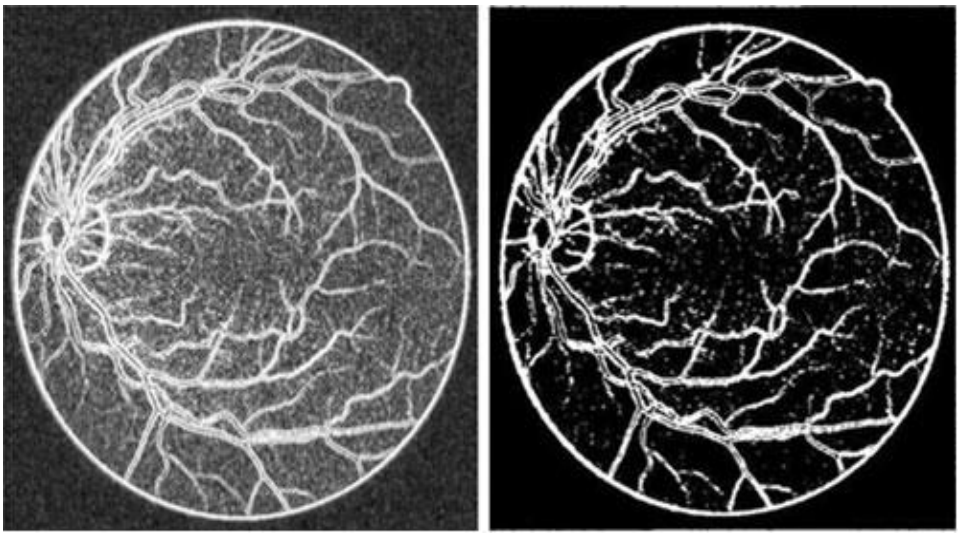
Bu süreç yanlış pozitif problemlerin üstesinden gelmek için zorunludur. Yanlış pozitifleri çıkarmak için, arka plan resmi 35x35 orta kanal kullanılarak değerlendirildi. Arka plan resmini çıkararak, frontal alan resmi biriktirilecektir. Görüntü eşikleme ile "parlak piksel görüntüsü" Img_{Brgt} toplanacaktır. Görüntü sınıflandırıcıdan sonra bütün bu yanlışları ortadan kaldırmak için ve Img_{Brgt} analiz edildi. Bunu yaparak yanlış pozitiflerin çoğunluğu çıkarıldı, aynı zamanda çok sayıda piksel de kaybedildi. Bu kayıp pikselleri yeniden yakalamak için $Img_{Tht(Top\text{-}Hat\ transform)}$ kontrastlı ve FP_{img} ve her ikisi de bu piksellerin her biri kan damarı olarak tutuldu. Bu satırlarda kayıp piksellerin çoğu kurtarılabilir.

Şekil 2.4. renkli görüntünün fundusunu, elde edilme olasılığını gösteren damar taslağını ve post işlemden sonra kan damarlarını göstermektedir (Shah vd., 2017).



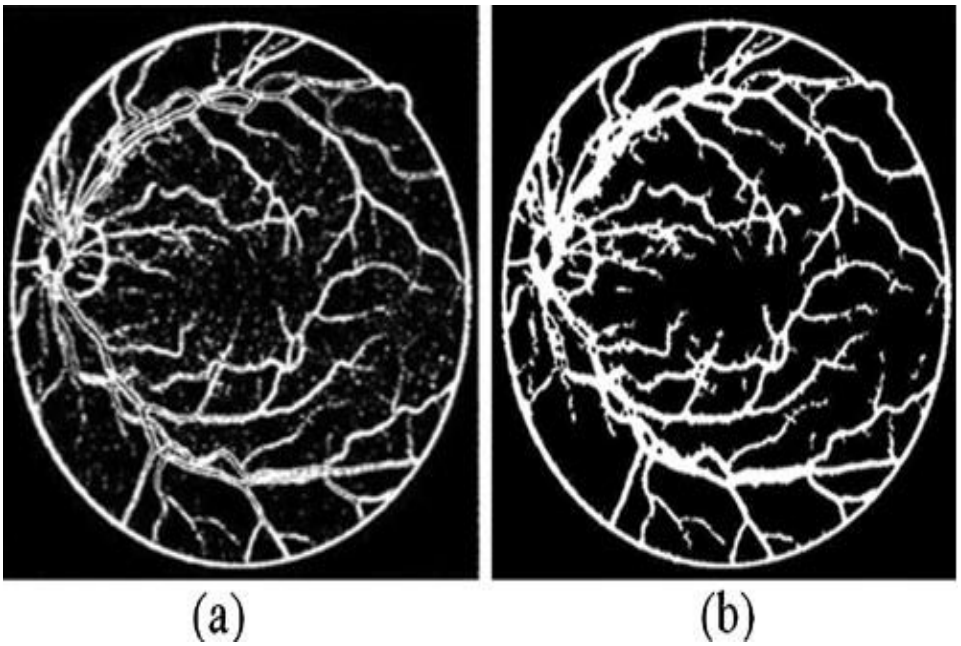
Şekil 2.4 a) Renk fundus görüntüsü, (b) olasılıklı damar taslağı, (c) İşlem sonrası kan damarları

Badsha ve arkadaşları (Badsha, Reza, Tan ve Dimyati, 2013), kenar iyileştirme ve N sınıflaması nesne kullanarak bir kan damarı çıkarma tekniği önermişlerdir. Önerilen teknik, bazı temel görüntü işleme tekniklerini içermektedir ve bu teknikler; standart şablon kullanarak kenar büyütme, parazit giderme, sınırlama, morfolojik işlem ve nesne koordinasyonudur. Önerilen bu yöntem, DRIVE veri tabanından toplanan retinal görüntüler üzerinde değerlendirilmiş ve önerilen yöntemde % 97 doğruluk, % 99 duyarlılık, % 86 özgüllük ve % 98 tahmini değeri vardır. Önerilen yöntemde; kenar büyütme, yaklaşık filtreleme ve eşitleme, ikilileştirme, morfolojik işleme, nesne karakterizasyonu ve optik disk ve kenarlık çıkarma adımları kullanılır. Şekil 2.5. Gri görüntüyü (sol) ve ikili görüntüyü (sağ) göstermektedir (Badsha vd., 2013).



Şekil 2.5. Gri görüntü (sol) ve ikili görüntü (sağ)

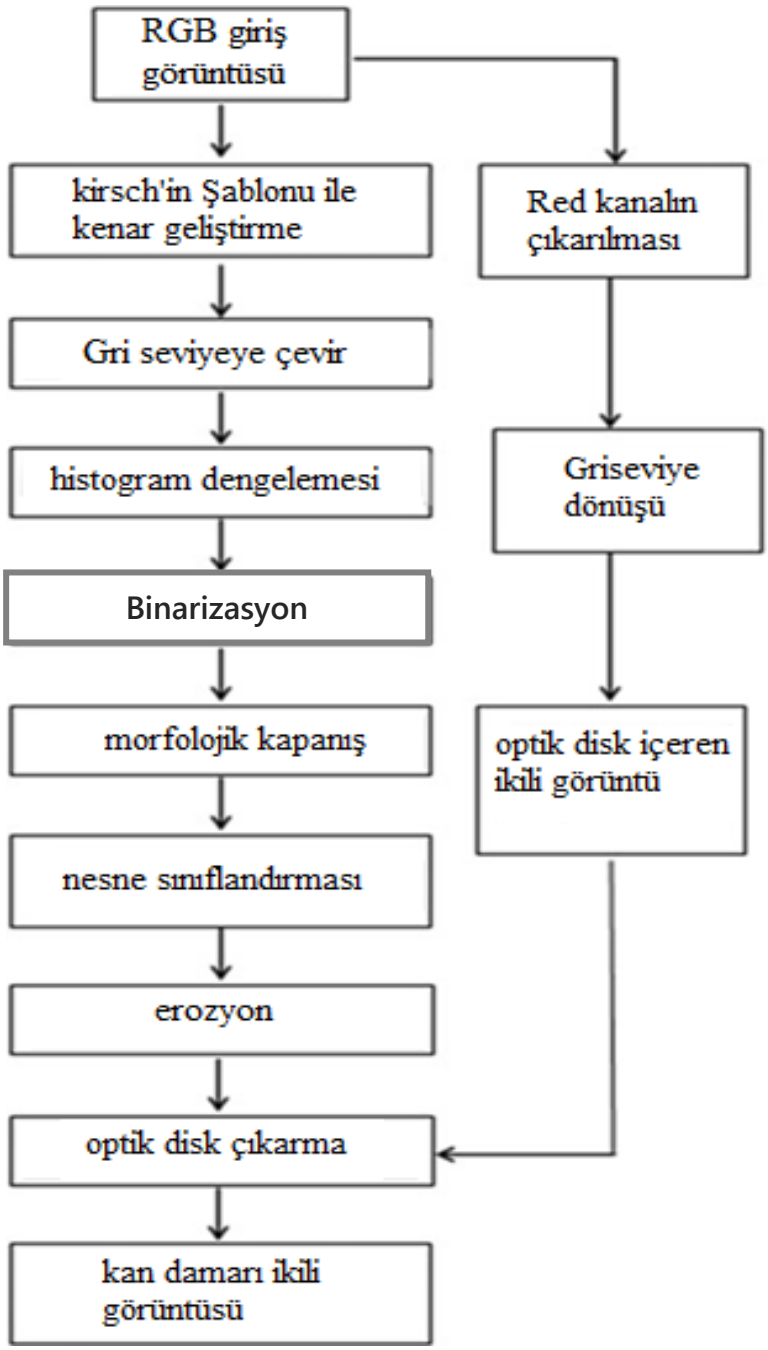
Şekil 2.6.'da gürültülü ve istenmeyen öğeleri ve gürültü ve parça çıkarılmasından sonra göstermektedir.



Şekil 2.6. (a) Gürültü ve istenmeyen öğelerle, (b) Gürültü ve parçaların çıkarılmasından sonra

Şekil 2.7. önerilen kan damarı çıkarma tekniğinin algoritmasının bölünmemiş ilerlemesini göstermektedir. İlk adımda, kenarlar retinal Kırmızı-Yeşil-Mavi (RGB) görüntülerden elde edilir. Kan damarlarının daha net görünmesi için kan damarlarının daha temiz hale getirilmesi, retinal görüntülerin gri-ölçekli dönüşümü, kararsız müdahaleden ve zayıf yoğunluktan kurtulacak şekilde eşleştirilmeli ve eşitlenmelidir. Bu aşamalardan sonra binarizasyon prosedürü işlenecektir. Binarizasyon prosedürü getirme işleminden sonra, kenar iyileştirmesi nedeniyle böyle önemli sayıda istenmeyen malzeme bulunacaktır. Bu küçük nesnelerden kurtulmak için nesne sınıflandırma tekniği geliştirilmiştir.

.



Şekil 2.7. Önerilen metodoloji

İlk adımda, Kirsch'in operatörü retinal görüntülerden damarları ayırmak için kullanılır. Retina resimlerinin kenarlarını ayırt etmek için, kernel matrisi, 45° açısı ile sürekli olarak döndürülerek sekiz format elde edilir. Bundan sonra, her pikselde sekiz düzen motivasyon reaksiyonu sergisi ile resmin konvolüsyonuyla bu eğim belirlenir. Buna göre çeşitli yönlerin eğimi gerçekleştirilir. Son eğim, Kırmızı-Yeşil-Mavi (RGB) kanalı için dikkate alınarak geliştirilmiş kenarların toplamıdır. Bir sonraki adımda, önceki adımda topladığımız gelişmiş görüntüler, (2.9) Eşdeğerlik eşitliği kullanılarak gri tonlamalı resme dönüştürülür.

$$I = 0.33\ R + 0.5\ G + 0.166\ B \tag{2.9}$$

I, gri görüntüyü temsil ederken, RGB Kırmızı, Yeşil ve Mavi bileşenlerini temsil eder. Bu aşamadan sonra, Histogram eşitleme prosedürü Denklem (2.9)'dan elde edilen gri tonlamalı görüntü kullanılarak işlenecektir.

Önerilen yöntemde, binarizasyon prosedürü 0,77'lik bir sezgisel eşik (T) ayarlanarak tamamlanır. Bu aşamalar, Denklem (2.10)'da gösterildiği gibi iki piksel grubuna yol açacaktır.

$$G(x,y) = \begin{cases} 1 \text{ (beyaz) eğer } G1 \geq T \text{ ise} \\ 0 \text{ (siyah) eğer } G2 < T \text{ ise} \end{cases} \tag{2.10}$$

İkili hale getirme aşamasından sonra Kirsch'in şablonunun sonucu olarak oluşturulan damarlardaki açıklığı veya boş alanları kapatmak için morfolojik yalıtım zorunludur. A ve B'nin kapatma prosedürü, aşağıdaki denklemle ilgili olarak A ve B'nin genişlemesi ile elde edilir (Şekil 2.8'de gösterilmiştir).

$$A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B \tag{2.11}$$

Önceki binarizasyon haline getirme işleminden elde edilen kan damarları, girişim ve istenmeyen birçok malzeme nedeniyle uygun değildir. Gürültü ve istenmeyen nesnelerden kurtulmak için Nesne sınıflandırma tekniği kullanılır. Görüntülerdeki her nesnenin alanı aşağıdaki denklem kullanılarak hesaplanır.

$$A_E = \sum_{p=1}^{pe} j(p-1) \triangle k(p) \quad (2.12)$$

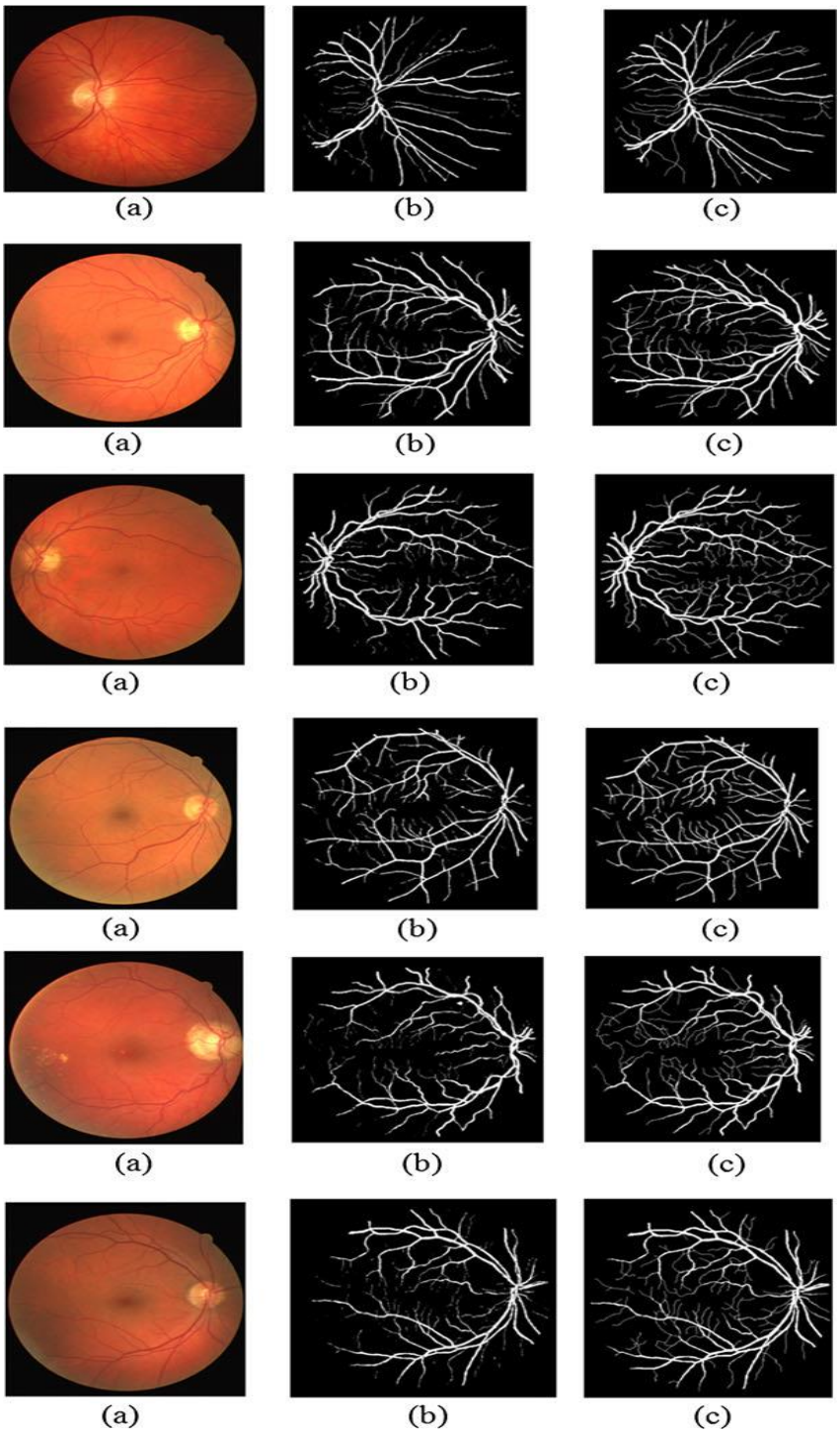
Burada p_e çevresidir ve,

$$j(p) = \sum_{p-1}^{pe} \triangle j(i) \quad (2.13)$$

dir. Sınıflandırma işleminden sonra bir eşik değeri seçilir ve bu durumda seçilen değer 30'dur. Bu eşik değerin altındaki nesneler elimine edilir. Son aşamada ile sınırlar ve optik disk Eşitlik (2.14)'e göre kaldırılır.

$$f_m(x,y) = \begin{cases} f(x,y) & \text{eğer } (x,y) \, f \text{'in sınırında ise} \\ 0 & \text{aksi takdirde} \end{cases} \quad (2.14)$$

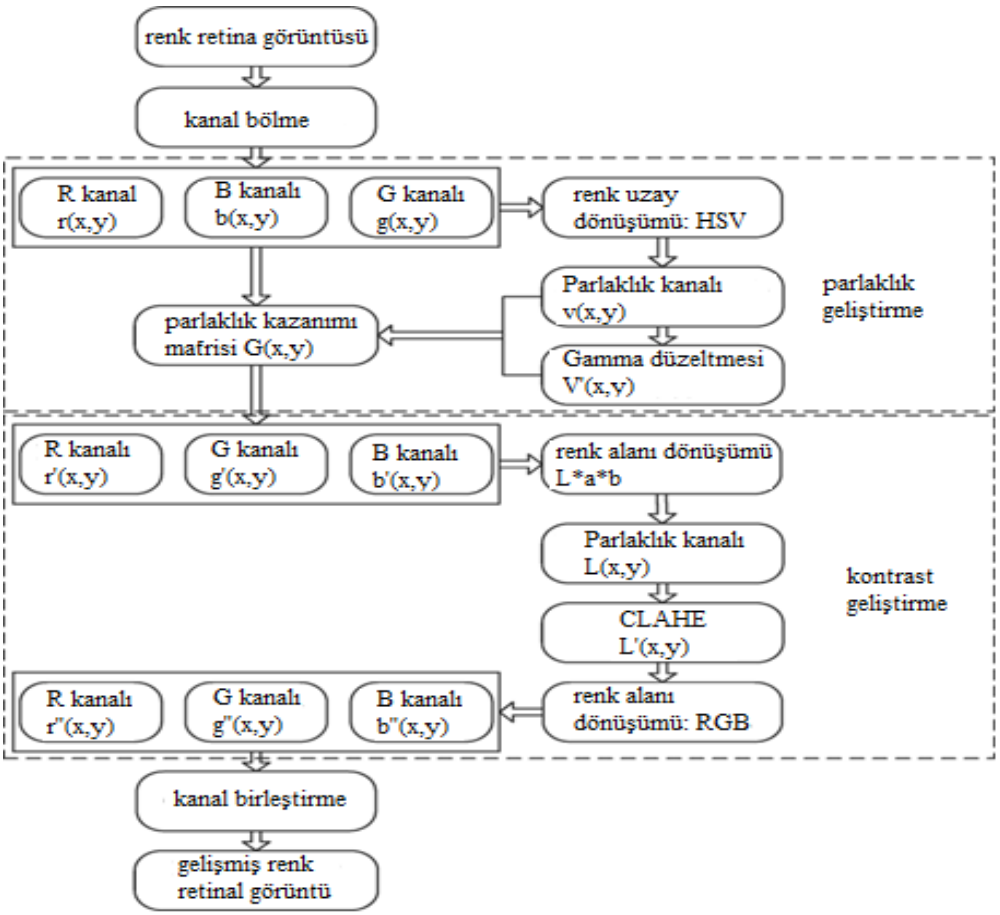
$f_m(x,y)$ işaretçi görüntü olarak tanımlanır. Oluşturulan görüntü $R_f(f_m)$ sadece kenarlara temas eden kapalı materyalleri içerirken, diferansiyel $f - R_f(f_m)$ sadece kenar ile temas etmeyen modifiye edilmiş görüntüden gelen malzemeyi içerir. Bu önerilen yöntemin sonucu, Şekil 2.8.'de gösterilmiştir (Badsha vd., 2013).



Şekil 2.8. Orijinal ve bölümlenmiş resim, (a) Orijinal, (b) bölümlenmiş (önerilen), (c) en iyi kalite seviyesi

Zhou ve arkadaşları (Zhou, Jin, Wang, Ye ve Qian, 2017), retinal görüntü parlaklığını ve kontrastını ilerletmek için yeni bir görüntü iyileştirme tekniği önermişlerdir. Parlaklık ayarı için, HSV (ton, doygunluk ve değer) gölgeleme alanında doğrudan değerin gamma değişikliği ile elde edilen parlaklık kırmızı, yeşil ve mavi (RGB) kanallarını yükseltmek için kullanılır.

Kontrast, kısıtlı çok yönlü histogram düzeyini ayırt ederek L^*a^*b gölgeleme boşluğunun renkli kanalında arttırılır. Önerilen yöntemin akış diyagramı aşağıda gösterilmiştir.



Şekil 2.9. Zhou ve arkadaşları tarafından önerilen yöntemin akış şeması

Yetersiz veya düzensiz ışıklandırma, retinal resimleri algılama yeteneğini engelleyebildiğinden, algılanabilir kanıt noktalarının algılanmasını olanaksız kılar, ve bu yüzden ilk önce parlaklık etkisini iyileştirmek zorunludur. Sonra tekrar gölgelendirmede, görüntü bozulmasını önlemek için herhangi bir piksel değişimi değişmemelidir. Ayrıca, bu RGB alanı, birbiriyle ilişkili olan parlaklık ve gölgeleme hakkındaki verileri içerir. Işığı yükseltmek ve gölgelemeye bakmak için, Kırmızı-Yeşil-Mavi kanalların benzer bir oranda dengelenmesi gerekir. Bir parlaklık kazanım matrisi G (x, y) elde etmek için Eşitlik 2.15 kullanılır.

$$\frac{r'(x,y)}{r(x,y)} = \frac{g'(x,y)}{g(x,y)} = \frac{b'(x,y)}{b(x,y)} = G(x,y) \tag{2.15}$$

Burada r' (x,y),g' (x,y) ve b^' (x,y) piksel (x,y) cinsinden arttırılmış RGB değerleridir ve r(x,y), g(x,y) ve b(x,y) değiştirilmemiş RGB değerleridir. Renk değişmez parlaklık matrisini elde etmek için, gölgelendirme resmi renk tonu kanalının (V) renk tonundan (H) ve doygunluğun (S) izole edildiği HSV gölgeleme boşluğu olarak değiştirilecektir. Ton ve doygunluk kanalları parlaklık açısından önemsizdir ve bu şekilde hem H hem de S göz ardı edilebilir. Parlaklık kazanım matrisi Eşitlik (2.16)'daki gibi yazılabilir.

$$G(x,y) = \frac{v'(x,y)}{v(x,y)} = \frac{v'(x,y)}{\max(r(x,y), g(x,y), b(x,y))} \tag{2.16}$$

v(x,y), (x,y) konumunda bir pikselin parlaklık gücüdür ve v'(x,y), parlaklık geliştirmesinin etkisine karar veren v(x,y) kapasitesidir. Parlaklık kazanım matrisi G(x,y) 'den hesaplanan değerler her zaman 1 veya daha büyük olacaktır. Parlaklık kanalındaki (V) [0, 50] gri seviye değer aralıkları [0, 122] olarak, [100, 150] değer aralığı [167, 200] olarak, [200, 255] değer aralığı [228, 255] olarak değiştirilir.

Bu değişim ilerlemesi, düşük loş seviyesinin dinamik kapsamını oluşturabilir ve retina resminin ince unsurlarını aydınlatabilecek yüksek loş seviyesini doldurabilir. Parlaklık yükseltme ilerlemesi, düşük iridescence olan retina resimlerindeki genel parlaklığı ayarlayabilir. Resim karmaşıklığı da benzer şekilde bazı değerlendirmelere yükseltilebilir.

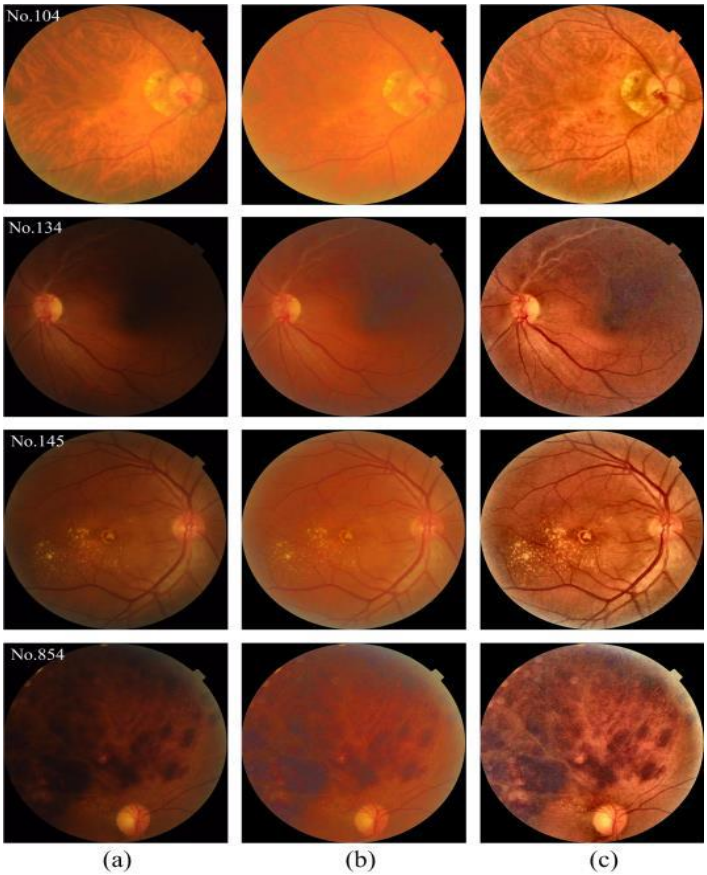
Retinal görüntülerin kontrastını arttırmak için kontrast sınırlı uyarlamalı histogram eşitleme (CLAHE) yöntemi uygulanır. Retinal resimlerin gölgelenmesi için, bükülmeyi azaltmak için radyasyon kanalı üzerinde kısıtlanmış çok yönlü histogramın farklılaşmasını gerçekleştirmek daha akıllıcadır. L*a*b* gölgeleme alanı, görsel kontrastlar konusunda güçlü gölgeleme kontrastları sağlayabilir. L*a*b* gölgeleme alanı üç ortogonal ölçüm içerir: L* (koyu renkli); kromatiklik, a* (yeşilden kırmızıya); ve b* (maviden sarıya). L* tahmini 0'dan (koyu) 100'e (beyaz) uzanır, a* ve b* değerlerinin her ikisi de -128 ila +127 arasındadır. L*a*b* gölgeleme alanı, parlaklık ve renk arasında üstün bir ayırma sunar.

