T.C.
KASTAMONU ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANA BİLİM DALI

BULANIK KÜMELEME ORTALAMASI İLE RETİNA OPTİK DİSK ALGILAMA VE SEGMENTASYONU

KHADIJA MOHAMED AHMED ELAZRAG

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Prof. Dr. Aybaba HANÇERLIOĞULLARI

TEMMUZ - 2021
KASTAMONU

TEZ ONAYI

KHADIJA MOHAMED AHMED ELAZRAG tarafından hazırlanan "**Bulanık Kümeleme Ortalaması ile Retina Optik Disk Algılama ve Segmentasyonu**" adlı tez çalışmasının savunma sınavı **01.07.2021** tarihinde yapılmış olup aşağıda verilen jüri tarafından oy çokluğu ile Kastamonu Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü **Elektrik-Elektronik Mühendisliği Ana Bilim Dalı** Yüksek Lisans Tezi olarak kabul edilmiştir.

Danışman	Prof. Dr. Aybaba HANÇERLIOĞULLARI Kastamonu Üniversitesi	.....
Jüri Üyesi	Doç. Dr. Hüseyin Demirel Karabük Üniversitesi	.....
Jüri Üyesi	Doç. Dr. Salih Görgünoğlu Kastamonu Üniversitesi	.....

Jüri üyeleri tarafından kabul edilmiş olan bu tez Kastamonu Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulunca onanmıştır.

Enstitü Müdürü Prof. Dr. İzzet ŞENER .....

TAAHHÜTNAME

Bu tezin tasarımı, hazırlanması, yürütülmesi, araştırmalarının yapılması ve bulgularının analizlerinde 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, bilimsel etiğe uygun olarak kaynak gösterildiğini bildirir ve taahhüt ederim.

KHADIJA MOHAMED AHMED ELAZRAG

ÖZET

YÜKSEK LİSANS TEZİ

BULANIK KÜMELEME ORTALAMASI İLE RETİNA OPTİK DİSK ALGILAMA VE SEGMENTASYONU

KHADIJA MOHAMED AHMED ELAZRAG

KASTAMONU ÜNİVERSİTESİ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANA BİLİM DALI
DANIŞMAN: Prof. Dr. Aybaba HANÇERLIOĞULLARI

Optik diskin segmentasyonu, doktorların gözdeki sorunları bulmasına yardımcı olur.Tüm sinirler yönünü bu diskten beyne ve kalbe iletir. Bu çalışmada, optik disk segmentasyonu için Otsu ikilileştirmesine dayalı bulanık kümeleme yöntemini kullanıyoruz. Bulanık kümeleme, ait olduğu bölgeye veya çevreleyen bölgenin bölgesine karşılık gelen piksel etiketlerini tahmin etmek için bir bilgisayar görüntüleme görevidir. Bulanık kümeleme, görüntüdeki özel nesnelerin sınıfını anlamayı amaçlar. Otsu ikilileştirme yöntemine dayalı bulanık kümeleme, optik disk görüntü segmentasyonu ve tespiti için olağanüstü performans göstermiştir. Yöntemi test etmek için DRIVE, STARE ve MESSODIR veri setinden genel retina görüntüleri kullanılır. Bu çalışmada, doğruluk değerlendirmesi için gerçek negatif (TN), gerçek pozitif (TP), yanlış pozitif (FP) ve yanlış negatif (FN) hesaplayan karışıklık matrisini kullanılmıştır. Matlab simülasyon sonuçlarının sonucunu temel gerçek görüntülerle karşılaştırılarak, geri çağırma ve doğruluk için yüksek doğruluk elde edilmiştir.

ANAHTAR KELİMELER: Görüntü segmentasyonu, Optik Disk Segmentasyonu, Bulanık kümeleme.

Temmuz 2021, 51 Sayfa

ABSTRACT

MSC THESIS

RETINA OPTIC DISC DETECTION AND SEGMENTATION WITH FUZZY CLUSTERING MEAN

KHADIJA MOHAMED AHMED ELAZRAG

KASTAMONU UNIVERSITY INSTITUTE OF SCIENCE
DEPARTMENT OF ELECTRICAL AND ELECTRONICS ENGINEERING

SUPERVISOR: Prof. Dr. Aybaba HANÇERLIOĞULLARI

The segmentation of optic disk helps for doctors to find the problems in eye. All nerves pass their direction from this disc to the brain and heart. In this study, we used the fuzzy clustering method based on the Otsu binarization for optic disk segmentation. Fuzzy clustering is a computer vision task to estimate pixel tags corresponding to the region to which it belongs or to the region of the surrounding region. Fuzzy clustering aims to understand the class of special objects in the scene. Fuzzy clustering based on Otsu binarization method has shown outstanding performance for optic disk image segmentation and detection. For testing the method public retinal images from DRIVE, STARE and MESSODIR dataset are used. In this study,for accuracy evaluation we used the confusion matrix that calculate the true negative (TN), true positive (TP), False positive (FP) and false negative (FN). We have compare the output result with the ground truth images. For precision, recall and accuracy we have get high accuracy.

KEYWORDS: Image segmentation, Optic Disc Segmentation, Fuzzy clustering.

July 2021, 51 Page

TEŞEKKÜR

Öncelikle tez çalışmasının planlanmasında, araştırılmasında, yürütülmesinde ve oluşumunda ilgi ve desteğini esirgemeyen, yönlendirme ve bilgilendirmeleriyle çalışmamı bilimsel temeller ışığında şekillendiren değerli hocam Sayın Prof. Dr. Aybaba HANÇERLİOĞULLARI'na teşekkürü borç bilirim.Elektrik-Elektronik Mühendisliği ana bilim dalı öğretim üyeleri ve araştırma görevlilerine, değerli önerileri ve çalışmaya olan katkıları için teşekkürlerimi sunarım. Kastamonu Üniversitesi yüksek lisans meslektaşlarıma ve Libya topluluğuna destekleri için teşekkür ederim. Son olarak, çalışmamı yürütmek ve bu tezi bitirmek için bana her zaman güven, moral ve destek veren eşime ve aileme şükranlarımı sunmak isterim. Bu çalışmanın sonuçlarının tıpla ilgilenen kişilere faydalı olmasını ve ileride yapılacak yeni araştırmalara katkı sağlamasını umarım.

KHADIJA MOHAMED AHMED ELAZRAG

Kastamonu, 2021

İÇİNDEKİLER

Sayfa

TEZ ONAYI ..... **ii**
TAAHHÜTNAME ..... **iii**
ÖZET ..... **iv**
ABSTRACT ..... **v**
TEŞEKKÜR ..... **vi**
İÇİNDEKİLER ..... **vii**
ŞEKİLLER DİZİNİ ..... **ix**
TABLOLAR DİZİNİ ..... **x**
KISALTMALAR DİZİNİ ..... **xi**
1. GİRİŞ **1**
1.1 Retina 1
1.2 Tasarı Çalışması 5
1.3 Tezin Hedefi 6
1.4 Tezin Amacı 7
1.5 Problem Tanımı 7
1.6 Tez Düzeni 8
2. LİTERATÜR TARAMASI **9**
2.1 Morfolojik Yöntemler 9
2.2 Yapay Sinir Ağı Yöntemleri 11
2.3 Bölge Tabanlı Yöntemler 11
2.4 Aktif Kontur Yöntemleri 13
2.5 Kümeleme Tabanlı Yöntemler 14
2.6 Sezgisel Yöntemler 17
2.7 Yaklaşık En Yakın Komşu Alan (ANNF) Yöntemi