L* segmenti, karşıtlığı değiştirmek için kullanılabilecek olan ışıma insan görünümüyle neredeyse eşleşir. L*a*b* gölgeleme boşluğunda işlenen görüntü, Kırmızı-Yeşil-Mavi gölgeleme alanına bir kez daha değiştirilir. Ne yazık ki, RGB gölgeleme boşluğu bağımlı olduğundan RGB kanalından L*a*b*'ye değişecek net tarifler yoktur. L direktifinin değişim prosedürü, koşullar altında resmedilmiştir.

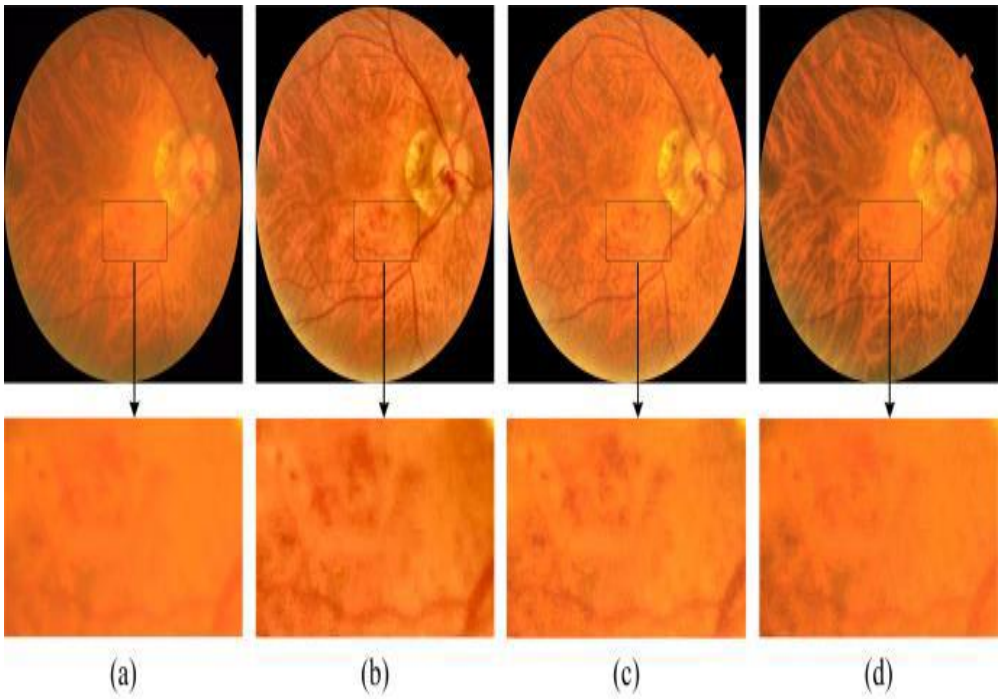
$$\begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.412453 & 0.357580 & 0.180423 \\ 0.212671 & 0.715160 & 0.072169 \\ 0.019334 & 0.119193 & 0.950227 \end{pmatrix} * \begin{pmatrix} r'(x,y) \\ g'(x,y) \\ b'(x,y) \end{pmatrix} \quad (2.17)$$

$$L = 116\, f\left(\frac{y}{y_n}\right) - 16 \quad (2.18)$$

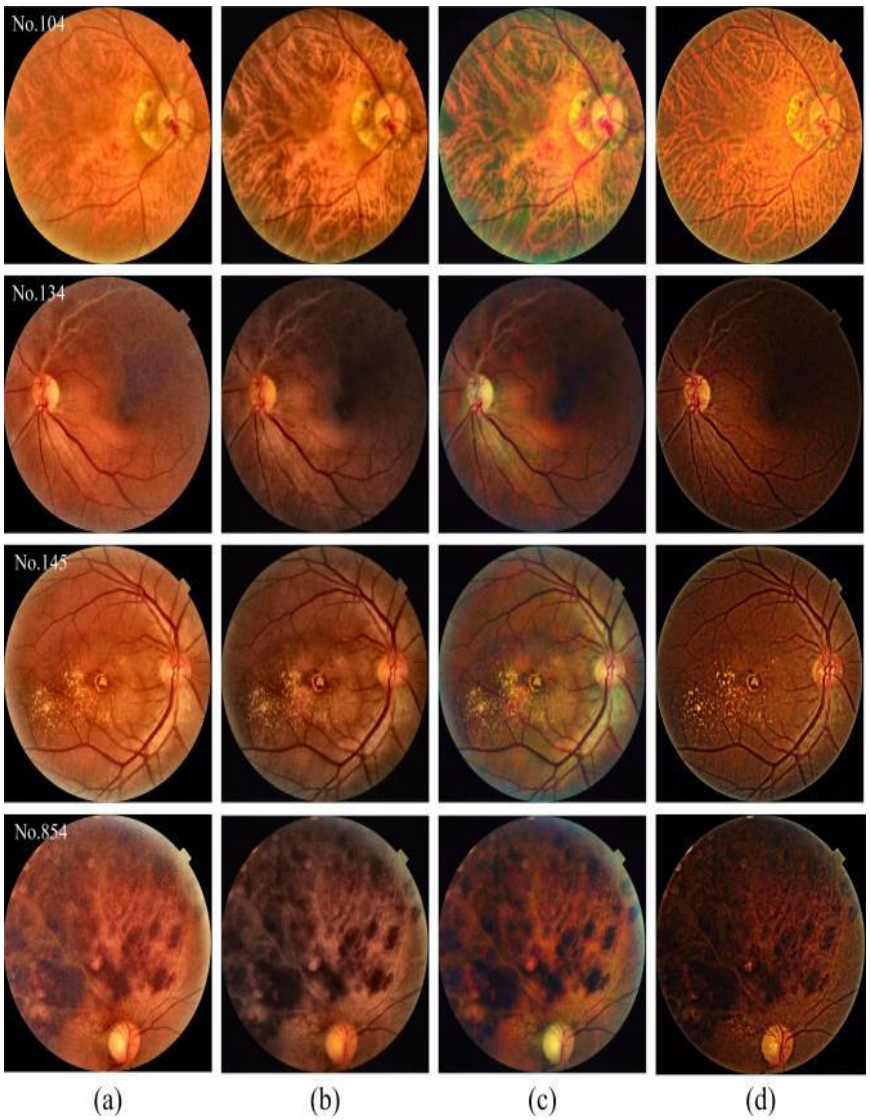
X, Y, Z, XYZ renk uzayının bileşenleridir ve X,X_n,Y_n,Z_n ise referans beyazın XYZ tristimulus değerleridir (Li, Min ve Yue, 2013). L'nin tahmini, yeşil kanalın büyük ölçüde ağırlıklandırıldığı Y'ye göredir. Yeşil kanal, RGB gölgeleme alanının üç kanalı arasında en kayda değer karmaşıklığı gösterir, dolayısıyla L kanalının ayrıca daha yüksek bir farklılaşmaya sahip olması beklenir.



Şekil 2.10. Retinal görüntü iyileştirme gölgelendirme prosedürü, (a) Orijinal resimler, (b) orijinal resimlerin iridescence yükseltmesi ve (c) resimlerin 10b'deki gelişimini farklılaştırmak (Zhou vd., 2017).



Şekil 2.11. (a) Orijinal retinal resimler, (b) L*a*b*, (c) HSI ve (d) HSV renk uzayında (Zhou vd., 2017). Kontrast artışı ile parlaklık ve kontrastlı görüntüler.



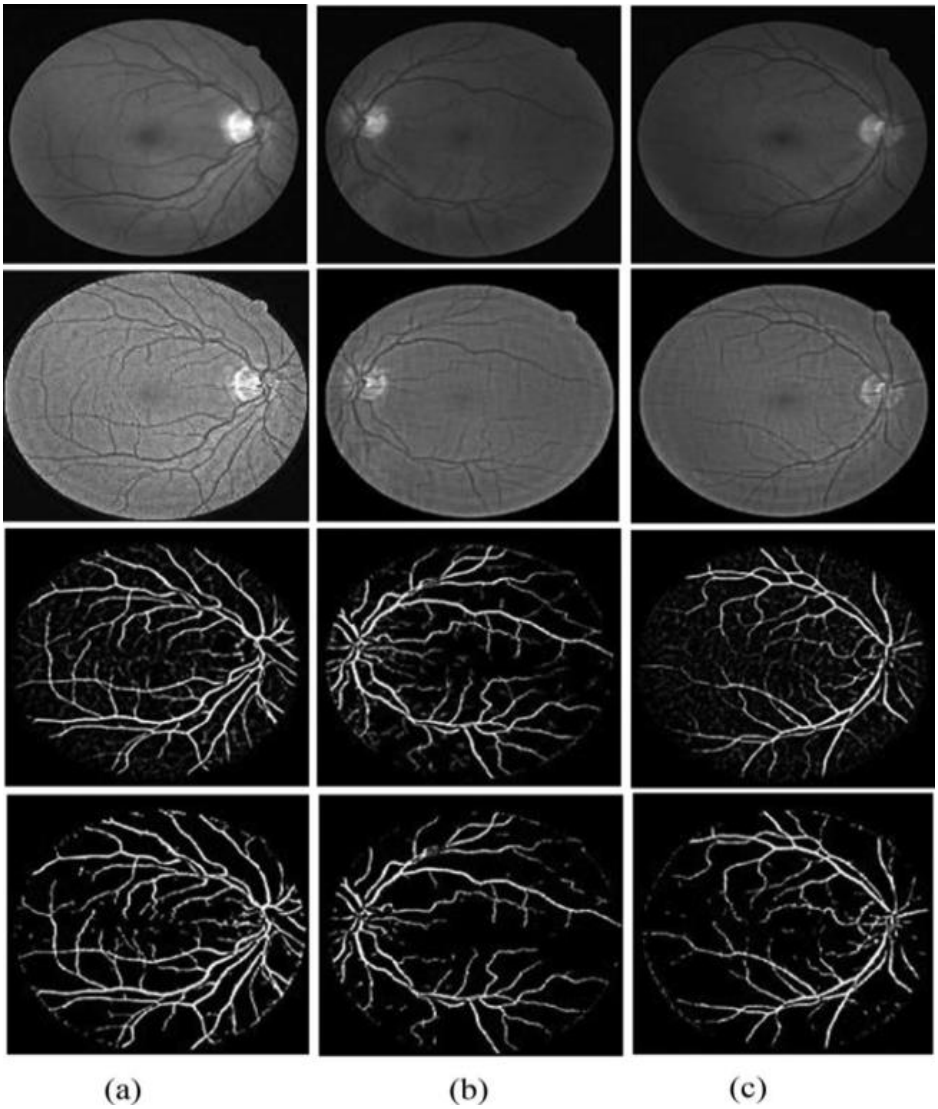
Şekil 2.12. Retina resimlerini çeşitli iyileştirme teknikleriyle düzeltme.

(a) parlaklık ve farklılaşma yükseltmesi açısından, önerilen strateji kullanılarak, (b) sadece CIE LAB gölgeleme boşluğunun L kanalında CLAHE kullanılarak, (c) R, G ve B kanallarında CLAHE kullanılarak ve (d) yönlendirilmiş resim ışığında tekniği kullanarak resim iyileştirme çalışması gerçekleştirilmiştir (Zhou vd., 2017).

Miri (Miri & Mahloojifar, 2011), eğricik (curvelet) dönüşümünü kullanarak bir görüntü analizi tekniği önermiştir.

Kenarları konuşmada curvelet dönüşümünün yüksek kapasitesi nedeniyle retinal resim kenarlarını yükseltmek için curvelet dönüşüm katsayılarının ayarlanması bölünme kısmı için resmi daha iyi tanımlar. Çok yapı bileşenlerinin morfoloji tekniğinin yönlülüğü, kenarları belirlemede büyük verimliliğe sahiptir. Bunun sonucu olarak, retinal görüntü kenarlarını bulmak için önerilen yöntem kullanılabilir. Daha sonra morfolojik operatörler, bir damar ağacına ait olmayan kenarlardan kurtulacaklardır. Bunu yaparken de bu yöntem ince damarları korumaya çalışır. Çok-işlemli parçaların kullanılması ile yeniden yapılanma ile morfolojik operatörler uygulanarak bu işlemin verimliliği artırılabilir. Çok-yapı bileşenlerinin kenarları her yönden yüksek hassasiyetli olması nedeniyle, çok-yapı bileşenlerinin morfolojisi, damar kenarlarını etkili bir şekilde tanımlamak için uygun olmuştur. Ayrıca, kalan kenarların bir damara ait olduğunu göstermek için bağlı bileşen analizi (CCA) ile basit sınırlama yöntemi uygulanır. Bağlı bileşen analizinin verimliliğini arttırmak için, CCA yerel olarak uygulanmış ve ek olarak tüm görüntü dikkate alınmaksızın uzunluk filtreleme kullanılmıştır. CCA ve uzunluk filtreleme ile ilgili olarak yanlış tanımlanmış kenarlar daha doğru bir şekilde çıkarılmıştır. Maalesef, kullanılan basit eşikleme metodu nedeniyle ince ve küçük damarlardan bazıları kaçırılabilir.

Bu sonucun yardımıyla, yanlış tanımlanmış sınırların kaldırılması ile küçük damarların daha fazla pikselinin korunması arasında bir sakınca olduğu söylenebilir. Önerilen bu yöntem %94'lük doğrulukla damarları etkili bir şekilde tanımlayabilir. Diğer taraftan, bu yöntemin yanlış tanımlanmış kenarları korurken bu damarları bulmak için katı bir sınırlama algoritmasına ihtiyacı vardır. Sonuç olarak, bu yöntemin doğruluğu, katı ve etkili bir eşikleme algoritması geliştirilerek geliştirilebilir. Bu yöntemin açıklaması Şekil 2.13.'te verilmiştir.



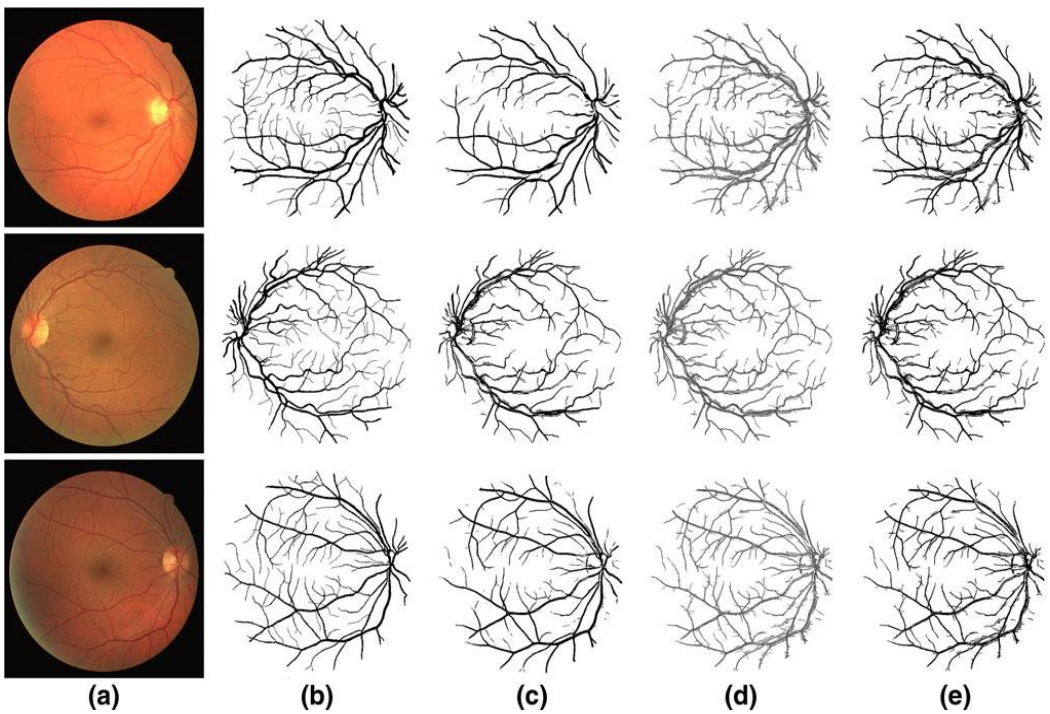
Şekil 2. 13. Miri tarafından önerilen yöntemin sonuçları

Singh (Singh & Tripathi, 2010) diyabetik retinopatinin otomatik olarak erken saptanması için görüntü analiz teknikleri önermiştir. DR, daha ileri yaşlardaki merkezdeki görme yetmezliğinin dikkate değer bir nedenidir. Bu hastalığa yakalanan insanların sayısı çok fazla ve tüm hastaların göz uzmanı tarafından tek tek kontrol edilmesi zor olduğundan DR'nin otomatik erken tespiti hayati bir role sahiptir. Retinopatinin farklı bakış açıları ve fazları, gölgeli retina resimlerine bakılarak araştırılmaktadır.

Minyatür ölçekli anevrizmalar sakküler (kese biçimli) anevrizmalar büyük damarların çatallanma bölgelerinde oluşur. Sert eksüdalar sarı yaralar olarak ortaya çıkan sarı lipid depolarıdır. Bölünürken incelir ve kolayca çatlayarak kanamalara neden olur. Ayrıca ince olduklarından kolayca çatlarlar ve kanamalara neden olurlar. Retinanın odak noktası ve bölgenin en şaşırtıcı görsel keskinliğin fovea olarak karakterize edilir. Diyabetik retinopatinin ciddiyetine karar vermek için, özellikle foveaya bağlı olarak, eksüdaların ve minyatürize edilmiş anevrizmaların ve hemorajilerin mekânsal yayılımı kullanılabilir. Görüntü analizi, diyabetik retinopatinin erken tanısı için kullanılabilir ve robotize edilen diyabetik retinopati hastalığın erken tanısı için son derece başarılı bir cihazdır. Çok sayıda hastaya altı aydan daha kısa sürelerde tarama yapılması gerekir. Bu mekanize alet, uzman üzerindeki iş yükünü azaltacaktır. Önlenebilir görsel eksikliğin en önemli sebebini azaltacaktır. Sonunda, Uluslararası Oftalmoloji Konseyi tarafından belirlenen kontrollerden alınan retinal kademelendirme hesaplaması, diyabetik retinopatinin fazının ciddiyetini artırmaya yardımcı olur, böylece hastalar önceden analiz edilebilir ve ihtiyaç olduğu zaman ele alınabilir

Akram (Akram ve Khan, 2013), çok katmanlı eşiklere dayalı olarak bir kan damarı segmentasyonu önermiştir. Bu yöntem, kan damarlarını geliştirmek için 2-D Gabor dalgacık kullanır ve ek olarak çok katmanlı eşikleme olarak adlandırılan yeni bir teknik, damarların daha doğru segmentasyonunun toplanması için kullanılmıştır. Bu yöntemin önemi, çeşitli retinal görüntülerde iyi bir performansa sahip olması ve en ince damarları bile yakalayabilmesidir. Retinal görüntülerle ilgili temel konu, ince damarların vasküler modelinin iyi bir görünürlük alanına sahip olmamasıdır. Bunun bir sonucu olarak vasküler modelin görünürlüğünü arttırmak zorunludur ve bu görev 2-D Gabor dalgacık kullanılarak üstesinden gelinebilir. Çok katmanlı eşikleme tekniğinin yardımıyla, bir damar segmentasyon maskesi oluşturulur. Damarların kenarlarını izler ve yinelemeli olarak çeşitli eşikleri uygulayarak bağlantılarını kontrol eder.

Ek olarak, damar segmentasyonu maskesi, damar takibinden önce tüm yanlış tanımlanmış kenarları ve damarları ortadan kaldırır. Bu yöntem, yazarlar tarafından DRIVE ve STARE veritabanlarında test edilmiştir. Önerilen kan segmentasyon yönteminde % 94,85 ortalama doğruluk elde edilmiştir. Önerilen yöntemin sonucu Şekil 2.14.'de gösterilmiştir.



Şekil 2.14. a) Orijinal Retinal Görüntüler, b-c) segmentasyon sonuçları, d) çok katmanlı eşik çıkışı, e) önerilen tekniğin segmentasyon sonucu

Nguyen ve arkadaşları (Nguyen, Bhuiyan, Park ve Ramamohanarao, 2013), çok ölçekli linedetection algılamasını kullanan bir kan damarı segmentasyon yöntemini önermişlerdir. Önerilen yöntem, hat detektörünün uzunluğunun değiştirilmesine dayanmaktadır ve bu işlemin bir sonucu olarak, farklı ölçümlere sahip çeşitli hat detektörleri toplanmaktadır. Her bir bireysel dedektörün eksilerini ortadan kaldırırken, bu yöntemin verimliliğini korumak için, her retinal görüntünün nihai segmentasyonu, lineer olarak birleşen farklı ölçümlerle üretilir. Bu yöntemin

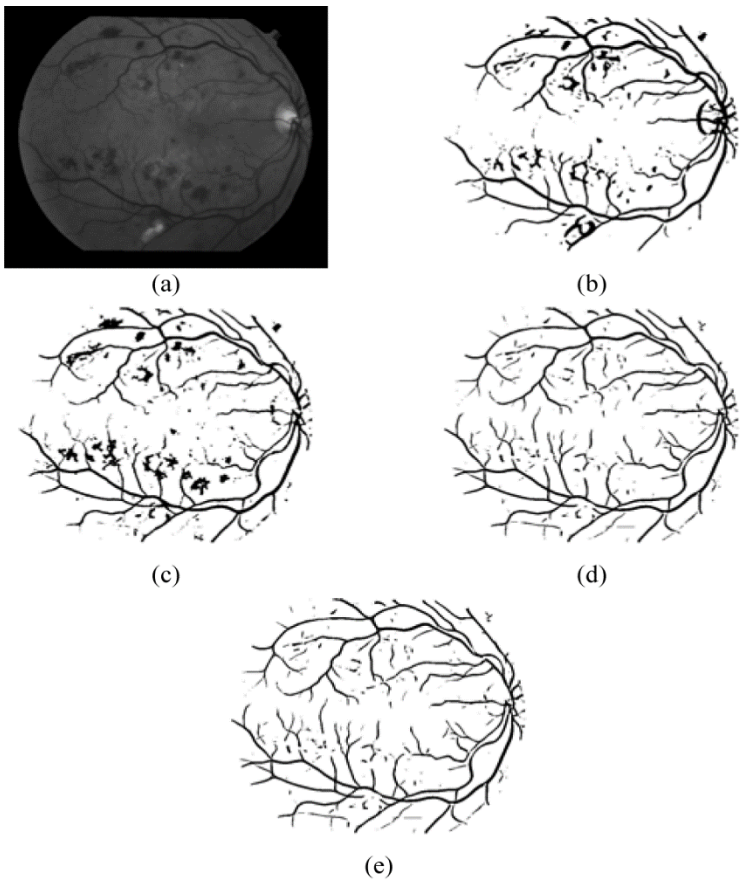
performansı, mevcut olan 3 veritabanında değerlendirildi, bu veritabanları DRIVE, STARE ve REVIEW'dir. Önerilen yöntem, mevcut diğer yöntemlere kıyasla DRIVE ve STARE veritabanlarında yüksek doğruluk sağlar. DRIVE'ın doğruluğu 0,9407'dir ve STARE için 0,9324'tür. Bu sonuç, damarların yoğunluğunun yüksek ve segmentasyon yapmanın zor olduğu yerlerde toplanmıştır. Bu yöntem, merkezi refleks kan damarında doğru bir segmentasyon süreci üretir ve görsel inceleme ile doğrulanabilir. Öte yandan, REVIEW veri tabanındaki performans da son derece uygun ve uzmanlar tarafından elde edilen ölçüme yakındır.

Ek olarak önerilen yöntemin birçok avantajı vardır; bunlar; yüksek çözünürlüklere sahip retinal görüntülerle üstesinden gelmek için hızlı segmentasyon gerginlik, primitiflik ve stabilitedir.

Roychowdhury ve arkadaşları (Roychowdhury, Koozekanani ve Parhi, 2015), ana damar ekstraksiyonu ve ek olarak sub-görüntü sınıflandırmasına dayalı olarak kan damarlarının segmentasyonu için bir yöntem önermiştir. Önerilen yöntem fundus görüntülerini kullanarak üç aşamalı bir kan damarı segmentasyon algoritması sunmuştur. İlk adımda fundus resminin yeşil düzlemi biriktirilir ve bu resim yüksek geçişli eleme sonrası doğrudan eşleştirilmiş resmi kaldırmak için önceden işlenir ve daha çok damar alanları için diğer çift resim morfolojik türetme ile iyileştirilir. Büyük damar bölgeleri, silindir şapka görüntüsü ve filtrelenmiş görüntü gibi önceden işlenmiş retinal görüntülerin eşik değeri arasındaki kesişme olarak belirtilir. Hem yüksek geçirilmiş filtre hem de morfolojik olarak yeniden oluşturulan görüntüler için ortak olan bölgeler, büyük damarlar olarak dışarı çıkarılır. Büyük damarlar olarak belirtilen piksel sayısı, piksel eşik değerinin değiştirilmesiyle artırılabilir veya azaltılabilir. Ayrıca, her iki ikili görüntüden kalan artık pikseller, bir Gaussian Karışım Modelinin (GMM) yardımıyla sınıflandırılır. Bundan sonra, 2-Gaussian ile bir Gaussian Karışım Model sınıflandırıcısı, iyi damar piksellerini tanımlamak için kullanılır. Bu sınıflandırıcı bir dizi 8 özellik kullanır. Bu 8 özellik, komşu pikselden ve birinci-ikinci mertebe grayent görüntülerden çıkarılır. Daha sonra, damarlarin ana parçaları, sınıflandırılmış damar pikselleri ile birleştirilecektir. Bu önerilen yöntem retinal görüntülerde iyi doğruluk elde ederken kısa segmentasyon süresi gerektirir.

Bu yöntemin doğruluğu % 95,2'dir. Bu yöntem, veri kümesi, DRIVE, STARE ve CHASE_DB1 üzerinde test edilmiştir. Bu önerilen yöntem, mevcut yöntemlerin neredeyse çoğunu geride bırakmaktadır. Ek olarak, bu yöntemin gerekli segmentasyon süresi yaklaşık 8 saniyedir. Marin ve ark. (Marín vd., 2011) tarafından önerilen yöntem, süreci tamamlamak için 90 saniyelik bir süreyi gerektirirken, Roychowdhury ve arkadaşları (Roychowdhury vd., 2015) tarafından önerilen bu yöntemin, Marin yöntemine göre onda bir zamana ihtiyacı vardır.

Lam ve arkadaşları (Lam, Gao ve Liew, 2010), düzenli hale getirme ve çoklu konkavlık gösterimi açısından bir damar segmentasyon prosedürü önermektedir. Parlak ve dim yaraları olan retinal görüntülerde damar tanıma, bir test girişimidir. Bu problemin üstesinden gelmek için, bu önerilen yöntem çoklu konkavlık modellemesi kullanmaktadır. Bu yöntem, hat-şekilli konkavlık ölçüsü ve farklılaştırılabilir konkavlık ölçüsü kullanır. Farklılaşabilir konkavlık ölçümü görevi parlak lezyonları ele alırken çizgi şeklindeki konkavlık ölçümü, çizgi şeklindeki retinal görüntülerde damarlardan farklı yoğunluk yapısına sahip olan loş lezyonları ele alır. Parlak lezyonlar aşırı bir yoğunluğa sahip olduğu için, parlak lezyon, hem damarlardan hemde de damar olmayanlardan, konkavlık derecesini ölçerek etkin bir şekilde ayrılabilir. Kan damarları çizgi şekilli bir yoğunluk yapısına sahipken, loş lezyonlar kararsız bir şekle sahiptir. Çizgi şeklindeki konkavlık, damarların lokallerini korurken donuk yaralanmayı kesmek için gösterilmiştir. Retinal resimlerdeki farklı dairesel kuvvetlerden dolayı ve sıkışıklığı boşaltmanın niteliklerini normalleştirerek, uygun olan kargaşayı yönetmek için, özel olarak standartlaştırılmış konkavlık ölçüsü belirtilmiştir. Bu önerilen yöntem, patolojik retinalarda çok dikkate değer bir performans gösterebilir. Bu yöntemin çalışma süresi 13 dakikadır. Bu yöntemin bir sonucu olarak koyu ve parlak lezyon çoğunlukla alınır. Şekil 2.15. bu yöntemin sürecini göstermektedir.

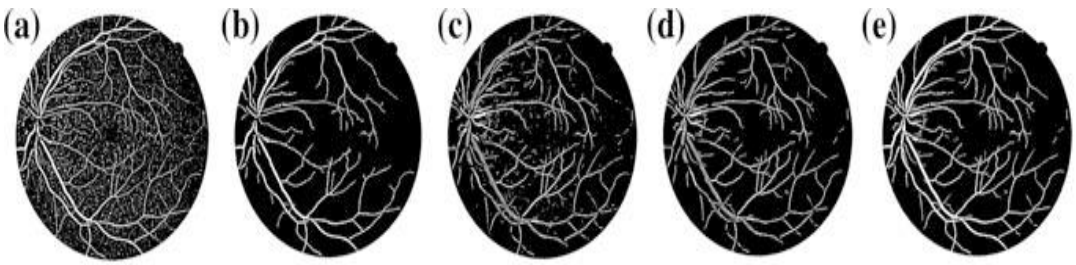


Şekil 2.15. a) Karanlık lezyonları olan bir retinal resim, b) çok ölçekli stratejiyi kullanarak bölünme, c) farklılaştırılabilir konkavlık ölçümünü kullanan bölümlere ayırma, d) çizgi-şekil içi kavite ölçüsünü kullanarak bölme, e) Özelleştirilmiş standartlaştırılmış konkavlık ölçüsünü kullanan bölütleme.

Fan ve arkadaşları (Fan, Lu ve Rong, 2016) fundus görüntülerinde yeni ve basit bir eğiticisiz (unsupervised) damar segmentasyonu tekniğini önermişlerdir. İlk adımda, ikili görüntü önceden işlenmiş yeşil kanal fundus görüntüsünden çıkarılmalı, daha sonra bir başka ikili görüntü morfolojik olarak oluşturulmuş görüntüden çıkarılır. Bu adımdan sonra ikili görüntülerde iki başlangıç damarı bağlanmış alanlardan çıkarılmıştır. Dahası, her iki birincil damar için olan alanlar büyük damarlar olarak dışarı atılacaktır. Sonra önceki adımda elde edilen tüm kalıntı piksel iskelet ekstraksiyonu ile işlenir. Son aşamada önceki adımlardan toplanan büyük damarlar işlenmiş damarlarla birleştirilir. Önerilen bu yöntem % 95,8 doğruluk ve işlem süresi

9,7 saniye ile 14,6 saniye arasında değişir. Önerilen yöntemin test edilmesi için iki adet hazır veri kümesi DRIVE ve STARE kullanılmıştır.

Ali ve arkadaşları (Ali, Zaki ve Hussain, 2017), retinal görüntülerdeki kan damar segmentasyonu için yeni bir öğreticisiz teknik sunmuşlardır. İlk adımda gri ölçekli damar gelişmiş görüntüler yeşil kanal ve Gabor dalgacık görüntüsü kullanılarak elde edilmiştir. Daha sonra, gri tonlama K-ortalama kümeleme kullanılarak binarize hale getirilir. Toplanan ikili görüntüler, segmentasyonu ayrılmış damarlar üretmek amacıyla mantıksal operatör OR üretilen bölütlenmiş damarların hedefi olan kullanılarak birbiriyle birleştirilir. Bu yöntem DRIVE veri tabanında değerlendirilmiştir. Bu yöntemin, öğreticisiz diğer yöntemlere göre üstünlüğü, uygulanmasının hızlı olmasıdır. Önerilen yöntem 0,9425 doğruluğa ulaşır.



Şekil 2.16 a) Yeşil kanal ikili görüntüsü, b) Düzeltilmiş yeşil kanal görüntüsü, c) Gabor özellikli ikili görüntü, d) Düzeltilmiş Gabor görüntüsü, e) 16 (b) ve 16 (d) görüntüsüne OR operatöründen sonra elde edilen görüntüler (A. Ali et al., 2017).

Eladawi ve arkadaşları (Eladawi vd., 2017), OCTA taramalarından alınan farklı retinal haritalardan kan damarlarının segmentasyonu üzerine çalışmışlardır. Bu sunulan metot Optik Koherens Tomografi Anjiyografi (OCTA) görüntüleri kullanmaktadır. Önerilen yöntem, yüzeysel retinal haritalardan normal ve diyabetik damarları ayırır.

Gürültüyü uzaklaştırmak ve görüntülerin kontrastını artırmak için Markov-Gibbs rastgele alan (MGRF) modeli kullanılmıştır. Bu işlemden sonra kan damarları

background dokudan bölütlenmelidir. MGRF yardımıyla, önceki olasılık modeli ve ek olarak görünüm ve mekansal modeller entegre edilmiştir. Damarlar arasında birinci dereceden yoğunluk modeli ile düşük kontrastlı problemin üstesinden gelmek için yüksek mertebeli MGRF kullanılmıştır. Son aşamada, ayrılmış alanlar, segmentasyon, 2D bağlantı filtresi kullanılarak bağlanmış alanların çıkarılmasıyla iyileştirilebilir. Önerilen yöntem 23 normal görüntü ve 24 diyabetik görüntü, toplam 47 görüntü üzerinde test edilmiştir. Yazar önerilen yöntemin doğruluğunu göstermek için üç farklı değer tanımlamıştır.

Ricci (Ricci ve Perfetti, 2007), retinal görüntülerden kan damarlarının segmentasyonu için bir teknik önermiştir. Önerilen yöntem destek vektörü sınıflamasını ve ek olarak hat operatörlerini kullanır. Bu yöntemin ilk adımı, retinal görüntülerin yeşil kanalını toplamaktır. Bundan sonra, toplanan yeşil kanal görüntüsüne bir hat detektörü (mamografide de kullanılır) uygulanmıştır. Temel hat detektörü temeldir ve öğreticisiz diğer tekniklere göre çok daha iyi sonuçlara ulaşır. Bu teknik, eşleşen filtrenin toleranslı sakıncalarını önlerken, eşleşen filtrenin faydalarını da korur. Bu işlem farklı yönlerde hedeflenen pikselde geçerken sabit kalırken hat boyunca gri seviyedeki görüntülerin ortalama değerini hesaplamaya dayanır. Hat gücü hesaplaması gürültüyü azaltacaktır ve 2B çekirdeğin bir konvolüsyonu ile karşılaştırıldığında daha basittir. Ek olarak, dönen hatlar hem dış hem de iç pikseller için artan seçicilik sağlar ve ayrıca döner kenarların bir piksel genişliğine göre sağlam kenar lokalizasyonu toplanabilir. Bu önerilen yöntem, öğreticisiz diğer yöntemlere kıyasla daha az özellik gerektirir. Destek vektör makinesi, küçük eğitim setlerinde sağlam ve etkili bir performansı garanti eder.

Bu nedenle, göz doktorunun segmentasyona harcadığı çabalar, büyük ölçüde azaltılacak ve destek vektörünün ek olarak karar fonksiyonunun değerlendirilmesi, son derece hızlı olacaktır. Önerilen bu yöntemin performans tahminleri, öğreticisiz diğer yöntemlere kıyasla biraz üstündür. Bu önerilen yöntem, retinal görüntülerde diğer yöntemlere göre temiz parçalara ayrılmış görüntülerin bir sonucu olarak çok daha az yanlış pozitif sonuç verir. Ne yazık ki, görsel muayenesi olan damarlarda az

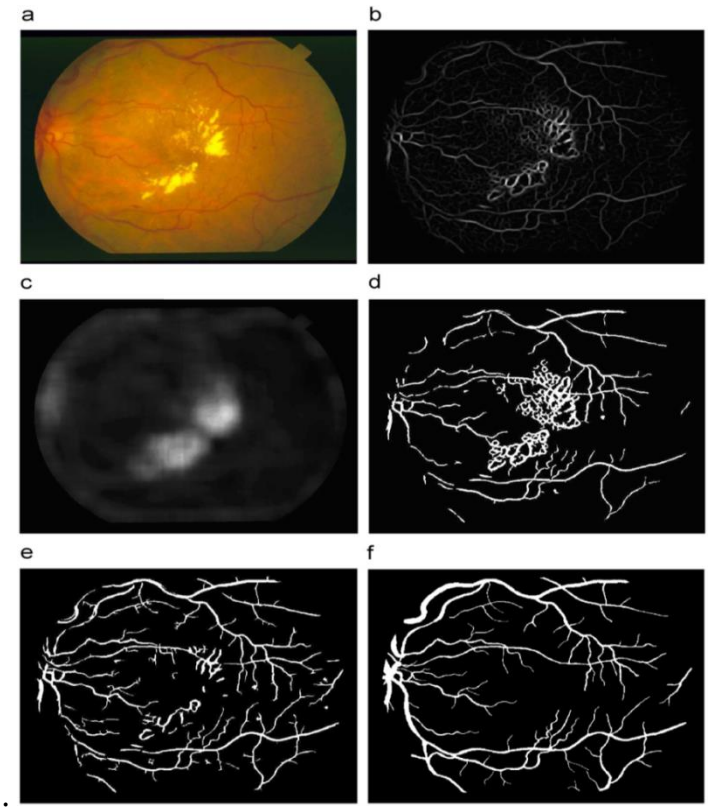
sayıda boşluk görülebilmektedir, ancak daha kesin bir saptama için algoritmaların oluşturulması için sağlam bir çıkış noktası olabilir. Ayrıca optik diskin kenarında ve aynı zamanda patolojik bölgelerinde az sayıda yanlış pozitif bulunmuştur ancak bu problemin üstesinden gelmek için bu yöntem geliştirilebilir. İnce damarların segmentasyonu veya düşük lokal kontrastlanma aşamasında da az sayıda sorun ortaya çıkmaktadır. Ancak daha kesin bir saptama için algoritmaların oluşturulması için sağlam bir çıkış noktası olabilir

Yang (Yang, Huang ve Rao, 2008), kan damarlarının ekstraksiyonu için yeni bir otomatik ekstraksiyon tekniği önermiştir. Yöntem 3 ana adımdan oluşmaktadır. Birincisi matematiksel morfoloji, ikincisi bulanık kümeleme algoritması ve sonuncusu saflaştırma işlemidir. İlk aşamada, retinal görüntüler, baskılanmış arka plan bilgisinden kan damarlarını geliştirilecektir. İkinci adım, daha önce toplanan retinal görüntünün segmentasyonu değerlendirilecektir. Son aşamada gürültü ve zayıf kenarlar azalacak ve bunun sonucu olarak kan damarları elde edilecektir. Bu yöntem çeşitli retinal görüntülerde değerlendirilmiş ve iyi bir verim elde edilmiştir.

Zhang ve arkadaşları (Zhang ve Karray, 2010) kan damarlarını eşleştirilmiş filtre ve Gaussian'ın birinci dereceden türevini kullanarak ekstrakte etmişlerdir. Damarları ayıklamak için eşleştirilmiş filtre kullanmak basittir, ancak aynı zamanda etkilidir.

Maalesef eşleştirilmiş filtre, damarların dâhil edilmesiyle damar dışı kenarlara da cevap verecektir. Bu özellik neticesinde yanlış damarları algılanan problemi ortaya çıkacaktır. Bu nedenle MF-FDOG tekniği önerilmiştir. MF-FDOG, sıfır ortalama Gauss denklemine ve daha sonra Gaussian' ın birinci dereceden türevine (FDOG) sahip olan orijinal eşleştirilmiş filtreyi içerir. Eşik değeri retinal görüntülerin Gaussian'ın birinci mertebeli türevine cevap eşleştirilir. Bu eşik değeri, damarları retinal görüntülerden ayırt etmek için kullanılır. Önerilen MF-FDOG tekniği eşleşen filtre tarafından oluşturulan yanlış algılamayı önemli ölçüde azaltır ve ek olarak, eşleşen filtre tarafından atlanan bazı kan damarlarını bile tespit edebilir. Bu yöntem, diğer yöntemlere göre çok daha az karmaşıktır. Özellikle bu yöntem patolojik resimlerdeki damarları da güçlü bir şekilde belirleyebilir. Hem ince hem de kalın

damarları ekstrakte etmek için kullanılan çoklu ölçekler ve sonrasında OR mantıksal operatör sonuçların birbirine birleştirilmesi sağlanır. Ne yazık ki mantıklı OR operatör, istenmeyen yapıları kaldırmak için tatmin edici ve etkili değildir. Sonuç olarak, sonuç damar haritasında birkaç gürültülü deseni mevcut olabilir. Bu problem bu yöntemin zayıf yanıdır. Bununla birlikte, bu gürültülü desen birkaç işlem sonrası yöntem kullanılarak kaldırılabilir. Bu önerilen yöntemin illüstrasyonu Şekil 2.17.'de gösterilmiştir.



Şekil 2. 17 a) STARE Veritabanından im0001, b) eşleştirilmiş filtreye örnek görüntü, c) birinci dereceden Gauss alt sınıfına komşu tepkisid) eşleştirilmiş filtre eşleme haritasına eşik değeri uygulanarak elde edilen görüntü, e) ekstraksiyon sonucu önerilen yöntem, f) Referans kan damarı haritası.

Soares ve arkadaşları (Soares, Leandro, Cesar, Jelinek ve Cree, 2006), gözetimli bir sınıflandırma ve iki boyutlu Gabor dalgacığı kullanılarak retinal kan damarlarının segmentasyonu için bir yöntem önermişlerdir. Önerilen yöntem, her bir görüntü

pikseli, seçilen pikselin özellik vektörü yardımıyla bir damar sınıfı veya damar dışı bir sınıfa kategorize eder. Özellik vektörü 2 ana bileşen içerir, birincisi pikselin yoğunluk değeri ve diğeri ise 2-D Gabor dalgacık dönüşümüdür. İki boyutlu Gabor dalgacık gürültü filtreleme prosedürünün yardımı ile ve aynı zamanda gemi geliştirme prosedürü sadece bir adımda yapılabilir. Karmaşık yüzeylerin modelleme kabiliyetini korurken hızlı sınıflandırmayı toplamak için sınıf kısıtlayıcı olabilirlik kalınlık fonksiyonu olan bir Bayes sınıflandırıcı kullanılmıştır. Önerilen yöntem hem STARE ve hemde DRIVE veritabanlarında test edilmiştir. DRIVE veritabanında 0,9614 doğruluk elde edilmiştir. Ne yazık ki, bu yöntemde birkaç hata ve dezavantaj vardır. Büyük hata, istenmeyen küçük nesnelerin ve gürültünün yanlış algılanması büyük bir hatadır. Yanlış tespit çoğunlukla optik diskin kenarında ve güçlü muhalefet gösteren bazı patolojilerde ortaya çıkar. Özellikle bu yöntem, bir görüntü boyunca geçen çeşitli ışık şiddeti üzerinde tatmin edici bir performans göstermemiştir, ancak bu durum, sadece test edilmiş 40 görüntüden sadece bir görüntü üzerinde meydana gelmiştir. Bir diğer sorun, insan tarafından zorlukla belirlenen en ince damarları yakalamada olabilir. Ayrıca bu yöntem, görüntüdeki daha katı ve şekillerdeki yararlı verileri göz ardı eder, çünkü bu yöntem yalnızca her pikselin yerel bilgilerine odaklanır.

Bhuiyan ve arkadaşları (Bhuiyan, Nath, Chua ve Kotagiri, 2007), denetimsiz doku sınıflaması ile kan damarlarının segmentasyonu için yeni bir teknik önermiştir. Bu önerilen yöntem, retinal görüntülerde doku özelliğinin çıkarılması için orijinal RGB görüntülerine hem Gauss hem de L*a*b* renk alanı eklemesini içerir. Dokuları bir vektör pikselinden analiz etmek için Gabor enerji filtreleri kullanılmıştır. Kan damarlarını damar veya damar dışı olarak sınıflara ayırmak için Fuzzy C-Means (FCM) isimli kümeleme algoritması kullanılmıştır. Bu önerilen metotla % 84,37 duyarlılık ve % 99,61 doğruluk elde edilmiştir.

Al-Rawi (Al-Rawi, Qutaishat ve Arrar, 2007), retinal görüntülerden kan damarlarını saptamak için geliştirilmiş bir uyumlu filtre önermiştir. Bu önerilen yöntemde, eşleşen filtre katsayıları tercih edilen filtre katsayıları ile geliştirilmiştir. Bu

geliştirilmiş filtre katsayıları, DRIVE veri tabanından alınan retinal görüntüler üzerindeki filtre içeren yöntemlerle karşılaştırıldığında üstün performans gösterir. Bu geliştirilmiş filtre katsayıları, DRIVE veri tabanından alınan retinal görüntülerde optimizasyon metodolojisi ile bulunmuştur. Yanıtı kontrol edilen orijinal eşleşen filtre, 3 parametreye sahiptir. Bu önerilen filtrenin sonucu bir resimdir. Önerilen bu eşleşen filtrenin sonucu sürekli bir görüntüdür. Geliştirilen yeni uyumlu filtre, diğer eşleşen filtre içeren yöntemlerle karşılaştırıldığında üstün performans gösterir. Bu geliştirilmiş eşleştirilmiş filtrenin çıkışı sürekli bir görüntü olacaktır, sonuç olarak kan damarlarını bölmek için bir eşikleme metodolojisi değerlendirilmelidir. Eşik değeri deneysel olarak tahmin edilebilir. Eşiğin ortalama değeri verimli çalışırken, görüntüdeki Euler numarasını kullanarak eşik değerlemesini tahmin etmek için mekanize bir yöntem bağlantıda bulunan bileşenlerin sayısını kullanarak eşik değerlemesini tahmin eder. Kısaca, bu sürekli eşleşen filtrenin görüntüsünün çıktısı, başlangıçtaki bölgesel minimum değer oluştukça eşiklenir. Bu önerilen yöntemle % 95,oğruluk elde edilmiştir.

Xu (Xu ve Luo, 2010), retinal görüntülerde kan damarlarının saptanması için yeni bir yöntem önermiştir. Bu önerilen yöntem, ikili görüntüler üretmek için uyarlamalı eşikleme yöntemini kullanır ve daha sonra büyük damarlar gibi büyük bağlı bileşenlerin yanı sıra en ince damarlar çıkarılır.

İnce damarların çoğu destek vektör makinesi yardımıyla sınıflandırılır. Destek vektör makinesinin kullanımı ile kötü kontrastı olan ince damarlar tespit edilebilir.

Bu önerilen yöntemin avantajı, ağır hesaplama ve ek olarak manuel müdahale gerektirmez. Önerilen bu yöntem DRIVE veri tabanına göre test edilmiş ve % 77 ortalama duyarlılığa ulaşmış ve bu sayede ortalama % 93,2 doğruluğa ulaşılmıştır. Yöntemlerinin birbiriyle karşılaştırılması Tablo 2.1.'de gösterilmiştir.

Tablo 2.1. *Yazarlar tarafından önerilen yöntemlerin Ortalama Doğruluk (AAC) ve Ortalama Duyarlılık (AS) Karşılaştırması:*

Araştırıcılar	AAC	AS
Marin vd. (Marín vd., 2011)	0,9489	0,7067
Shah et al (Shah vd., 2017)	0,9479	0,7205
Badsha vd. (Badsha et al., 2013)	0,9731	0,9899
Miri ve Mahloojifar (Miri ve Mahloojifar, 2011)	0,9458	-
Ali vd. (Ali, Jalil, Gull ve Fiaz, 2011)	0,9600	0,9640
Nguyen vd. (Nguyen vd., 2013)	0,9407	-
Akram ve Khan (Akram ve Khan, 2013)	0,9485	0,9632
Roychowdhury vd. (Roychowdhury vd., 2015)	0,9515	0,725
Lam vd. (Lam vd., 2010)	0,9472	-
Fan vd. (Fan vd., 2016)	0,9580	0,7410
Ali vd. (Ali vd., 2017)	0,9425	0,7206
Eladawi vd. (Eladawi vd., 2017)	0,9541	0,9351
Ricci ve Perfetti (Ricci ve Perfetti, 2007)	0,9572	0,7750
Zhang vd. (Zhang vd., 2010)	0,9484	0,7116
Soares vd. (Soares vd., 2006)	0,9466	-
Bhuiyan vd. (Bhuiyan vd., 2007)	0,9961	0,8437
Al-Rawi vd. (Al-Rawi vd., 2007)	0,9352	-
Xu ve Luo (Xu ve Luo, 2010)	0,9320	0,7700

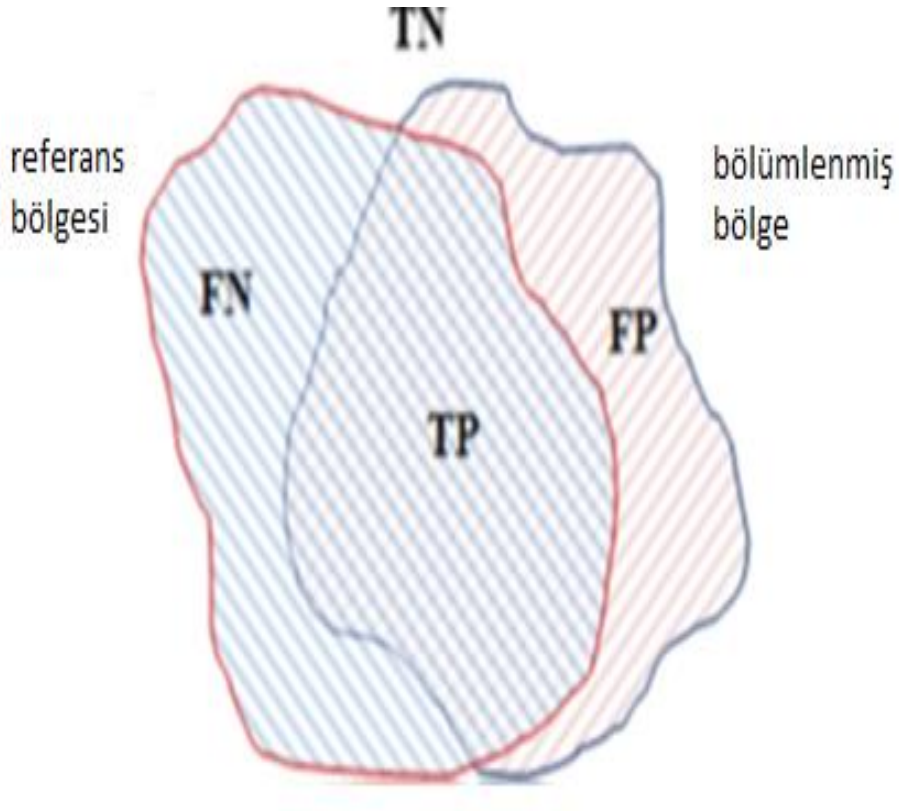
3. MATERYAL VE YÖNTEM

3.1. Duyarlılık, Özgüllük ve Doğruluk

Duyarlılık, özgüllük ve doğruluk tanımıyla birlikte yaygın olarak kullanılan birkaç terim vardır. Bunlar gerçek pozitif (TP), gerçek negatif (TN), yanlış negatif (FN) ve yanlış pozitiftir (FP) (Fawcett, 2006).

Retinal damar segmentasyon sürecinde, piksel tabanlı bir sınıflandırma sonucunda çıktılar elde edilir. Herhangi bir piksel ya damar ya da onu çevreleyen doku olarak (damar olmayan) sınıflandırılır. Sonuç olarak, dört olasılık vardır; iki doğru sınıflandırma ve iki yanlış sınıflandırma. Sınıflandırmalar, bir pikselin hem referans hem de bölütlenmiş görüntüde damarı tanımladığında TP ve bir pikselin referans ve bölütlenmiş görüntüde damar olmayan kısmı sınıflandırıldığı TN'dir. Referans görüntüdeki bir damar pikseli segmente edilmiş görüntüde damar olmayan olarak görüntülenirse FN, referans görüntüde damar olmayan kısın segmente edilmiş görüntüde damar olarak işaretlenirse FP'dir (Rahebi ve Hardalaç, 2014).

Bir hastada bir hastalığın mevcut olduğu kanıtlanırsa, tanısal testin TP olduğu kabul edilir. Bir hastada hastalığın mevcut olmadığı kanıtlanırsa, tanısal testin TN olduğu kabul edilir. Her ikisi (TP) ve (TN), teşhis testi ve kanıtlanmış durum (aynı zamanda doğruluk) arasında tutarlı bir sonuç oluşturur. Ancak, hiçbir tıbbi test mükemmel değildir. Tanı testi, aslında böyle bir hastalığı olmayan bir hastada, hastalığın varlığını gösterirse, test sonucu FP'dir. Bütün bu durumlar Şekil 3.1.'de gösterilmiştir.

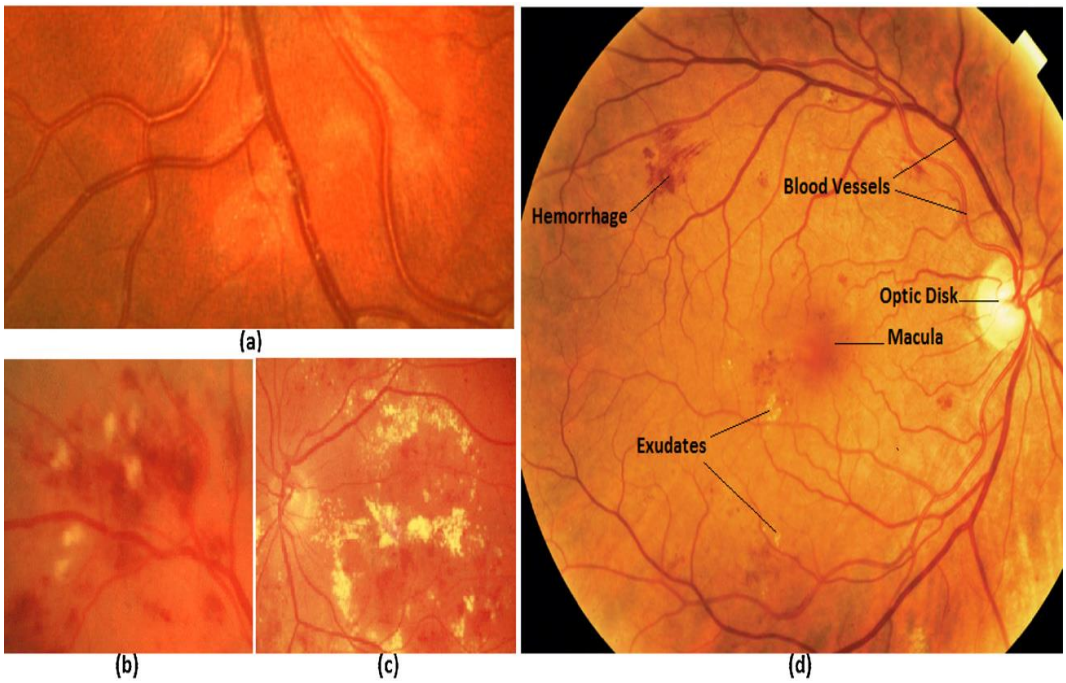


Şekil 3.1. Duyarlılık, Özgüllük ve Doğruluk.

TPR ve FPR gösteriminde; TP, doğru şekilde etiketli pozitif pikselleri gösterir, FP pozitif etiketli yanlış negatif pikselleri gösterir, FN yanlış piksel olarak etiketlenmiş pozitif pikselleri gösterir ve TN, negatif olarak doğru etiketlenmiş (Rahebi ve Hardalaç, 2014).

Çaprazlama ve dallanma görüntü modelini karmaşıklaştırabilir. Çoğu medikal görüntü, sinyal gürültüsü, görüntü yoğunluğu kayması ve görüntü kontrastı yanlış kullanımı gibi kan damarlarının çıkarılmasında önemli sorunlara neden olur (Fraz vd., 2012).

Şekil 3.2, santral vasküler refleks ve arka plan düzensizliği ve pamuk yünü lekeleri, sert akslar ve retina anatomik yapıları olan retinal görüntülerin morfolojisini gösterir.



Şekil 3. 2. Retinal görüntülerin morfolojisi: a) santral vasküler refleks ve arka plan düzensizlik b) Pamuk yünü lekeleri, c) sert akslar, d) retina anatomik yapıları

Duyarlılık (TPR), özgüllük (TNR) ve doğruluk (ACC) sırasıyla denklem (3.1), (3.2) ve (3.3) de verilmiştir.

$$\text{Duyarlılık (TPR)} = TP / (TP + FN) \quad (3.1)$$

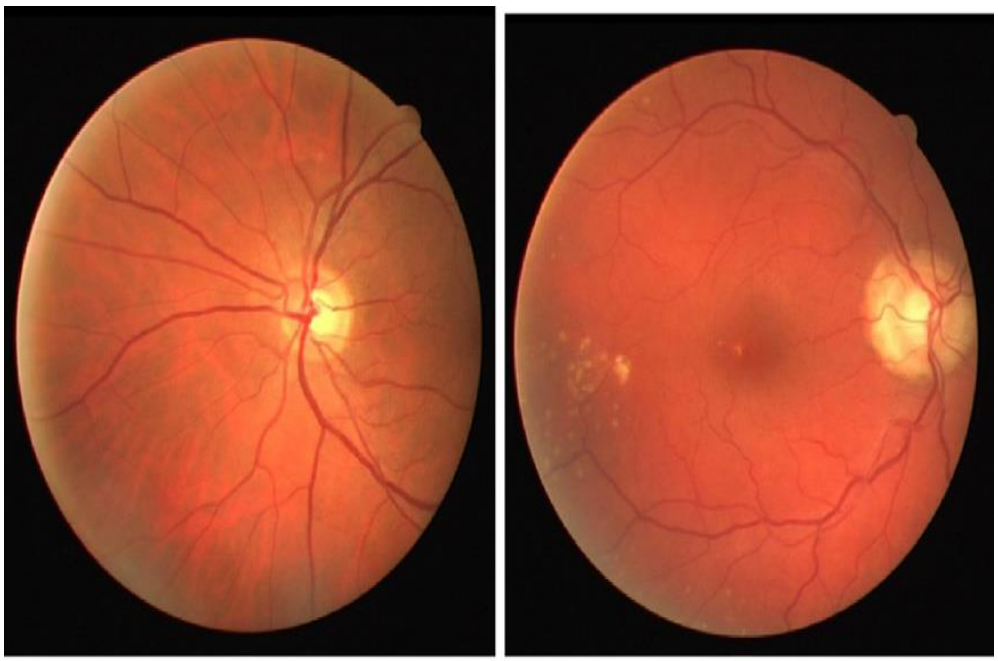
$$\text{Özgüllük (TNR)} = TN / (TN + FP) \quad (3.2)$$

$$\text{Doğruluk (ACC)} = (TP + TN) / (TP + FN + TN + FP) \quad (3.3)$$

3.2. Veri Tabanı

3.2.1. DRIVE Veri Tabanı

DRIVE açık bir veri tabanıdır. DRIVE veri tabanının fotoğrafları Hollanda'daki bir diyabetik retinopati tarama programından elde edilmiştir. Tarama popülasyonu, 25-90 yaşları arasındaki 400 diyabetli denekten oluşmuştur. Kırk fotoğraf rastgele seçilmiştir. Bunlardan 33 tanesi diyabetik retinopati belirtisi göstermemekte fakat 7 tanesi hafif erken diyabetik retinopati belirtileri göstermektedir. Şekil 3.3.'de, normal ve patolojik bir görüntünün örneği gösterilmiştir (Staal, Abràmoff, Niemeijer, Viergever ve Van Ginneken, 2004).

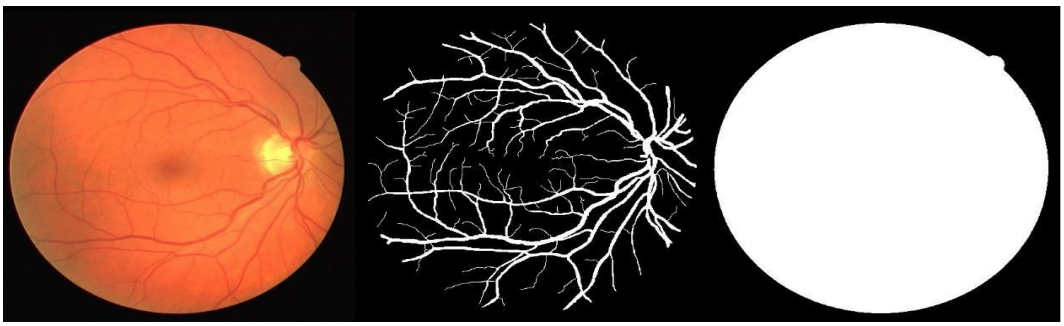


Şekil 3.3. DRIVE'dan indirilen retina görüntüleri: a) sağlıklı retina b) patolojik retina

DRIVE retina veri tabanı, Hollanda'daki bir DR görüntüleme programından türetilmiştir. Her görüntü 45 derece görüntüleme alanı (FOV) sahip bir Canon CR5

non-my Driatic 3CCD kamera kullanılarak çekilmiştir. İlk görüntülerin çözünürlüğü 768x584'dür ve her bir görüntü, yaklaşık 540 piksellik bir çapa sahip bir daire dahil olmak üzere 565x584 çözünürlükte görüntüler elde edilecek şekilde kesilir. Bu veri tabanı için görüntüler FOV çevresinde kırpılmış ve her bir görüntü için FOV'u tanımlayan bir maske görüntüsü sağlanmıştır (Staal vd., 2004). DRIVE retina veri tabanında 40 görüntü vardır. Bu görüntülerden 20 retinal görüntü eğitim olarak 20 retinal görüntü test için kullanılmıştır.

Tüm görüntüler elle bölütlere ayrılmıştır. FOV ikili maskeler hepsi için sağlanmıştır. Eğitim setindeki görüntüler bir kez segmentlere ayrılmıştır. Halbuki, test setindeki görüntüler iki gruba ayrılarak A ve B gruplarına bölünmüştür. Damar segmentasyon algoritmasının performansı gerçek değer olarak (groundtruth) kümenin segmentasyonunu kullanarak test ve eğitim kümesinde ölçülmüştür. Şekil 3.4.'de DRIVE veri tabanının retinal fundus görüntüsünün ve ilgili görüntü için ilgili gerçek değerin ve FOV maskesinin bir örneğini gösterilmiştir (Staal vd., 2004).

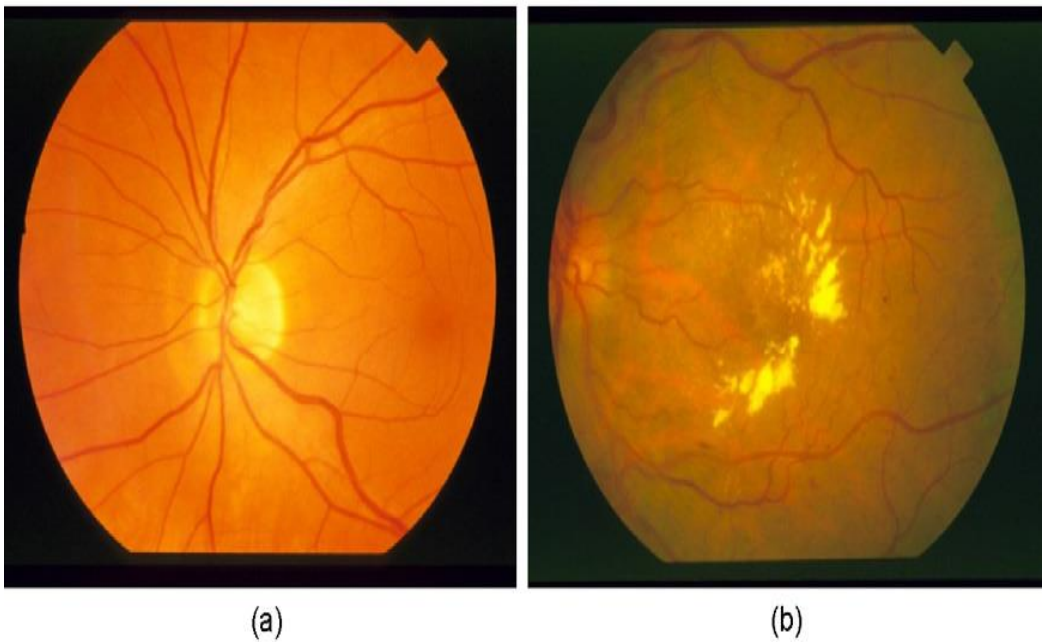


(a) (b) (c)

Şekil 3.4. DRIVE veri tabanının test kümesinden retinal fundus görüntüsü a) Orijinal RGB görüntüsü b) referans değeri olarak bilinen kan damarlarının manüel olarak bölünmesi c) ilgili görüntünün FOV maskesi.

3.2.2. STARE Veri Tabanı

STARE, açık bir veri tabanı olup kan damarlarının segmentasyonu için 20 adet görüntü içermektedir. Bunların 10 tanesi patolojik görüntüdür. Şekil 3.5.'de, STARE veri tabanından retina görüntülerini gösterilmiştir. Görüntüleme alanı, 35 derece (FOV) bir Canon TRV-50 fundus kamera kullanılarak çizilmiştir. Yakalanan görüntülerin çözünürlüğü 605×700'dür ve her görüntü bir daire dâhil olmak üzere 650×500 çözünürlükte görüntü elde etmek için kesilir (Hoover ve Goldbaum, 2003; Hoover, Kouznetsova ve Goldbaum, 2000).



Şekil 3. 5. STARE'den Retina Görüntüleri: (a) sağlıklı retina, (b) patolojik retina

3.3. H-Minimum

H-minima dönüşümü, Wolfpunning (Wolf, 1991) metodu yerine kullanılmak için önerilen yöntemdir. H-minima dönüşümü, derinliği H'den küçük veya eşit olan I'deki tüm bölgesel minimaları önler. A, alan yüzey topografyası veri kümesidir, H ise yükseklik eşik değeridir (negatif olmayan skalar) (Raimondo vd., 2005).

Önemli minima hariç, tüm bölgesel minimaları ortadan kaldırmak için, H-minima dönüşümleri 3.4 denklemi kullanılarak bir yükseklik eşik değerini belirtmek için uygulanabilir:

$$H = N * Z \tag{3.4}$$

Burada: H = Yükseklik Limitidir

Z = ortalama düzlemden maksimum mesafedir.

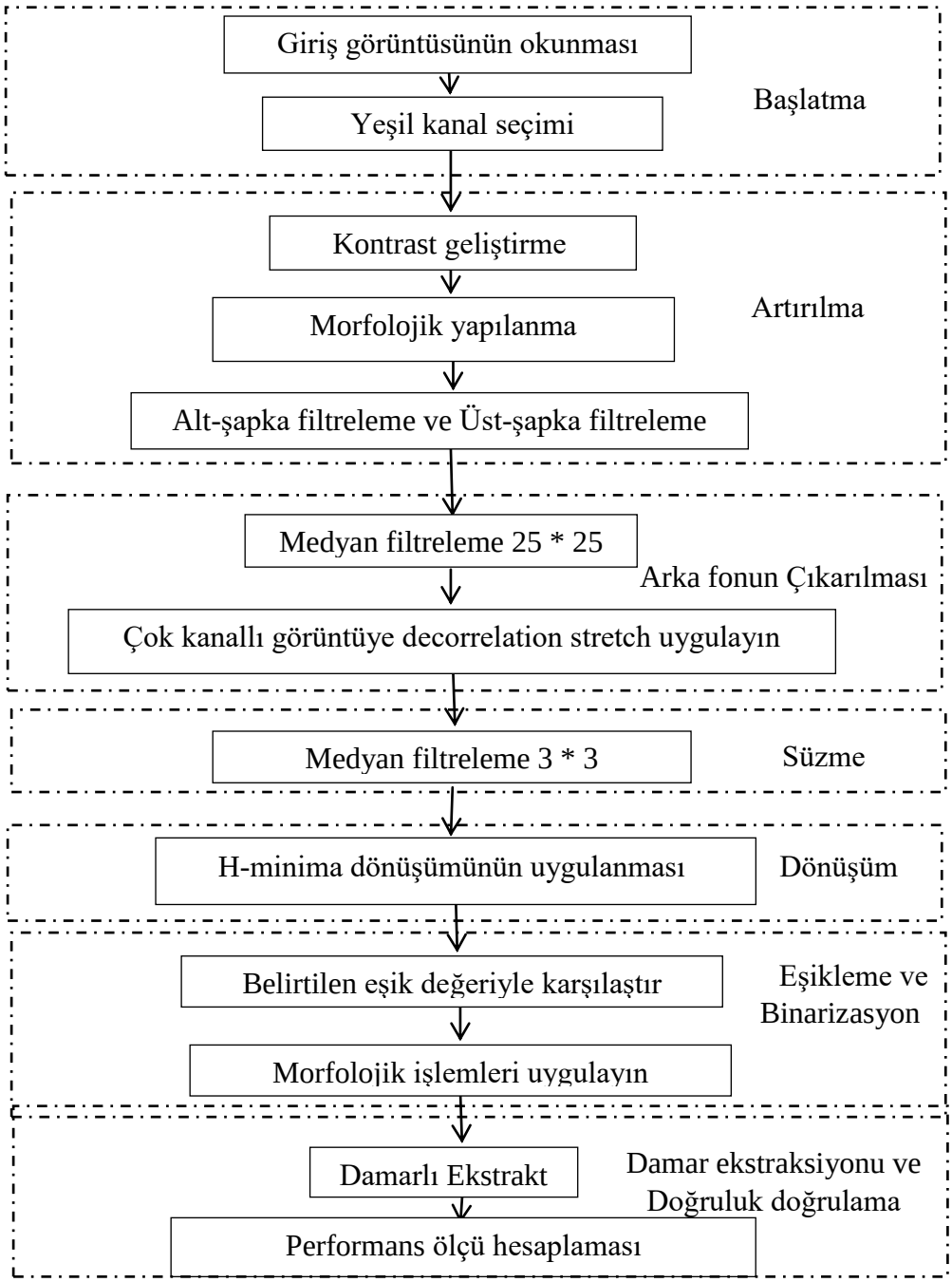
N = Maksimum Yükseklik Yüzdesi (%) dir.

3.4 denklemi dikkate alındığında, yükseklik (H) eşik değeri Maksimum yüksekliğin yüzdesine bağlı olarak görülebilir. N değeri, kısıtlanmış düzlem topografyasının bozukluklarına bağlı olarak % 5 ile % 20 arasında bir farklılık gösterebilir (Hunt, Lipsman ve Rosenberg, 2014).

H-minima, MATLAB üzerinde kullanılan bir görüntü analizi tekniğidir (Zaini, Jaafar ve Pin, 2016). "Imhmin" komutu, H-minima tekniğini işlemek için kullanılır. "Imhmin (I, H)" komutu, H'nin bir derinlik değerine sahip olan yoğunluk görüntüsündeki tüm minimaları sıkıştırır. Yoğunluk görüntüsü I olarak gösterilebilir ve ek olarak değerler skaler olmalıdır. Sabit yoğunluk değerine sahip piksellerin bağlı bileşenleri varsayılan olarak Bölgesel minimum değer olarak adlandırılır, "imhmin" komutu 2 boyutlu resimler için 8 bağlantılı yerleri ve 3 boyutlu görüntüler için 26 bağlantılı bölgeleri kullanır. Tüm bölgesel minimumları temizlemek için, önemli bir minimumdan ayrı olarak, aşağıdaki eşitlik, bir eşik yükseklik değeri göstermek için kullanılabilir (Zaini vd., 2016).

3.4. Önerilen Yöntemin Özeti

Önerilen yöntemin özeti Şekil 3.6'da gösterilmiştir.



Şekil 3.6. Önerilen yöntemin özeti

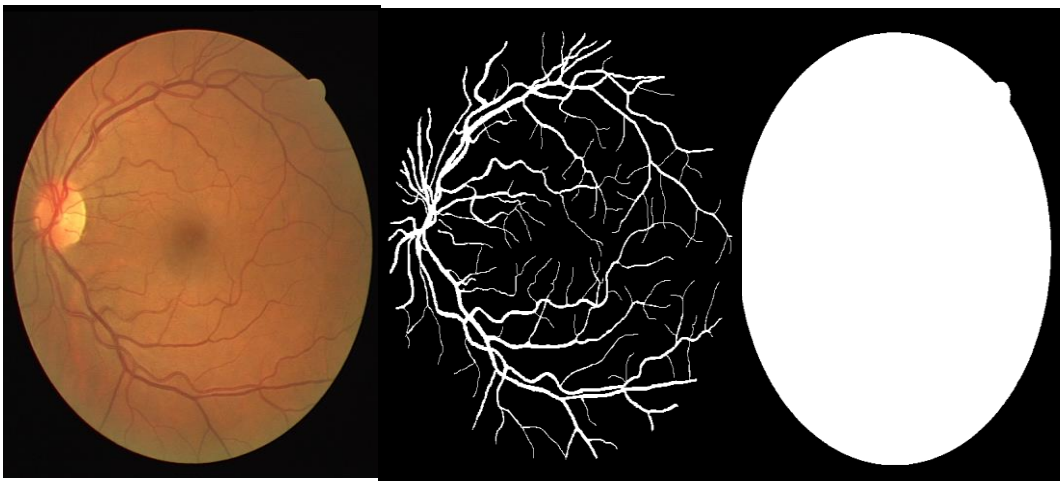
Bu akış şemasının adımları aşağıda verilmiştir:

a. Giriş Görüntüsünün Okunması

STARE ve DRIVE veritabanından bu adımda, imread fonksiyonu ile görüntü okunur. Orijinal görüntü, manuel bölümlendirme ve maske okumak için aşağıdaki kodlar kullanılır.

```
im = imread(['DRIVE\test\images\',Name(Abràmoff et al.),'_test.tif']);
manual = imread(['DRIVE\test\1st_manual\',Name(Abràmoff et al.),'_manual1.gif']);
mask = imread(['DRIVE\test\mask\',Name(Abràmoff et al.),'_test_mask.gif']);
```

Yukarıda yazılan kodda gösterildiği gibi orijinal görüntü, manuel segmente edilmiş görüntü ve maske DRIVE veritabanından okunur. Orijinal görüntü, manuel olarak segmente edilmiş damar ve mask Şekil 3.7'de gösterilmiştir.

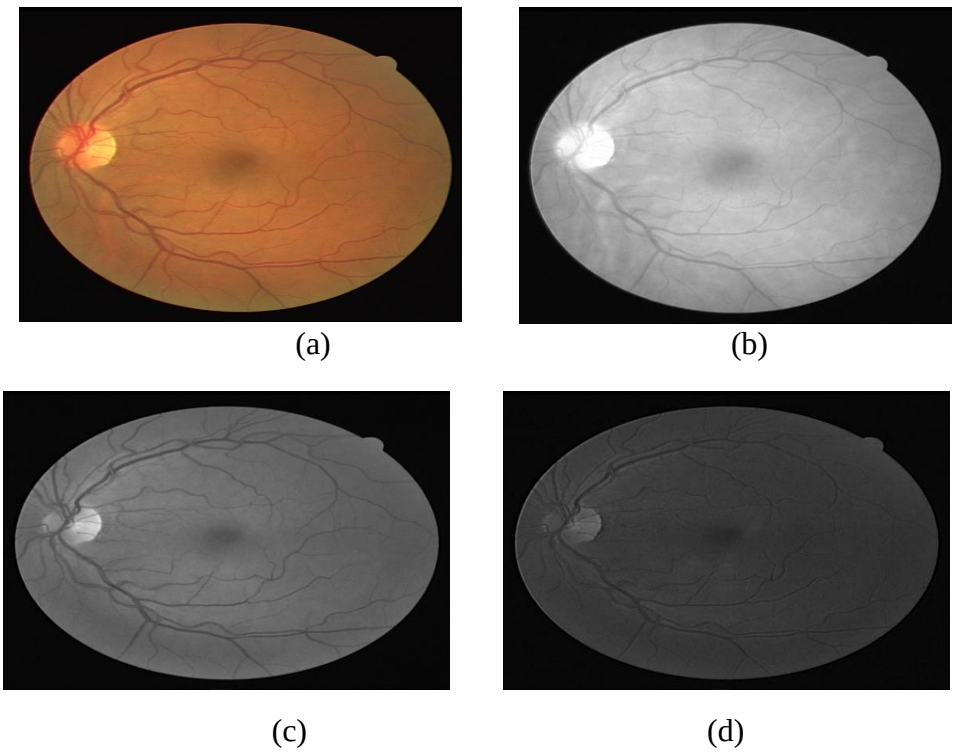


(a) (b) (c)

Şekil 3.7. a) Orijinal görüntü, b) manuel bölümlere ayrılmış görüntü, c) maske

b. Yeşil Kanal Seçimi

Bir fundus kamera tarafından çekilen retina görüntüsü, kolay hesaplamalar yapmak, veri boyutunu ve hesaplama süresini azaltmak için gri tonlamalı bir görüntüye dönüştürülür. Herhangi bir renkli dijital görüntü piksellerden oluşur ve pikseller bir dizi kodla temsil edilen birincil renk kombinasyonlarından oluşur. Bu bağlamda alınan bir kanal, gri tonlamalı görüntüdür. Standart bir dijital fotoğraf makinesinden bir görüntü kırmızı, yeşil ve mavi bir kanala sahiptir. Yeşil kanalın damar ve damar olmayan kısımlar arasında daha fazla fark yoğunluğun olduğundan dolayı yeşil kanal seçilmiştir. Bu senaryo, Şekil 3.8.'de gösterilmiştir.

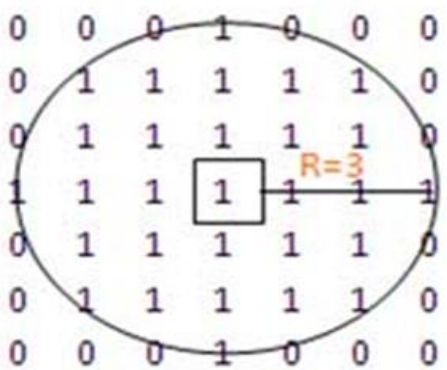


Şekil 3.8. a) Orijinal görüntü, b) Kırmızı kanal, c) Yeşil kanal, d) Mavi kanal

Şekil 3.8.'de görüldüğü gibi, yeşil kanaldaki kan damarı diğer kanallardan daha net olduğu için yeşil kanal seçilmiştir.

c. Kontrast Geliştirme

Bu adımda kontrastı artırmak için kontrast geliştirme yöntemi uygulanmıştır. İyileştirme yöntemleri yeşil kanala uygulanmıştır. Çünkü bu kanal önemli kan damarı yapısal bilgisini desteklemektedir. Görüntüyü geliştirmek için, giriş görüntüsü üzerinde erozyon işleminin önemli bir parçası olan bir disk şeklinde yarıçapı 3 olan morfolojik yapı elemanı kullanılmıştır (Şekil 3.9.)



Şekil 3. 9. Disk yarıçapı 3 olan yapı elemanı

Erozyon işlemi Eşitlik (3.5)' de ifade edilmiştir.

$$A \ominus B = \{ z \in E | B_z \subseteq A \} \quad (3.5)$$

E, bir tamsayı grid olmalı ve A, E'deki ikili bir görüntüdür; Bz, B'nin z vektörü tarafından çevrilmesidir. B yapılandırma elemanı bir merkeze (örneğin bir disk) sahiptir ve bu merkez E'nin kökeni üzerinde yer aldığı zaman A'nın B ile erozyonu, B, A içinde hareket ettiğinde B merkezinin ulaştığı noktaların konumu olarak anlaşılabilir (Acharjya ve Ghoshal, 2014).

Ayrıca görüntü iyileştirme için Alt-şapka filtreleme ve Üst-şapka filtreleme kullanılmıştır. Alt-şapka filtreleme, belirli görüntülerden küçük elemanları ve ayrıntıları alan bir işlemdir. İki tip üst-şapka vardır:

Beyaz Alt-şapka dönüşümü, giriş görüntüsü ve onun bazı yapılandırma elemanları tarafından açılması arasındaki fark olarak tanımlanır; f'nin Beyaz alt-şapka dönüşümü Eşitlik 3.7' de verilmiştir:

$$T_w(f) = f - f \circ b \tag{3.6}$$

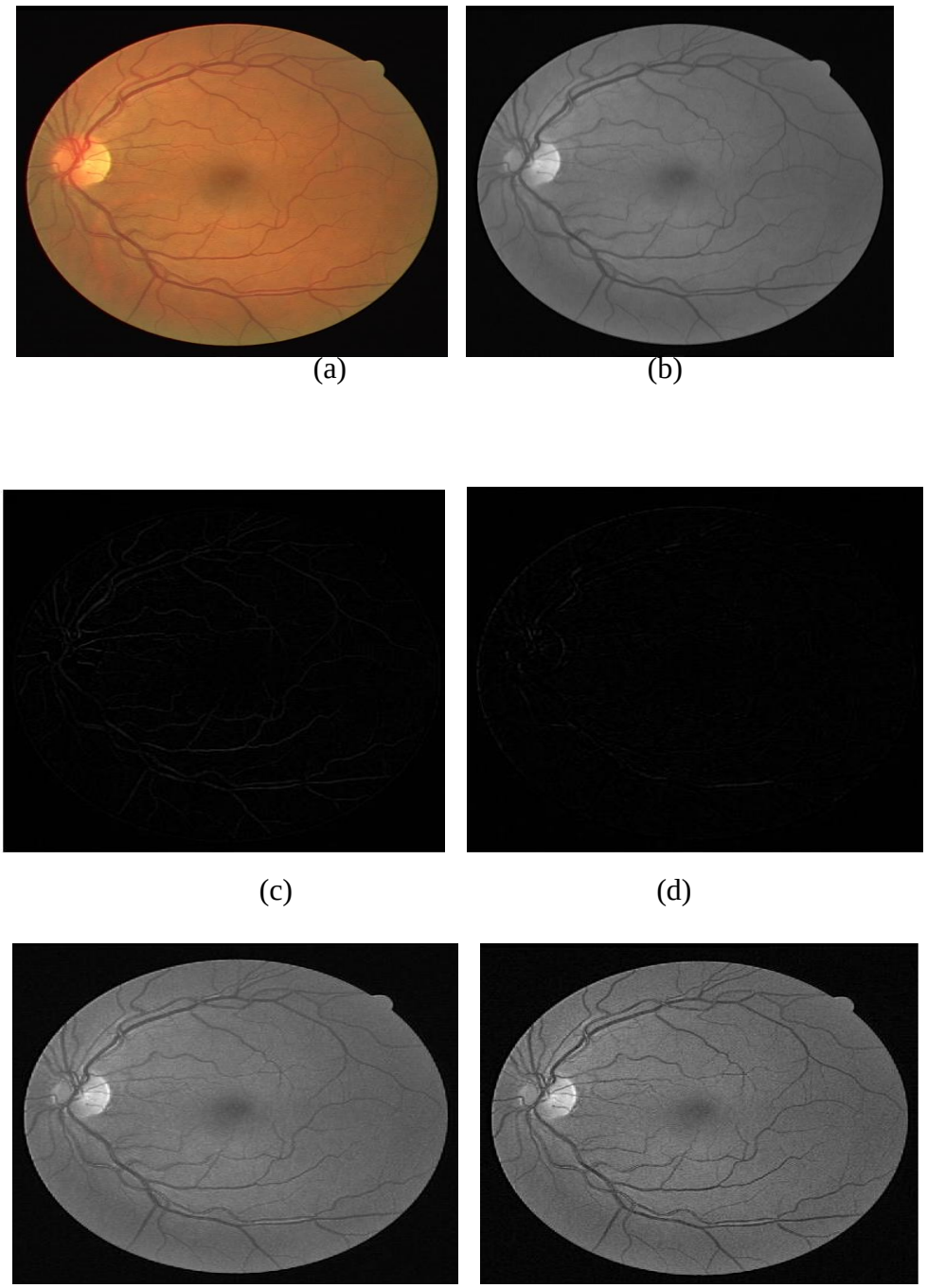
Burada ○ açma işlemini gösterir $(f \circ b = (f \ominus b) \oplus b)$, $f : E \rightarrow R$ gri tonlamalı bir görüntüdür, bir tamsayı gridinden E, haritalama noktaları, b gri tonlamalı bir yapı elemanıdır.

Siyah alt-şapka dönüşümü, kapanış ile giriş görüntüsü arasındaki fark olarak tanımlanır. Bu sonuç, Şekil 3.9'da gösterilmiştir.
Siyah alt-şapka dönüşümü (bazen alt-şapka dönüşümü olarakda adlandırılır) Eşitlik 3.8'de verilmiştir.

$$T_b(f) = f \bullet b - f \tag{3.7}$$

Burada ● kapatma işlemidir$(f \bullet b = (f \oplus b) \ominus b)$ (Bhabatosh, 2011).

Bu metotlar uygulandıktan sonra elde edilen sonuçlar Şekil 3.10.'da gösterilmiştir.



Şekil 3. 10. a) Orijinal görüntü, b) Yeşil kanal, c) Alt-şapka filtreleme, d) Üst-şapka filtreleme, e) Yeşil kanal +Üst-şapka filtreli, f)((Yeşil kanal + Üst-şapka) – Alt- Şapka).

d. Arka Fonun Çıkarılması

Yüksek çözünürlüklü fundus fotoğrafları genellikle merkezi ışık refleksini gösterir. Retinal damarın ışık refleksi, kan sütunu ve damar duvarı arasındaki ara yüzden gelen yansıma tarafından oluşturulur. Bu adımda damarlardan merkezi ışık refleksi kaldırılmıştır.

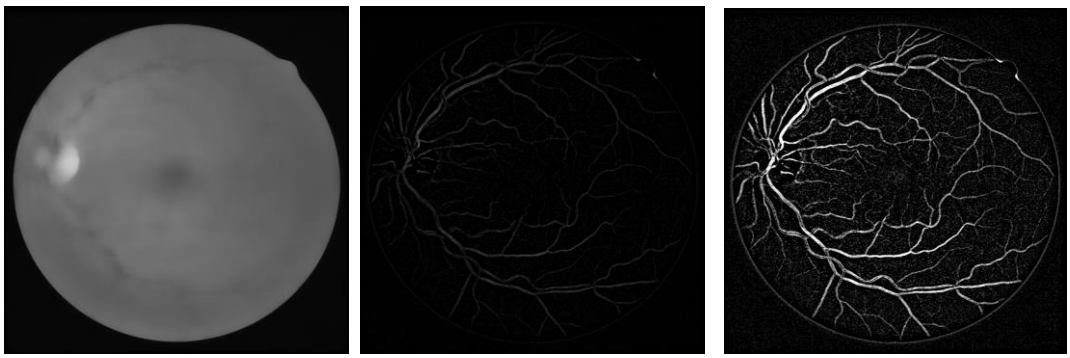
Ön fonu elde etmek için 25x25 ebadındaki medyan filtre kullanılır. Başka bir deyişle, damar ve damar olmayan kısmın ayrılması için medyan filtre kullanılır. Bu sonuç, Şekil 3.11.'de gösterilmiştir.



(a) (b) (c)

Şekil 3.11. a) Medyan filtre sonucu, b) ((Yeşil kanal + Üst- şapka) – Alt- Şapka), c) medyan filtrenin sonuç b ile çıkarılması

Sonuçta çok kanallı görüntüye dekorelasyon germe uygulanmıştır. Şekil 3.11. c'de bir görüntünün her bir pikselinde bulunan renk farklılıklarını geliştirmek veya genişletmek için dekorelasyon germe işlemi uygulanmıştır. Düşük ve yüksek yoğunluklarda eşit fraksiyonları doyurmak için de kullanılır. Bu sonuç, Şekil 3.12.'de gösterilmiştir.



(a) (b) (c)

Şekil 3.12. a) Medyan filtre sonucu, b) medyan filtrenin ((Yeşil kanal + Üst- şapka) - Alt-Şapka ile çıkarılması), c) Sonuçta çok kanallı görüntüye deriştirme gerilmesinin uygulanması.

e. Medyan Filtreleme

Tuz ve karabiber gürültüsü içeren bir görüntü, parlak bölgelerde koyu piksellere ve karanlık bölgelerde parlak piksellere sahip olacaktır, bu nedenle "tuz ve karabiber" gürültüsünü azaltmak için 3x3 boyutunda medyan filtreleme kullanılmıştır.

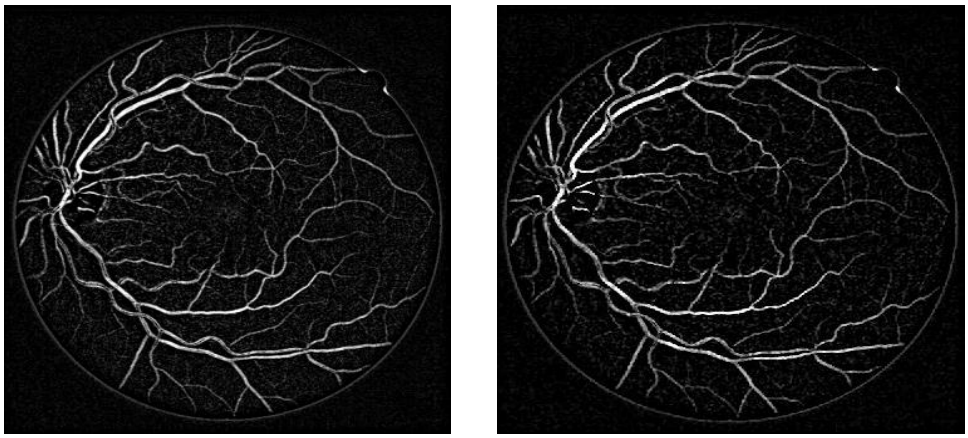
Medyan filtreleme, komşusundaki w, tüm piksellerin ortalaması yerine medyan filtre ile bir piksel yerleştirir.

Ortanca süzgeci, bir komşudaki tüm piksellerin ortalaması yerine, medyan değeri olan bir pikselin yerini alır.

$$y[m,n] = \text{Medyan}\{ x[i,j] , (i,j) \in w\} \quad (3.8)$$

burada w, kullanıcı tarafından tanımlanan, görüntüdeki konum [m,n] etrafında merkezlenen bir komşuyu temsil eder (Tashfeen, Abrar ve Tondra, 2017).

Medyan filtrelemeden sonra elde edilen sonuçlar Şekil 3.13.'de gösterilmiştir.



(a) (b)

Şekil 3.13. a) medyan filtrelemeden önce, b) medyan filtrelemeden sonra

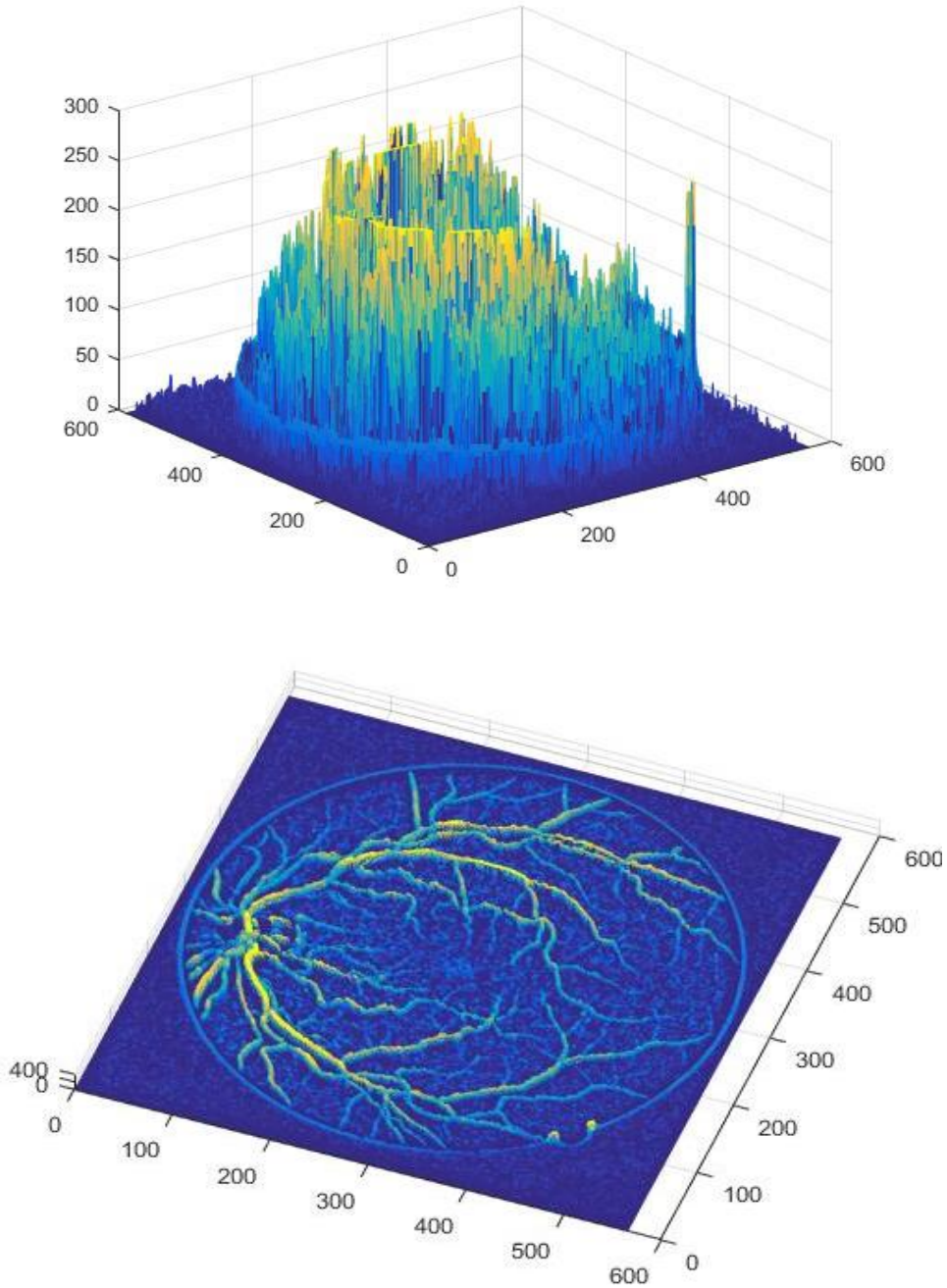
f. H-minima dönüşümünün uygulanması

Kullanılan imhmin fonksiyonu ile aşırı segmentasyonu azaltmak için H-minimatrans formasyonu uygulanmıştır. Bu fonksiyon, derinlik değeri verilen eşik seviyesi h'ye eşit veya daha az olan gri tonlamalı görüntüdeki tüm bölgesel minimaları ortadan kaldırır ve kalan bölgesel minimumun derinliğini arttırır. h değeri (Bir "bölgesel minimum", tüm komşu piksellerin değerinden daha küçük bir eşit piksel değerine sahip piksellerin bağlı bir bileşeni olarak tanımlanır. Ayrıca, bölgesel bir minimum "derinliği", arasındaki minimum piksel değeri farkı olarak düşünülebilir. Bölgesel asgari ve komşu maksima.)

Bu tezde, h değerini hesaplamak için (3.9) eşitliği kullanılmıştır.

$$h = \frac{2}{m * n} \sqrt{\sum (g - \bar{g})^2} \tag{3.9}$$

Bu denklemde m ve n sırasıyla satır ve sütun değeridir, g piksel yoğunluğudur ve $\bar{g}$ ortalama değeridir (Saleh ve Eswaran, 2012). Bu adımın sonucu Şekil 3.14.' te gösterilmiştir.



Şekil 3.14. H-minima dönüşüm sonucu

g. Eşikleme ve Binarizasyon

Eşikleme, arka plandaki gürültüyü en aza indirerek, piksellere kodlanmış yararlı bilgileri elde etmeyi sağlar. Eşikleme yöntemleri, görüntü yoğunluğu sabit T'den daha düşük bir görüntüde her pikselin yerine siyah pikselin veya görüntü yoğunluğunun bu sabit değerden daha büyük olması durumunda beyaz pikselin yerini iki bölgeye ayıran ikili görüntü oluşturur:

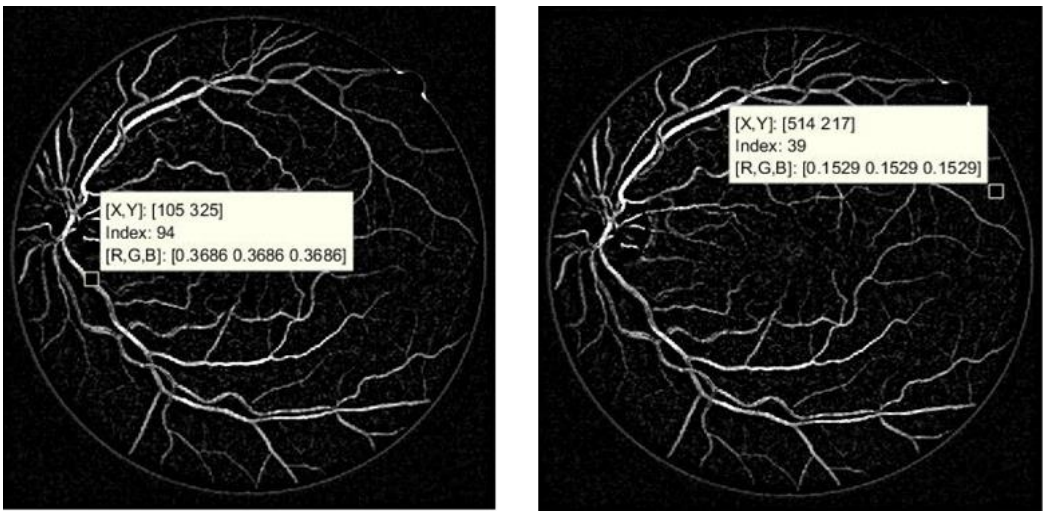
Eğer görüntü yoğunluğu sabit T den az ise eşikleme yöntemleri, görüntüdeki her pikseli siyah pikselle (0) görüntü yoğunluğu bu sabitten büyükse görüntüdeki her pikseli beyaz pikselle (1) değiştirir. Bu iki bölgeye bölünmüş ikili görüntü oluşur.

- arka fona eşit veya ondan küçük piksel değerleri
- arka fondan büyük piksel değerleri

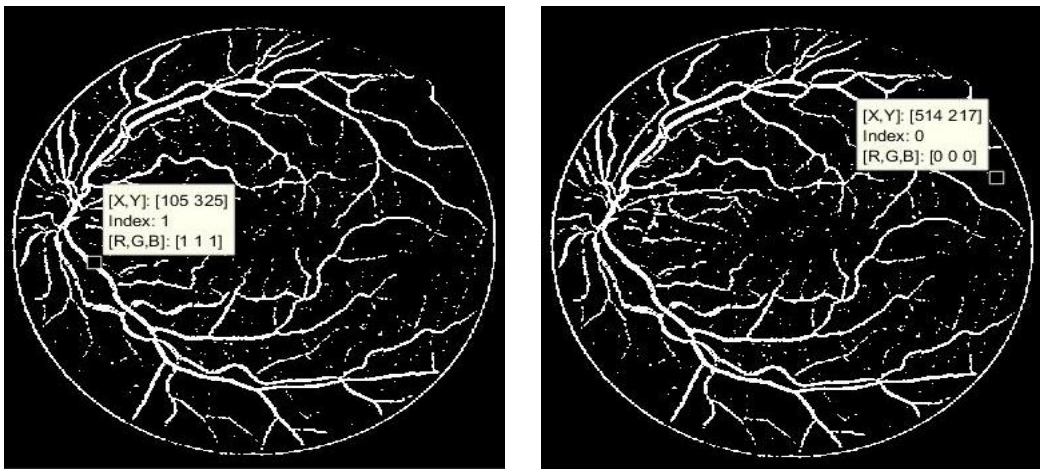
Eşik görüntüsü g (m, n) Eşitlik 3.10 daki gibi tanımlanabilir (Pal & Pal, 1993):

$$g(m,n) = \begin{cases} 1 \text{ eğer } (m,n) \geq T \text{ ise} \\ 0 \text{ aksi takdirde} \end{cases} \quad (3.10)$$

Oluşan damarlar, algoritmanın aradığı kesin damar değildir, Şekil 3.15.b.'de gösterilmiştir.



(a)



(b)

Şekil 3.15. a) kullanılan eşik değeri. b) Eşik değeri kullanıldıktan sonra

Yüksek performans elde etmek için damar binarizasyon (ikilendirme) yöntemi kullanılır. Görüntü binarizasyonunu kullanmanın en kolay yolu, bir eşik değeri seçmek ve yukarıdaki değerlere sahip tüm pikselleri sınıflandırmaktır. Bu tezde, sağlam eşikleme tam damarları elde etmek için seçilmiştir. Ancak gürültüler olduğundan, yok etmek için iki morfolojik işlem kullanılmıştır:

- İmclose: Görüntülerdeki dolgular için kullanılan morfolojik kapanış (önalan bölgeler arasındaki yakın küçük noktalar).

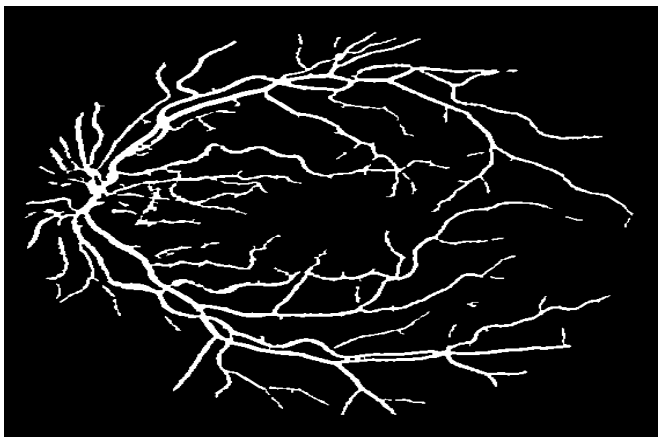
Bir A kümesinin (ikili görüntü) bir yapı elemanı B tarafından kapatılması, o kümenin genişlemesinin erozyonu demektir ve 3.11 denklemi ile verilir.

$$A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B. \quad (3.11)$$

Burada $\oplus$ ve $\ominus$ sırasıyla dilatasyon ve erozyonu belirtir (Acharjya ve Ghoshal, 2014).

- Bwmorph: ikili görüntülerde morfolojik işlemler arka fondan izole lekeleri çıkarmak için kullanılmıştır

Daha sonra sonuç bu değerle binerize edilir ve damarlar elde edilir. Elde edilen damar Şekil 3.16.'da gösterilmiştir.



Şekil 3.16. Ayıklanan damar

h. Segmantasyon Retinal Damar Görüntüsü İçin Performans Ölçümü Hesaplaması

Performans ölçümü işlemi, segmentasyon sonucunda elde edilen görüntü referans görüntü ile karşılaştırarak yapılmıştır. Doğrulama prosedüründen kaynaklanan dört değer var olup bunlar gerçek pozitif, gerçek negatif, yanlış pozitif ve yanlış negatiftir. Ayrıca duyarlılık, özgüllük ve doğruluk hesaplanır. Önceki bölümde bu parametrelerden bahsedilmiştir.

4. SİMÜLASYON SONUÇLARI

4.1. Deneysel Sonuç

DRIVE test veritabanı için sonuç Tablo 4.1.'de gösterilmiştir.

Tablo 4.1. *DRIVE test veritabanı için sonuç*

Görüntü numarası	Özgüllük	Duyarlılık	Doğruluk
1	0,982793	0,76892	0,963711
2	0,990441	0,71098	0,961823
3	0,980479	0,686863	0,951209
4	0,99475	0,624168	0,960659
5	0,989166	0,659517	0,958283
6	0,984294	0,658363	0,95257
7	0,991775	0,611966	0,957068
8	0,988374	0,617669	0,95648
9	0,988738	0,65394	0,961604
10	0,986658	0,68854	0,962123
11	0,991758	0,620569	0,958528
12	0,981063	0,711127	0,957755
13	0,987948	0,650516	0,954958
14	0,981183	0,733403	0,96115
15	0,985376	0,705556	0,96535
16	0,989389	0,686281	0,962023
17	0,984158	0,709141	0,960944
18	0,98346	0,735618	0,963823
19	0,983714	0,824486	0,970506
20	0,978096	0,783062	0,963753

DRIVE eğitim veritabanı için sonuç Tablo 4.2.'de gösterilmiştir.

Tablo 4.2. *DRIVE eğitim veritabanı için sonuç*

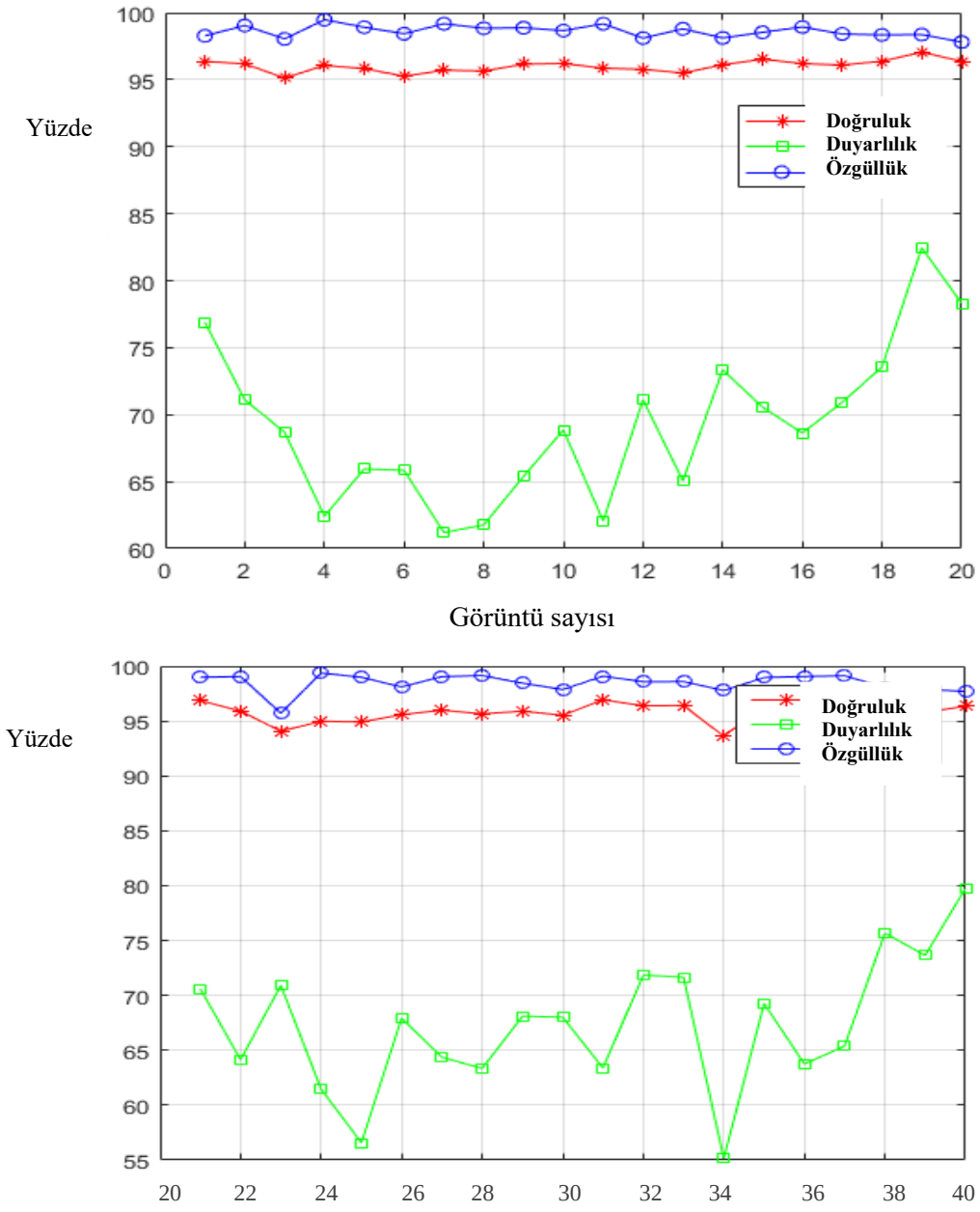
Görüntü numarası	Özgüllük	Duyarlılık	Doğruluk
21	0,989787	0,706018	0,968581
22	0,990468	0,64135	0,958928
23	0,957017	0,70911	0,940696
24	0,993693	0,614612	0,949773
25	0,989788	0,565664	0,949082
26	0,980942	0,679106	0,955719
27	0,990365	0,643621	0,959813
28	0,991429	0,633455	0,956464
29	0,984385	0,681057	0,958874
30	0,978597	0,680073	0,955179
31	0,99077	0,633732	0,969239
32	0,985732	0,7185	0,963877
33	0,985854	0,716593	0,964077
34	0,977744	0,551336	0,93602
35	0,989524	0,692681	0,963783
36	0,990506	0,637471	0,952112
37	0,991273	0,653895	0,961783
38	0,980188	0,756716	0,960901
39	0,97883	0,736384	0,958001
40	0,976895	0,797488	0,963302

STARE veri tabanı için sonuç tablo 4.3.'de gösterilmiştir.

Tablo 4.3. *STARE veri tabanı için sonuç*

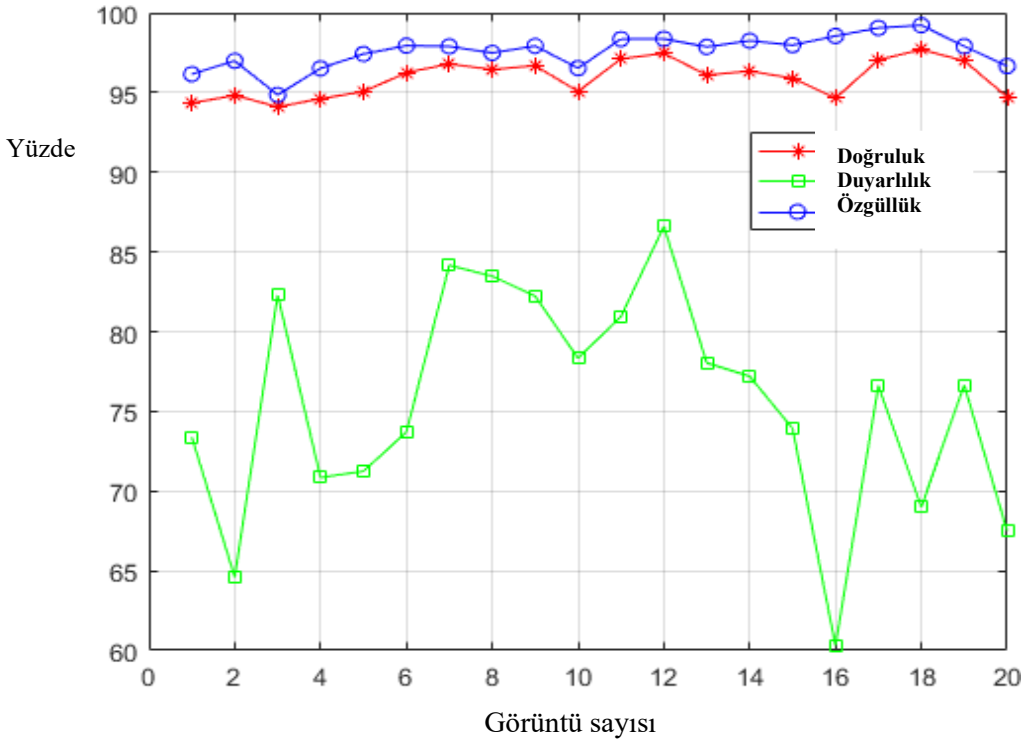
Görüntü numarası	Özgüllük	Duyarlılık	Doğruluk
1	0,961542	0,733868	0,943372
2	0,969881	0,645985	0,948309
3	0,948528	0,822924	0,941011
4	0,965201	0,70852	0,946172
5	0,974203	0,712445	0,950557
6	0,979404	0,736981	0,962519
7	0,978971	0,841637	0,967965
8	0,97488	0,834794	0,964423
9	0,979231	0,822396	0,966895
10	0,965335	0,783304	0,950697
11	0,983568	0,809443	0,971159
12	0,983698	0,866019	0,974597
13	0,97865	0,780404	0,961001
14	0,982521	0,772002	0,963452
15	0,979751	0,73922	0,95898
16	0,985481	0,603057	0,946432
17	0,990539	0,76614	0,970456
18	0,99224	0,68998	0,976954
19	0,97903	0,766511	0,969875
20	0,966633	0,674923	0,947166

DRIVE veritabanı için doğruluk, özgüllük ve duyarlılık sonuçları arasındaki karşılaştırma şekil 4.1.'de gösterilmiştir.



Şekil 4.1. DRIVE için sonucun karşılaştırması (1 - 40)

STARE için doğruluk, özgüllük ve duyarlılık sonuçları arasındaki karşılaştırma, Şekil 4.2.'de gösterilmiştir.



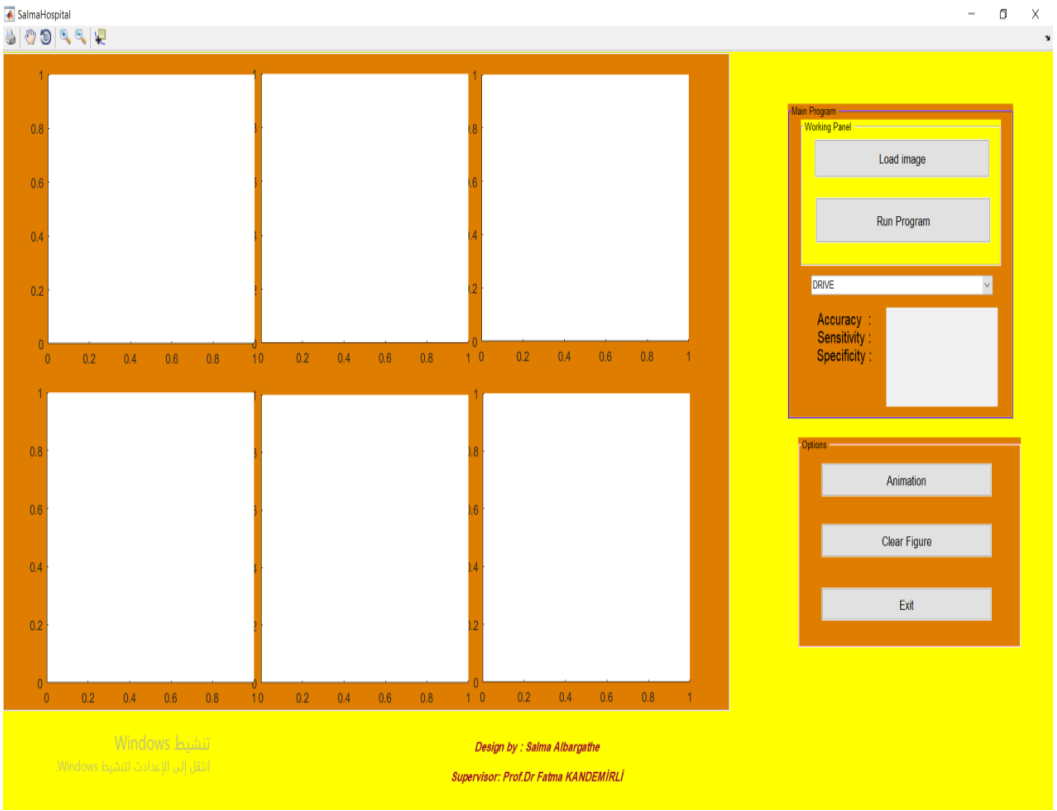
Şekil 4. 2. STARE Veri Tabanının Sonuçlarının Karşılaştırılması

4.2. Grafik Kullanıcı Arabirimi (GUI)

Bu tezde Grafiksel Kullanıcı Ara yüzünü (GUI) kullandık.

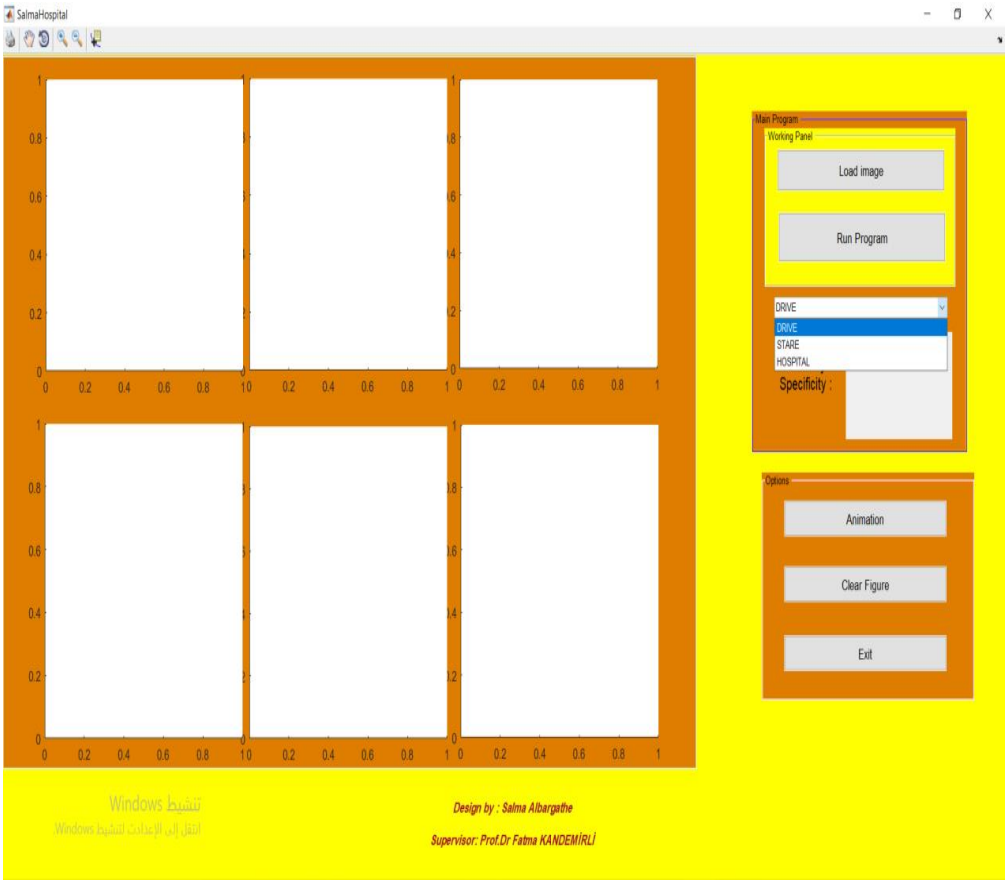
Bu sonuç, Şekil 4.3. ile 4.9.'da gösterilmiştir.

Şekil 4.3. GUI sonucunun genel görünümünü göstermektedir.



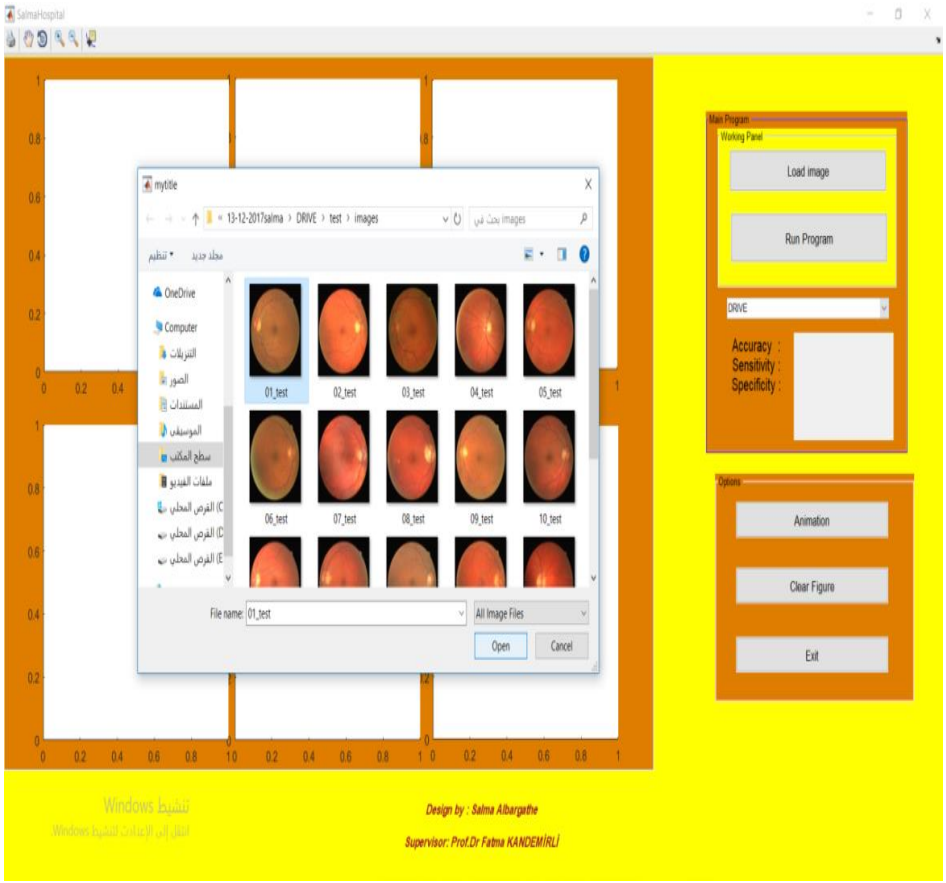
Şekil 4.3. Başlangıç için Grafik Kullanıcı Arabirimi (GUI)

Bu şekilde gösterildiği gibi menüler var ve DRIVE, STARE veya hastane veri tabanı olarak seçilebilir. Bu durum Şekil 4.4.'te gösterilmiştir.



Şekil 4.4. Çoklu menüleri gösterme

Kişi veri tabanını seçip yükleyin sonra, ekran görünecek ve bu durum Şekil 4.5.'de gösterilmiştir.



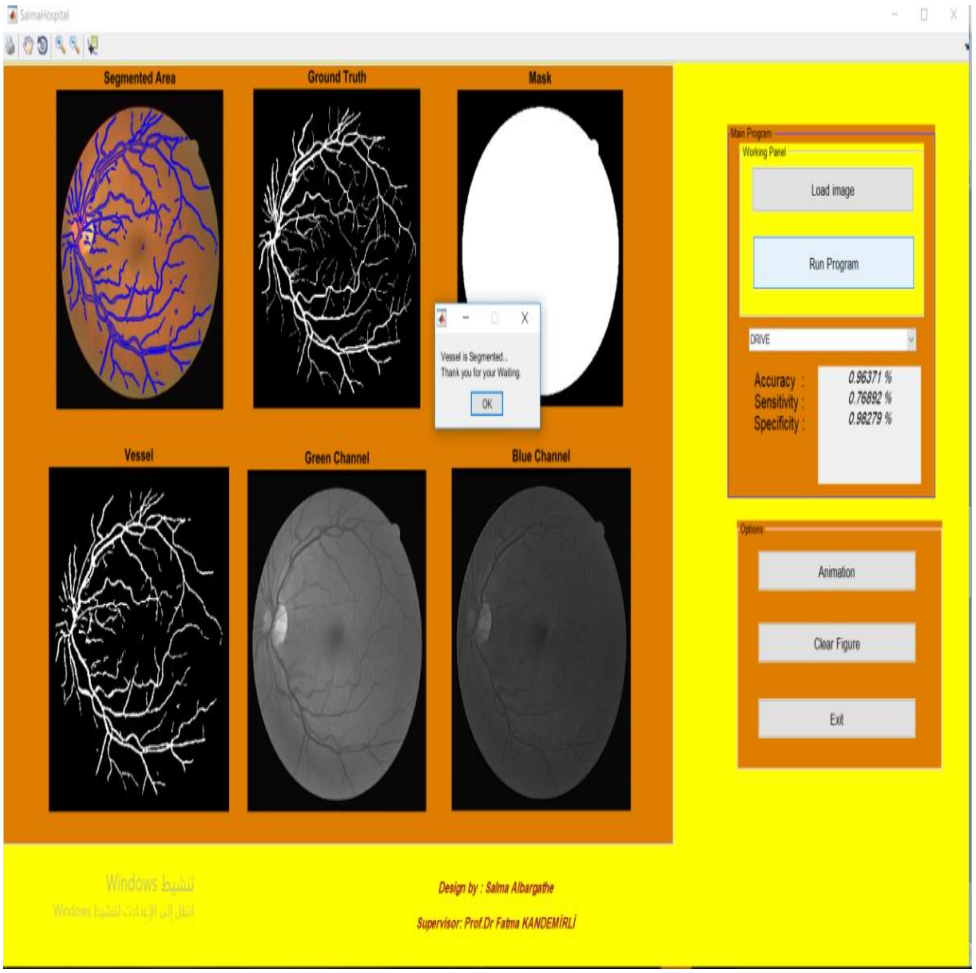
Şekil 4.5. Yükü tıkladıktan sonar

Bu anda kişi görüntüyü seçer ve ardından GUI' ye yüklenir. Bu durum Şekil 4.6.'da gösterilmiştir.



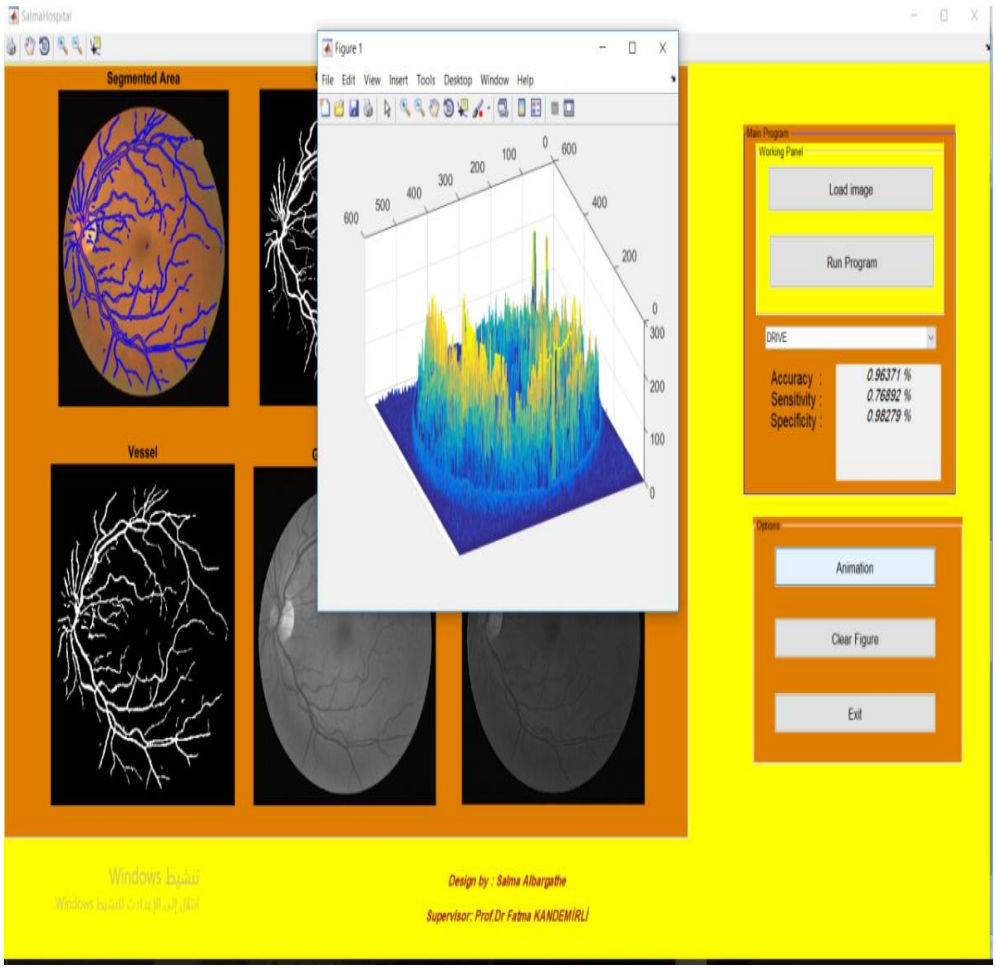
Şekil 4.6. Resmi seçtikten sonar

Ardından "Çalıştır programı seçilecektir", bu düğmeyi seçtikten sonra sonuç görünecektir. Bu durum Şekil 4.7.'de gösterilmiştir.



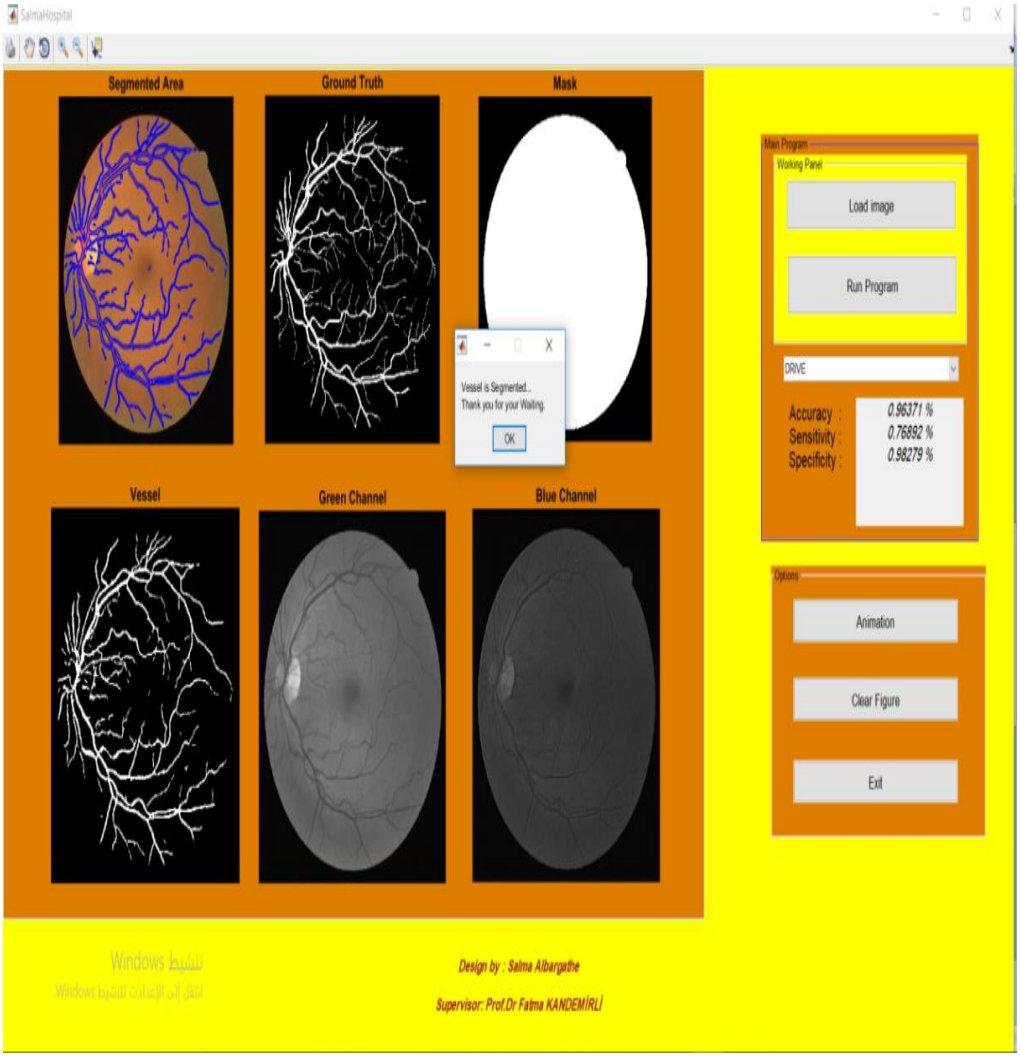
Şekil 4.7. "Programı Çalıştır" düğmesinden sonra.

Ayrıca adı Animasyon olan bir tuş vardır, bu tuşun sonucu Şekil 4.8.'de gösterilmiştir.



Şekil 4.8. Animasyon düğmesinin sonucu

Son olarak, performansı göstermek için doğruluğu hesaplayan bir seçenek var. Bu senaryo, Şekil 4.9.'da gösterilmiştir.

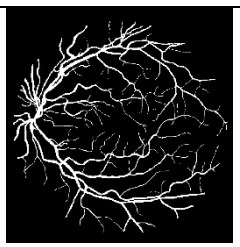
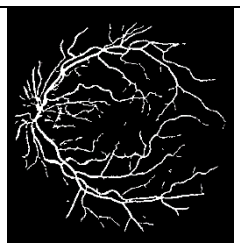
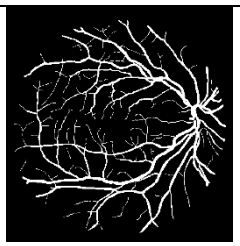
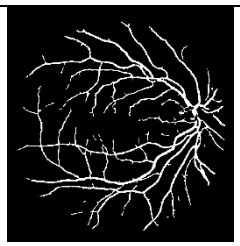
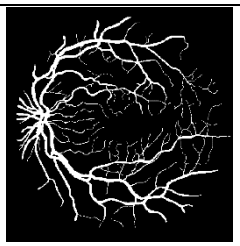
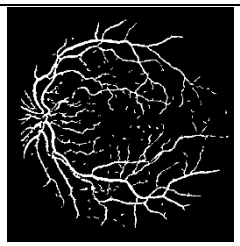
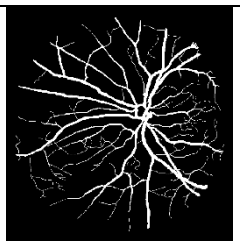
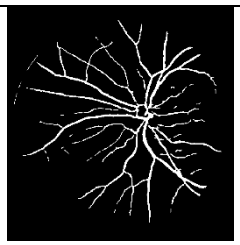
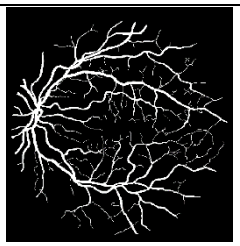
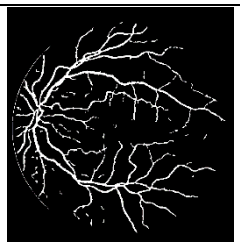


Şekil 4.9. Doğruluk gösteriliyor

4.3. DRIVE Veri Tabanı için Simülasyon Sonucu

DRIVE veri tabanı için sonuç tablo 4.4.'te gösterilmiştir.

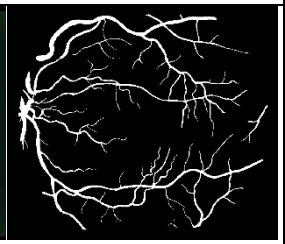
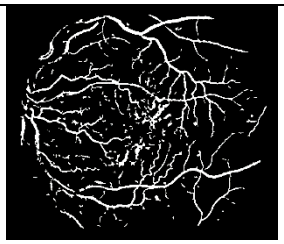
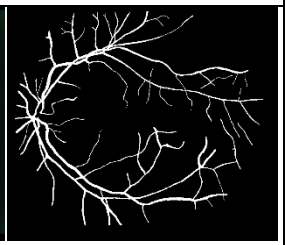
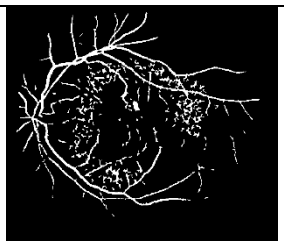
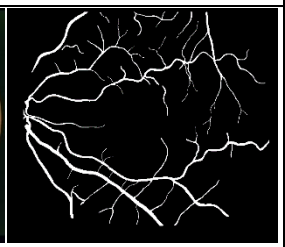
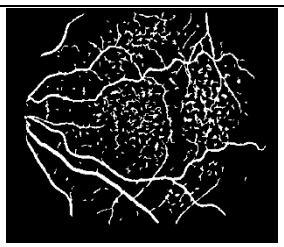
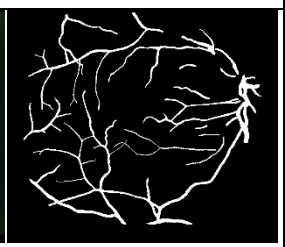
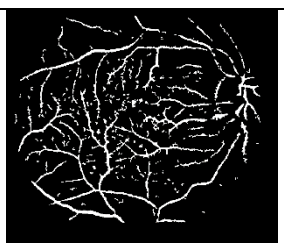
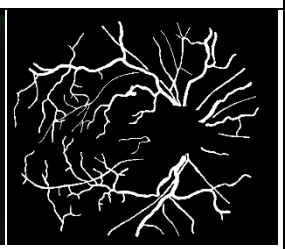
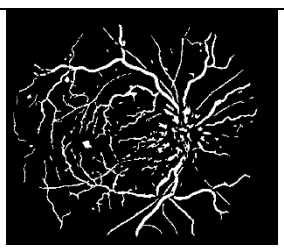
Tablo 4.4. *DRIVE için simülasyon sonucu*

Görüntü numarası	Gerçek görüntü	Referans görüntü	Önerilen sonuç
1			
2			
3			
4			
5			

4.4. STARE Veri Tabanı için Simülasyon Sonucu

STARE database için sonuç tablo 4.5.'te gösterilmiştir.

Tablo 4.5. *STARE için simülasyon sonucu*

Görüntü numarası	Gerçek görüntü	Referans görüntü	Önerilen sonuç
1			
2			
3			
4			
5			

5. SONUÇ VE TARTIŞMA

Retina görüntülerde kan damarı segmentasyonu ve ekstraksiyonu, yakın zamandae yaşamlarımızda daha önemli olacaktır. İnsan nüfusu hızla artıyor ve doktorların her bir hastaya bakmak için yeterli zamanı azalıyor. Bu sorunun üstesinden gelmek, hem doktorlara hem de hastalara yardımcı olmak için erken bir otomatik tespit sistemi kullanılmalıdır. Erken teşhis sistemi sayesinde, hastalara doğru tedaviyi olabilir ve ayrıca doktorun iş yükü büyük ölçüde azalacaktır.

Bu tezde farklı filtreler tarafından önerilen yeni bir yöntem kullanıldı ve önerilen yöntemleri açıklandı. Retinal görüntünün yeşil kanalı bize kırmızı ve mavi kanallara kıyasla en iyi kontrast değerini verir, bunun sonucu olarak otomatik tespit sistemleri için retinal görüntülerin yeşil kanalı kullanılır. Daha sonra retinal görüntülerin kenarları tanımlanmalıdır. Bu aşamadan sonra yüksek doğruluk değerleri elde etmek için bir ön işlem aşaması işlenmelidir. İşlem öncesi aşamada, seçili retinal görüntünün kontrastı, temiz görüntüye sahip olmak için arttırılır ve ek olarak istenmeyen küçük nesneler görüntüden kaldırılır. Ayrıca retina görüntülerin kenarları tanımlanmalıdır. Bu adımdan sonra yüksek doğruluk değerleri elde etmek için ön işleme aşaması yapılmalıdır.

Bundan sonraki işlemde ana amaç damarları damar ve damar dışı olmak üzere iki sınıfa ayırmaktır. Seçilen piksel komşuluk piksellerden ve seçilmiş bir eşik değerinin yardımıyla karşılaştırılmıştır. Bu görev için, damar elde edilebilir.

Bu çalışmada retinadaki damarları çıkarmak için denetimsiz yöntem kullanılmıştır. H-minima tabanlı transformasyon algoritması, damarları retinal görüntülerden doğru bir şekilde çıkarmak için ve özelliklerini dikkate alarak önerilmiştir. İlk olarak, görüntülere bazı ön işleme uygulanmıştır. Bunu yapmak için, renkli görüntülerin en iyi alt bantları başlangıçta seçildi. Daha sonra, açıklanan lokal işlem fonksiyonunu

uygulayarak retinal görüntülerdeki parlaklık değişiklikleri düzeltildi. Bu bölümdeki ortaya çıkan görüntü, bir bütünlük ve düzlük imajıdır.

Daha sonra, görüntünün kontrastını artırıp, görüntünün kenarlarını iyileştirerek (görüntüyü daha iyi belirlemede ve görüntünün kontrastını belirlerken rol oynayarak) kontrastı geliştirilmiştir. Önerilen yöntem başarıyla geliştirilmiştir. Simülasyon sonuçlarında kanıtlandığı gibi, damarların çıkarılmasında diğer yöntemlerden daha iyi sonuçlar elde edilmiştir.

KAYNAKLAR

Abràmoff, M. D., Garvin, M. K., & Sonka, M. (2010). Retinal imaging and image analysis. *IEEE reviews in biomedical engineering, 3*, 169-208.

Acharjya, P. P., & Ghoshal, D. (2014). An Image Matching Method for Digital Images Using Morphological Approach. *International Journal of Computer, Electrical, Automation, Control and Information Engineering, 8*(5).

Akram, M. U., & Khan, S. A. (2013). Multilayered thresholding-based blood vessel segmentation for screening of diabetic retinopathy. *Engineering with computers, 29*(2), 165-173.

Al-Rawi, M., Qutaishat, M., & Arrar, M. (2007). An improved matched filter for blood vessel detection of digital retinal images. *Computers in biology and medicine, 37*(2), 262-267.

Ali, A., Zaki, W. M. D. W., & Hussain, A. (2017). *Blood vessel segmentation from color retinal images using K-means clustering and 2D gabor wavelet.* Paper presented at the International Conference on Applied Physics, System Science and Computers.

Ali, K., Jalil, A., Gull, M. U., & Fiaz, M. (2011). *Medical image segmentation using h-minima transform and region merging technique.* Paper presented at the Frontiers of Information Technology (FIT), 2011.

Badsha, S., Reza, A. W., Tan, K. G., & Dimyati, K. (2013). A new blood vessel extraction technique using edge enhancement and object classification. *Journal of digital imaging, 26*(6), 1107-1115.

Bhabatosh, C. (2011). *Digital image processing and analysis*: PHI Learning Pvt. Ltd.

Bhuiyan, A., Nath, B., Chua, J., & Kotagiri, R. (2007). *Blood vessel segmentation from color retinal images using unsupervised texture classification.* Paper presented at the Image Processing, 2007. ICIP 2007. IEEE International Conference on.

Eladawi, N., Elmogy, M., Helmy, O., Aboelfetouh, A., Riad, A., Sandhu, H., El-Baz, A. (2017). Automatic blood vessels segmentation based on different retinal maps from OCTA scans. *Computers in biology and medicine, 89*, 150-161.

Fan, Z., Lu, J., & Rong, Y. (2016). *Automated blood vessel segmentation of fundus images using region features of vessels.* Paper presented at the Computational Intelligence (SSCI), 2016 IEEE Symposium Series on.

Fawcett, T. (2006). An introduction to ROC analysis. *Pattern recognition letters, 27*(8), 861-874.

Fraz, M. M., Remagnino, P., Hoppe, A., Uyyanonvara, B., Rudnicka, A. R., Owen, C. G., & Barman, S. A. (2012). Blood vessel segmentation methodologies in retinal images–a survey. *Computer methods and programs in biomedicine, 108*(1), 407-433.

Gou, D., Wei, Y., Fu, H., & Yan, N. (2018). Retinal vessel extraction using dynamic multi-scale matched filtering and dynamic threshold processing based on histogram fitting. *Machine Vision and Applications*, 1-12.

Hoover, A., & Goldbaum, M. (2003). Locating the optic nerve in a retinal image using the fuzzy convergence of the blood vessels. *IEEE transactions on medical imaging, 22*(8), 951-958.

Hoover, A., Kouznetsova, V., & Goldbaum, M. (2000). Locating blood vessels in retinal images by piecewise threshold probing of a matched filter response. *IEEE transactions on medical imaging, 19*(3), 203-210.

Hunt, B. R., Lipsman, R. L., & Rosenberg, J. M. (2014). *A guide to MATLAB: for beginners and experienced users*: Cambridge University Press.

Lam, B. S., Gao, Y., & Liew, A. W.-C. (2010). General retinal vessel segmentation using regularization-based multiconcavity modeling. *IEEE Transactions on medical imaging, 29*(7), 1369-1381.

Li, X., Min, W., & Yue, W. (2013). Moving object detection using LAB color space. *Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition).*

Li, Y., Liu, C., Wan, X., & Li, S. (2018). NLRP1 deficiency attenuates diabetic retinopathy (DR) in mice through suppressing inflammation response. *Biochemical and biophysical research communications*.

Lim, L. S., Mitchell, P., Seddon, J. M., Holz, F. G., & Wong, T. Y. (2012). Age-related macular degeneration. *The Lancet, 379*(9827), 1728-1738.

Lozano, D. C., Choi, D., Jayaram, H., Morrison, J. C., & Johnson, E. C. (2018). Utilizing RNA-Seq to Identify Differentially Expressed Genes in

Glaucoma Model Tissues, Such as the Rodent Optic Nerve Head *Glaucoma* (pp. 299-310): Springer.

Marín, D., Aquino, A., Gegúndez-Arias, M. E., & Bravo, J. M. (2011). A new supervised method for blood vessel segmentation in retinal images by using gray-level and moment invariants-based features. *IEEE Transactions on medical imaging, 30*(1), 146-158.

Marin, D., Gegundez-Arias, M., Ponte, B., Alvarez, F., Garrido, J., Ortega, C., Bravo, J. (2018). An exudate detection method for diagnosis risk of diabetic macular edema in retinal images using feature-based and supervised classification. *Medical & biological engineering & computing*, 1-12.

Miri, M. S., & Mahloojifar, A. (2011). Retinal image analysis using curvelet transform and multistructure elements morphology by reconstruction. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 58*(5), 1183-1192.

Nguyen, U. T., Bhuiyan, A., Park, L. A., & Ramamohanarao, K. (2013). An effective retinal blood vessel segmentation method using multi-scale line detection. *Pattern recognition, 46*(3), 703-715.

Pal, N. R., & Pal, S. K. (1993). A review on image segmentation techniques. *Pattern recognition, 26*(9), 1277-1294.

Rahebi, J., & Hardalaç, F. (2014). Retinal blood vessel segmentation with neural network by using gray-level co-occurrence matrix-based features. *Journal of medical systems, 38*(8), 85.

Raimondo, F., Gavrielides, M. A., Karayannopoulou, G., Lyroudia, K., Pitas, I., & Kostopoulos, I. (2005). Automated evaluation of Her-2/neu status in breast tissue from fluorescent in situ hybridization images. *IEEE Transactions on Image Processing, 14*(9), 1288-1299.

Ricci, E., & Perfetti, R. (2007). Retinal blood vessel segmentation using line operators and support vector classification. *IEEE Transactions on medical imaging, 26*(10), 1357-1365.

Roychowdhury, S., Koozekanani, D. D., & Parhi, K. K. (2015). Blood vessel segmentation of fundus images by major vessel extraction and subimage classification. *IEEE journal of biomedical and health informatics, 19*(3), 1118-1128.

Saleh, M. D., & Eswaran, C. (2012). An efficient algorithm for retinal blood vessel segmentation using h-maxima transform and multilevel thresholding. *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering, 15*(5), 517-525.

Shah, S. A. A., Tang, T. B., Faye, I., & Laude, A. (2017). Blood vessel segmentation in color fundus images based on regional and Hessian features. *Graefe's Archive for Clinical and Experimental Ophthalmology*, 1-9.

Sharma, M., Sharma, P., Saini, A., & Sharma, K. (2018). *Modular Neural Network for Detection of Diabetic Retinopathy in Retinal Images.* Paper presented at the Proceedings of First International Conference on Smart System, Innovations and Computing.

Singh, N., & Tripathi, R. C. (2010). Automated early detection of diabetic retinopathy using image analysis techniques. *International Journal of Computer Applications, 8*(2), 18-23.

Snell, R. S., & Lemp, M. A. (2013). *Clinical anatomy of the eye*: John Wiley & Sons.

Soares, J. V., Leandro, J. J., Cesar, R. M., Jelinek, H. F., & Cree, M. J. (2006). Retinal vessel segmentation using the 2-D Gabor wavelet and supervised classification. *IEEE Transactions on medical imaging, 25*(9), 1214-1222.

Staal, J., Abràmoff, M. D., Niemeijer, M., Viergever, M. A., & Van Ginneken, B. (2004). Ridge-based vessel segmentation in color images of the retina. *IEEE transactions on medical imaging, 23*(4), 501-509.

Tashfeen, S. H., Abrar, A., & Tondra, T. T. (2017). *Inflamed appendix detection from laparoscopic video footage using edge detection and morphological image processing.* BRAC University.

Willermain, F., Scifo, L., Weber, C., Caspers, L., Perret, J., & Delporte, C. (2018). Potential Interplay between Hyperosmolarity and Inflammation on Retinal Pigmented Epithelium in Pathogenesis of Diabetic Retinopathy. *International journal of molecular sciences, 19*(4), 1056.

Wolf, G. W. (1991). A Fortran subroutine for cartographic generalization. *Computers & Geosciences, 17*(10), 1359-1381.

Wright, L., Young, R., Read, S., & Chang, E. (2018). fluorescein angiographic evaluation of peripheral retinal vasculature after primary intravitreal ranibizumab for retinopathy of prematurity. *Retina (Philadelphia, Pa.).*

Xu, L., & Luo, S. (2010). A novel method for blood vessel detection from retinal images. *Biomedical engineering online*, *9*(1), 14.

Yan, Z., Yang, X., & Cheng, K.-T. (2018). A Skeletal Similarity Metric for Quality Evaluation of Retinal Vessel Segmentation. *IEEE transactions on medical imaging*, *37*(4), 1045-1057.

Yang, Y., Huang, S., & Rao, N. (2008). An automatic hybrid method for retinal blood vessel extraction. *International Journal of Applied Mathematics and Computer Science*, *18*(3), 399-407.

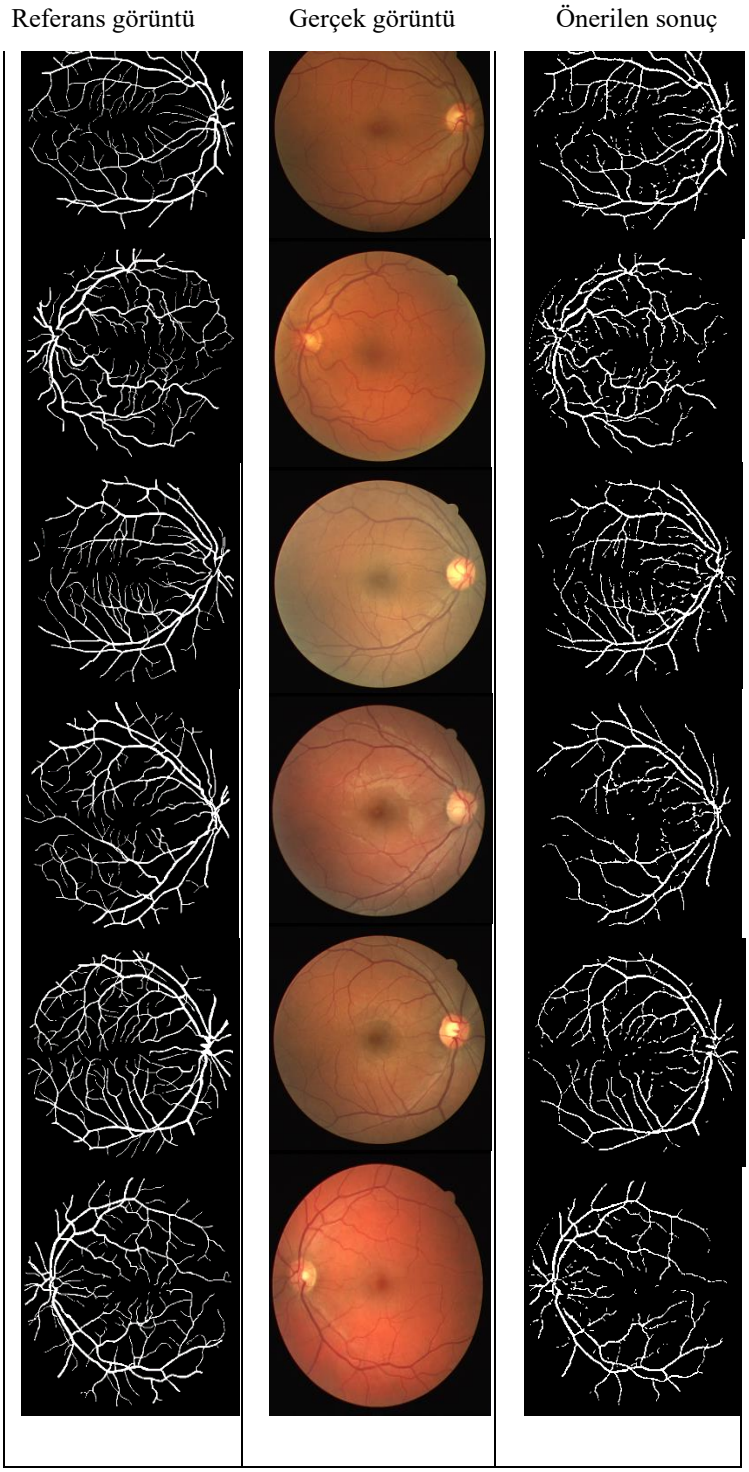
Zaini, T. R. M., Jaafar, M., & Pin, N. C. (2016). *H-minima transform for segmentation of structured surface.* Paper presented at the MATEC Web of Conferences.

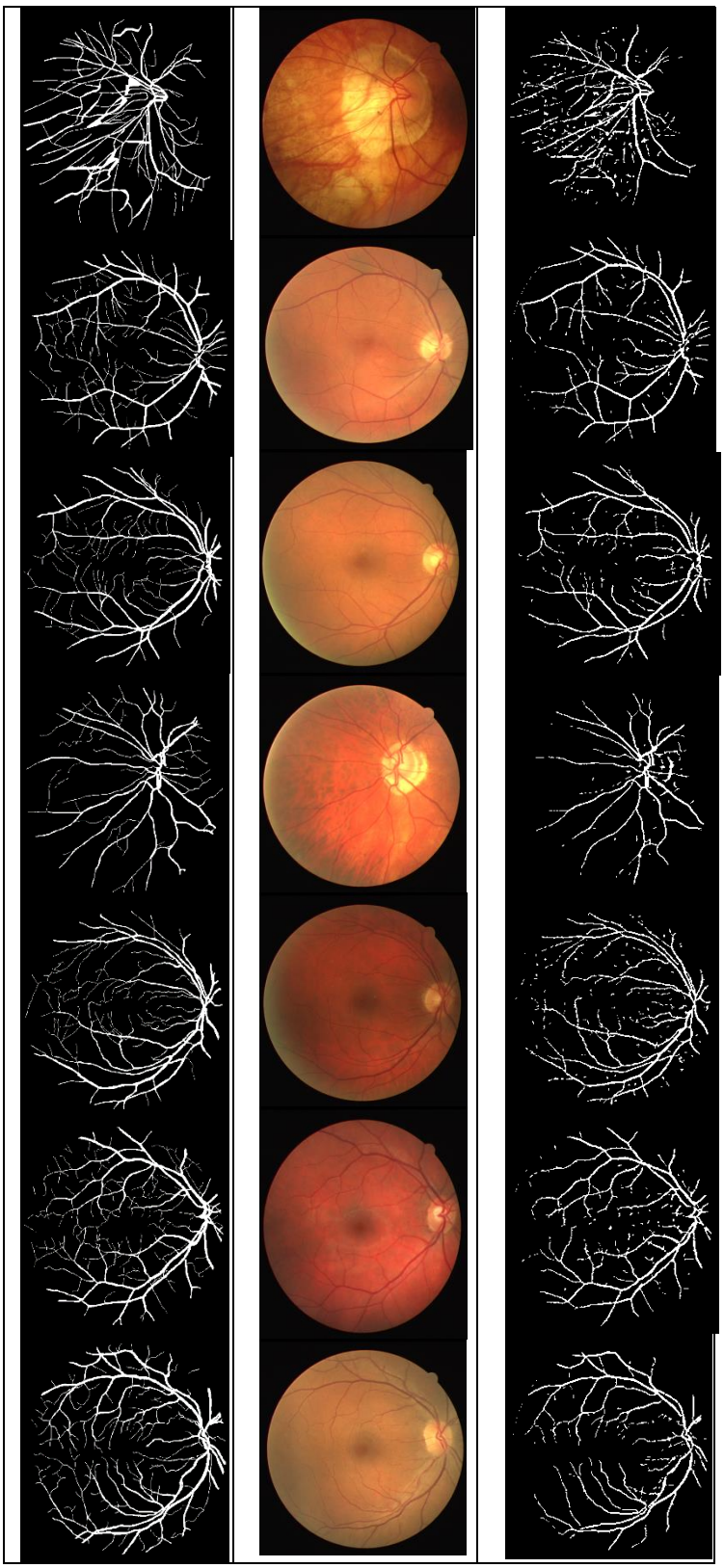
Zhang, B., Zhang, L., Zhang, L., & Karray, F. (2010). Retinal vessel extraction by matched filter with first-order derivative of Gaussian. *Computers in biology and medicine*, *40*(4), 438-445.

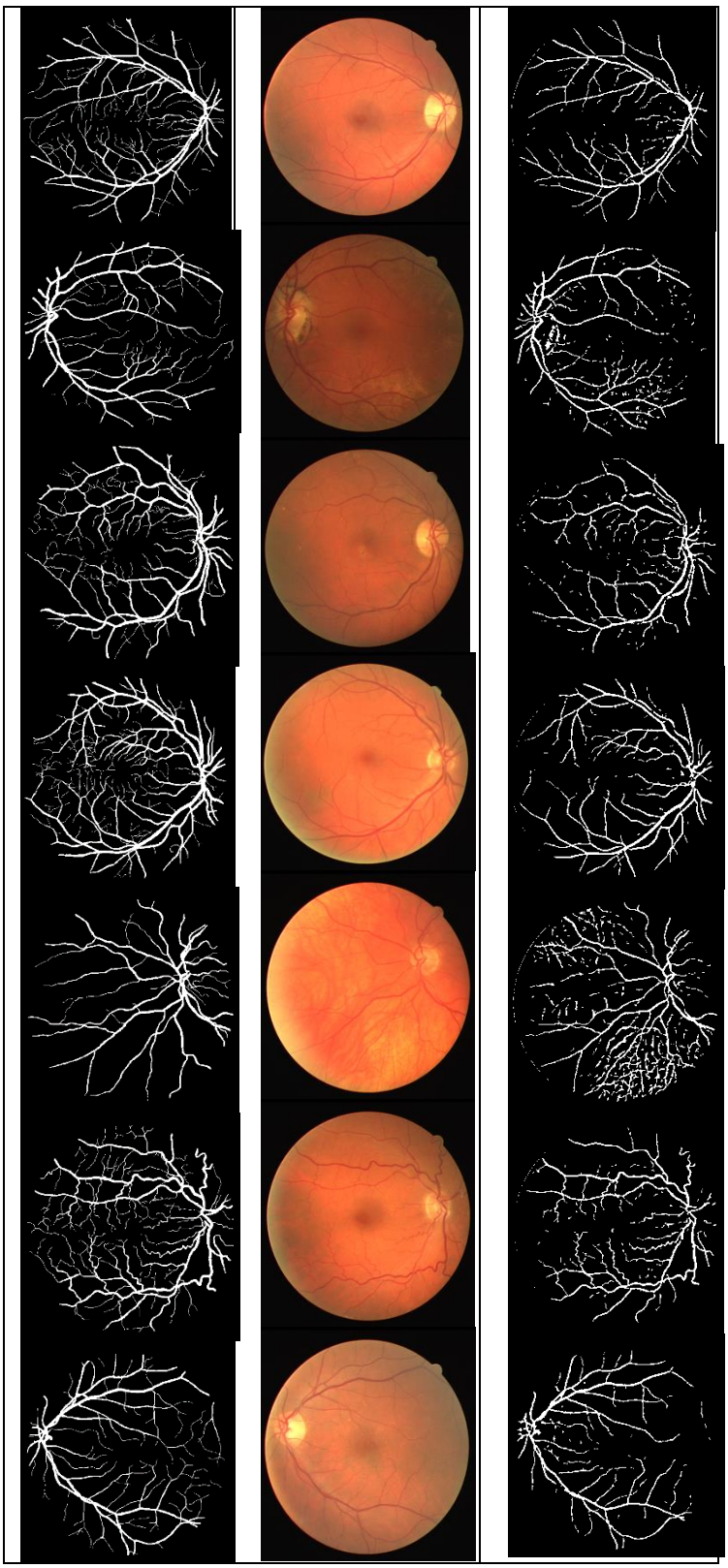
Zhou, M., Jin, K., Wang, S., Ye, J., & Qian, D. (2017). Color Retinal Image Enhancement Based on Luminosity and Contrast Adjustment. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*.

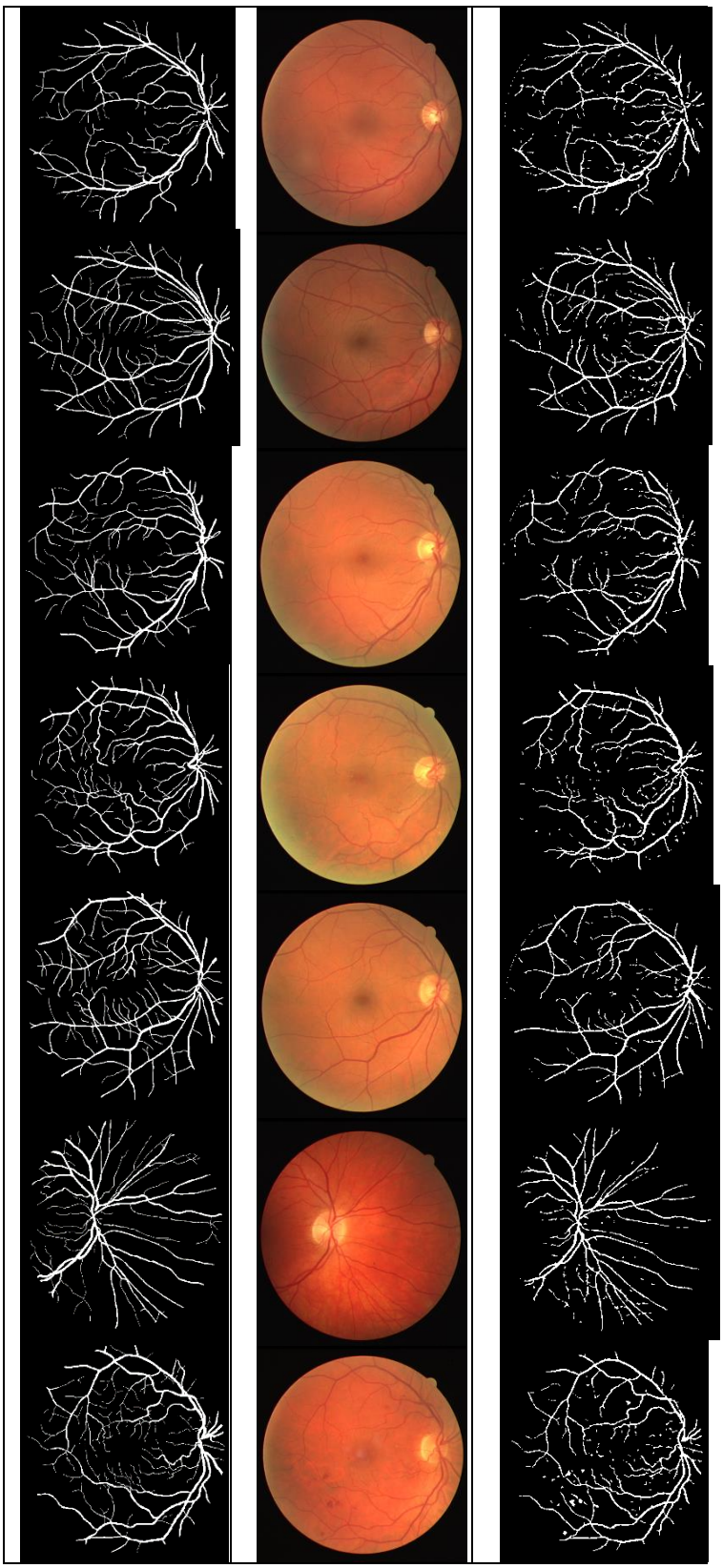
EKLER

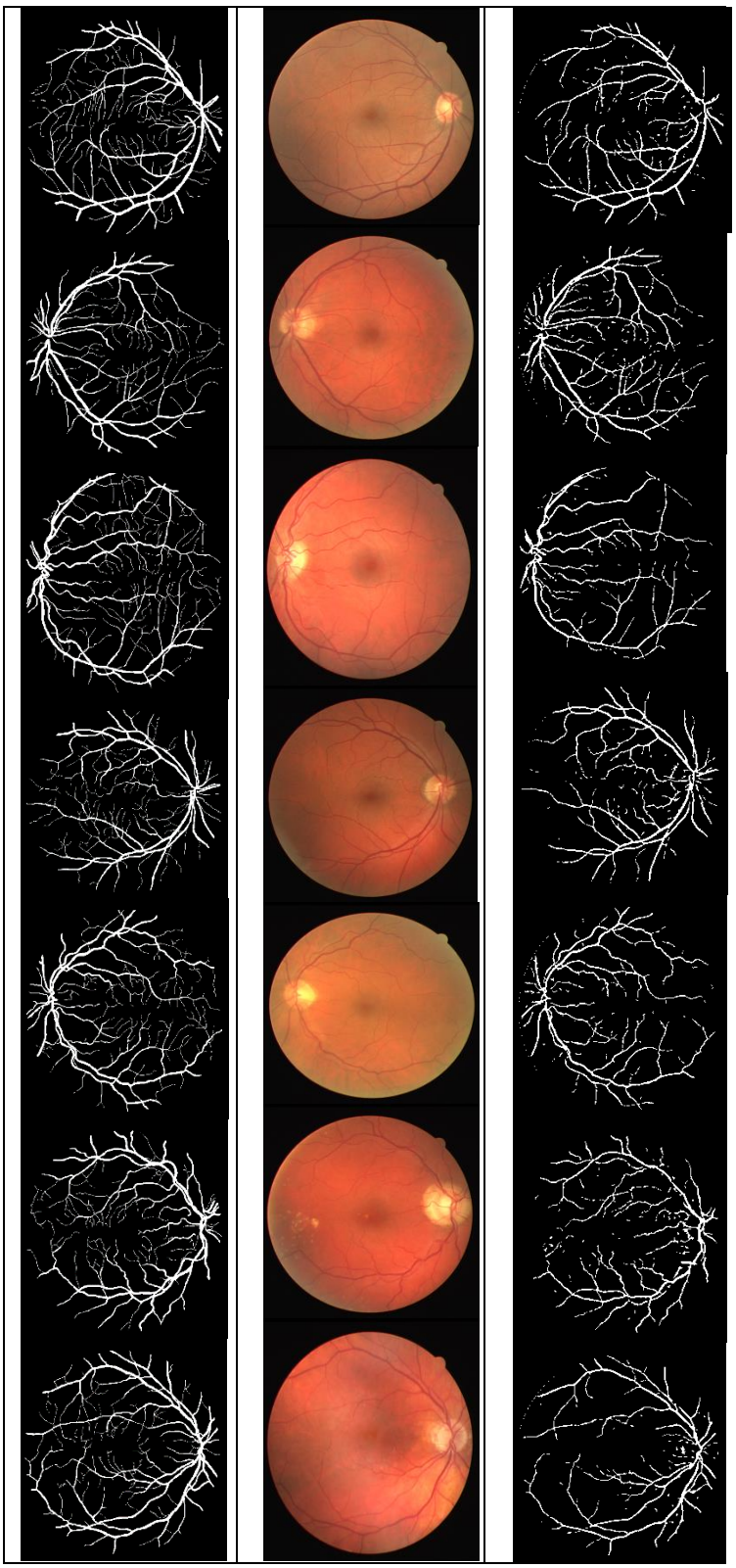
- ✓ **DRİVE için simülasyon sonucu**





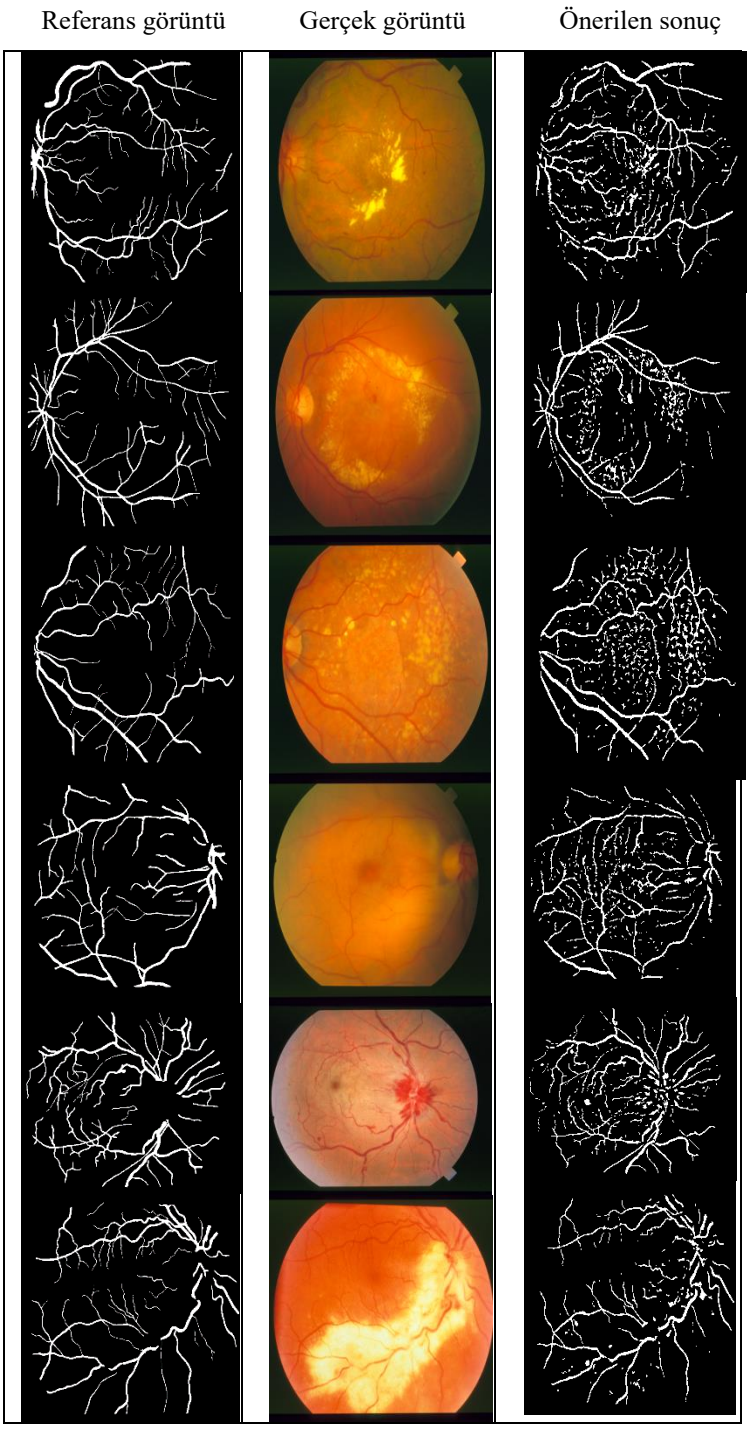


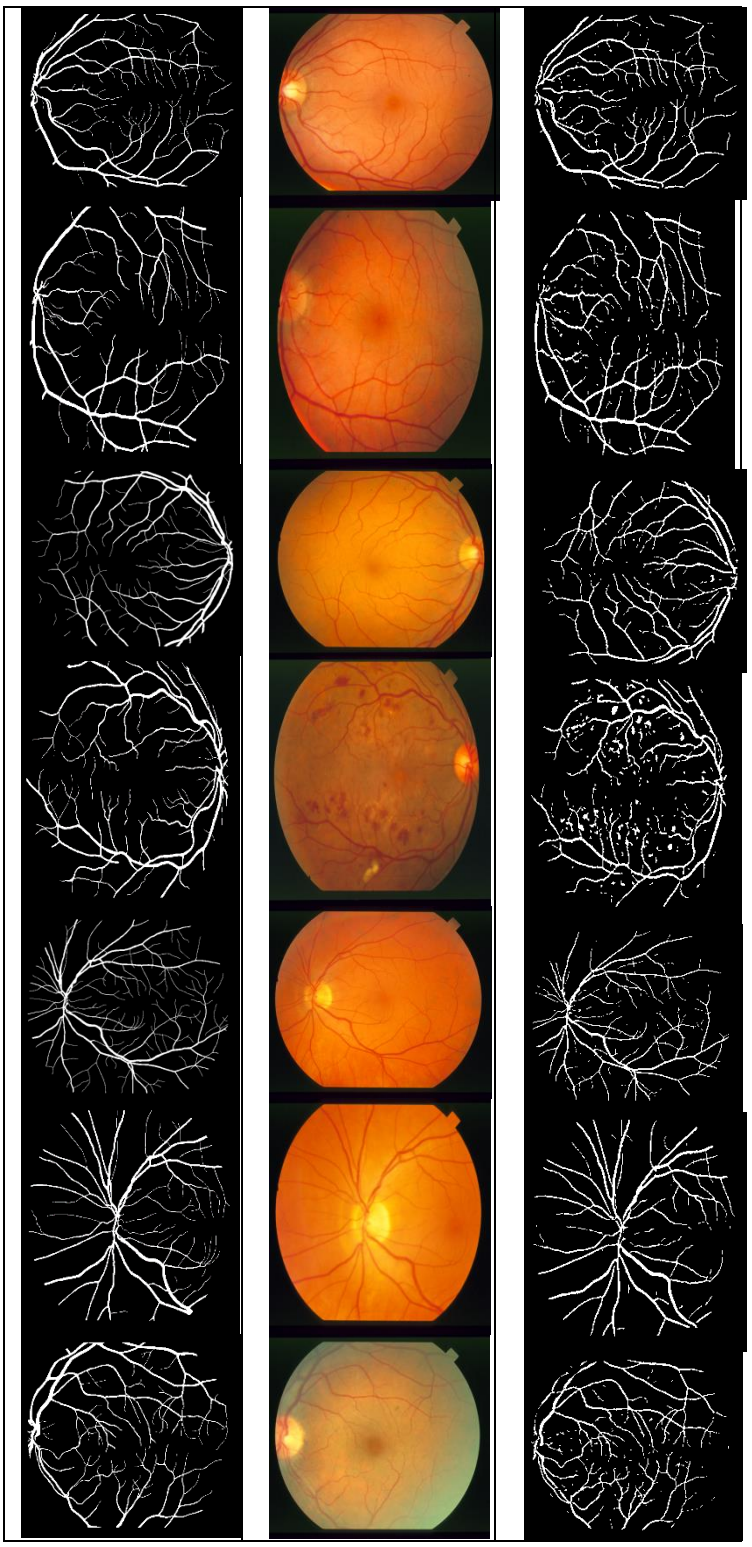


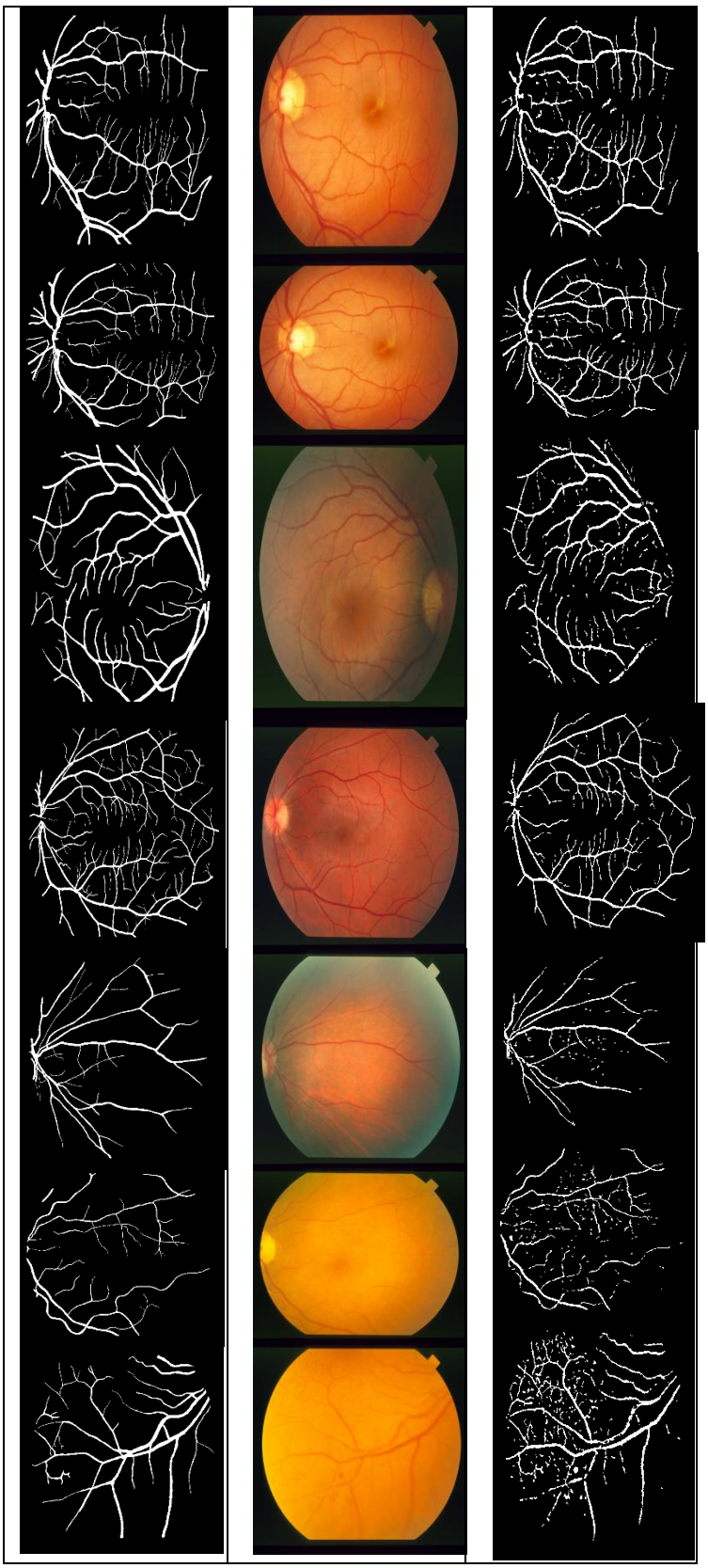




✓ **STARE için simülasyon sonucu**







✓ **CODE**

```
clc
clear all
close all
warning off
Name =
{'01','02','03','04','05','06','07','08','09','10','11','
12','13','14','15','16','17','18','19','20'};
Accuracy = [];
Sensitivity = [];
Specificity = [];
for i = 1:length(Name)
    im =
imread(['DRIVE\test\images\',Name{i},'test.tif']);
    manual =
imread(['DRIVE\test\1st_manual\',Name{i},'_manual1.gif'])
    mask1 =
imread(['DRIVE\test\mask\',Name{i},'_test_mask.gif']);
    [m n ~] = size(im);
    mask1 = logical(mask1);
    se1 = strel('disk',2);
    mask2 = imerode(mask1,se1);
    g = im(:,:,2);
    se2 = strel('disk',3);
f=imsubtract(imadd(g,imtophat(g,se2),imbothat(g,se2));
    fmed = medfilt2(f,[25 25]);
    fhat = fmed - f;
    S = decorrstretch(fhat,'tol',0.005);
    J = medfilt2(S, [3 3]);
    h = (2/(m*n))*sqrt(sum((g(:)-mean(g(:))).^2));
    Hminima = imhmin(J,h,8);
     figure
     mesh(Hminima)
     for i = 1:360
         view(-37.5+i , 30 + i)
         pause(0.01)

    T = 50;
    bb = Hminima>=T
    vess = bb & mask2;
    se3 = strel('square',3);
    vessel = imclose(vess,se3);
    vess = bwmorph(vessel,'close');
```

```
    [L num] = bwlabel(vessel, 8);
    prop = regionprops(L, 'Area');
    t = 15;
    idx = find([prop.Area] > t);
    vessel2 = ismember(L,idx);
    figure,imshow(vessel2),title('blood vessel
segmations');
    [Se, Sp, Ppv, Npv, Acc] =
performance_measure(vessel2, manual);
    Accuracy = [Accuracy;Acc];
    Sensitivity = [Sensitivity;Se];
    Specificity = [Specificity ;Sp];

    fig1 = figure(1);
    imshow(im),imwrite(im,['DRIVE
result\Or_',num2str(i),'.bmp'])
    fig2 = figure(2);
    imshow(manual),imwrite(manual,['DRIVE
result\Man_',num2str(i),'.bmp'])
    fig3 = figure(3);
    imshow(vessel2),imwrite(vessel2,['DRIVE
result\Ves_',num2str(i),'.bmp'])

    saveas(fig1,['Result
DRIVE\',num2str(i),'_Or','.bmp'])
    saveas(fig2,['Result
DRIVE\',num2str(i),'_Man','.bmp'])
    saveas(fig3,['Result
DRIVE\',num2str(i),'_Ves','.bmp'])
    pause(0.1)
    i
end
xlswrite('Accuracy_DRIVE.xls',Accuracy)
xlswrite('Sensitivity_DRIVE.xls',Sensitivity)
xlswrite('Specificity_DRIVE.xls',Specificity)
figure
plot(100*Accuracy,'-*r')
hold on
plot(100*Sensitivity,'-sg')
plot(100*Specificity,'-ob')
xlabel('Number of Image')
ylabel('Percentage')
grid on

legend('Accuracy','Sensitivity','Specificity')
```

```
for i = 1:length(Name)
    im = imread(['STARE\image\',Name{i},'_test.tif']);
    manual =
imread(['STARE\manual\',Name{i},'_manual.tif']);
    mask =
imread(['STARE\mask\',Name{i},'_test_mask_man.gif']);
    mask1 = ~logical(mask);
    manual = manual(:,:,1);
    [m n ~] = size(im);
    mask1 = logical(mask1);
    se1 = strel('disk',2);
    mask2 = imerode(mask1,se1);
    g = im(:,:,2);
    se2 = strel('disk',3);
    f = imsubtract(imadd(g,imtophat(g,se2)) ,
imbothat(g,se2));
    fmed = medfilt2(f,[25 25]);
    fhat = fmed - f;
    S = decorrstretch(fhat,'tol',0.005);
    J = medfilt2(S, [3 3]);
    h = (2/(m*n))*sqrt(sum((g(:)-mean(g(:))).^2));
    Hminima = imhmin(J,h,8);
        mesh(Hminima)
    for i = 1:360
        view(-37.5+i , 30 + i)
        pause(0.1)
    end

    T = 50;
    bb = Hminima>=T;
    vess = bb & mask2;
    se3 = strel('square',3);
    vessel = imclose(vess,se3);
    vess = bwmorph(vessel,'close');
    [L num] = bwlabel(vessel, 8);
    prop = regionprops(L, 'Area');
    t = 15;
    idx = find([prop.Area] > t);
    vessel2 = ismember(L,idx);
    [Se, Sp, Ppv, Npv, Acc] =
performance_measure(vessel2, manual);
    Accuracy = [Accuracy;Acc];
    Sensitivity = [Sensitivity;Se];
    Specificity = [Specificity ;Sp];
    fig1 = figure(1);
```

```
    imshow(im),imwrite(im,['STARE
result\Or_',num2str(i),'.bmp'])
    fig2 = figure(2);
    imshow(manual),imwrite(manual,['STARE
result\Man_',num2str(i),'.bmp'])
    fig3 = figure(3);
    imshow(vessel2),imwrite(vessel2,['STARE
result\Ves_',num2str(i),'.bmp'])
    saveas(fig1,['Result
STARE\',num2str(i),'_Or','.bmp'])
    saveas(fig2,['Result
STARE\',num2str(i),'_Man','.bmp'])
    saveas(fig3,['Result
STARE\',num2str(i),'_Ves','.bmp'])
    pause(0.2)
    i
xlswrite('Accuracy_STARE.xls',Accuracy)
xlswrite('Sensitivity_STARE.xls',Sensitivity)
xlswrite('Specificity_STARE.xls',Specificity)
figure
plot(100*Accuracy,'-*r')
hold on
plot(100*Sensitivity,'-sg')
plot(100*Specificity,'-ob')
xlabel('Number of Image')
grid on
legend('Accuracy','Sensitivity','Specificity')
 Name =
{'21','22','23','24','25','26','27','28','29','30','31','
32','33','34','35','36','37','38','39','40'};
for i = 21:40
    im =
imread(['DRIVE\training\images\',num2str(i),'_training.ti
f']);
    manual =
imread(['DRIVE\training\1st_manual\',num2str(i),'_manual1
.gif']);
    mask1 =
imread(['DRIVE\training\mask\',num2str(i),'_training_mask
.gif']);
    [m n ~] = size(im);
    mask1 = logical(mask1);
    se1 = strel('disk',2);
    mask2 = imerode(mask1,se1);
```

```
    g = im(:,:,2);
    se2 = strel('disk',3);
    f = imsubtract(imadd(g,imtophat(g,se2)) ,
imbothat(g,se2));
    fmed = medfilt2(f,[25 25]);
    fhat = fmed - f;
    S = decorrstretch(fhat,'tol',0.005);
    J = medfilt2(S, [3 3]);
       h = (2/(m*n))*sqrt(sum((g(:)-mean(g(:))).^2));
    Hminima = imhmin(J,h,8);
    figure
    mesh(Hminima)
    for i = 1:360
        view(-37.5+i , 30 + i)
        pause(0.1)
     end
    T = 50;
    bb = Hminima>=T;
    vess = bb & mask2;
    se3 = strel('square',3);
    vessel = imclose(vess,se3);
    vess = bwmorph(vessel,'close');
    [L num] = bwlabel(vessel, 8);
    prop = regionprops(L, 'Area');
    t = 15;
    idx = find([prop.Area] > t);
    vessel2 = ismember(L,idx);

    [Se, Sp, Ppv, Npv, Acc] =
performance_measure(vessel2, manual);
    Accuracy = [Accuracy;Acc];
    Sensitivity = [Sensitivity;Se];
    Specificity = [Specificity ;Sp];
    imshow(im),imwrite(im,['DRIVE
result\Or_',num2str(i),'.bmp'])
    imshow(manual),imwrite(manual,['DRIVE
result\Man_',num2str(i),'.bmp'])
    imshow(vessel2),imwrite(vessel2,['DRIVE
result\Ves_',num2str(i),'.bmp'])
    saveas(fig1,['Result
DRIVE\',num2str(i),'_Or','.bmp'])
    saveas(fig2,['Result
DRIVE\',num2str(i),'_Man','.bmp'])
    saveas(fig3,['Result
DRIVE\',num2str(i),'_Ves','.bmp'])
```

```
end
xlswrite('Accuracy_DRIVEtraining.xlsx',Accuracy)
xlswrite('Sensivity_DRIVEtraining.xlsx',Sensitivity)
xlswrite('Specificity_DRIVEtraining.xlsx',Specificity)
figure
plot(100*Accuracy,'-*r')
hold on
plot(100*Sensitivity,'-sg')
plot(100*Specificity,'-ob')
xlabel('Number of Image')
ylabel('Percentage')
grid on
 legend('Accuracy','Sensitivity','Specificity')
function [Se, Sp, Ppv, Npv, Acc] =
performance_measure(final_image, target_image)
TP = 0; %True Positive
FP = 0; %False Positive
FN = 0; %False Negative
TN = 0; %True Negative
[row col] = size(target_image);
target_image = im2bw(target_image);
for x = 1:row
for y = 1:col
if((final_image(x,y)== 1) && (target_image(x,y) == 1))
TP = TP + 1;
else if((final_image(x,y)== 1) && (target_image(x,y) ==
0))
FP = FP + 1;
else if((final_image(x,y)==0)&&(target_image(x,y) ==1))
        FN = FN + 1;
else
TN = TN + 1;
end
end
end
end
end
Se = TP /(TP + FN);
Sp = TN /(TN + FP);
Ppv = TP /(TP + FP);
Npv = TN /(TN + FN);
Acc = (TP + TN)/(TP + FN + TN + FP);
```

ÖZGEÇMİŞ



Adı Soyadı : Salma M. B. Khalifa ALBARGATHE

Doğum Yeri ve Yılı : BENGHAZE - 1983

Medeni Hali : Evli

Yabancı Dili :İngilizce ve Başlangıç Türkçesi

E-posta :albragate83@yahoo.com

Eğitim Durumu

Derece	Kurum	Mezuniyet Yılı
Ph.D.	Kastamonu University	2018-2019
M.Sc.	TheLibyan Academy	2010-2011
B.Sc.	High Center forTechnician of Computer	2003-2004
Lise	Secondaryschool	1999-2000

Yayınlar

[1] Salma M Boubakar Khalifa Albargathe, Akram Kh Said Gihedan, Javad Rahebi and Fatma Kandemirli, "Fundus Retina Blood Vessel Segmentation with H-Minima Transformation", International Journal of Engineering Innovation & Research, Volume 6, Issue 5, pp. 231–234, 2017.

[2] Salma .M. Boubakar Khalifa, "International Conference on Multidisciplinary, Education, Science, Engineering and Technology (IMESET'17 Baku), July 12-14, 2017, Azerbaijan Technical University, Baku/Azerbaijan.

[3] Akram Kh Said Gihedan, Salma M Boubakar Khalifa Albargathe, Javad Rahebi And Goksal Bilgici, "Diagnosis of Leukemia Cell from Microscope Images Based on Wavelet Transforms", International Journal of Engineering Innovation & Research, Volume 6, Issue 5, pp. 231–234, 2017.

[4] Salma M Boubakar Khalifa Albargathe , Akram Kh Said Gihedan, Fatma Kandemirli, Javad Rahebi, "5th International Conference on computation Science and Technology (ICCST 2018), 23-26 September ,2018 , Hotel Su, Antalya/Turkey.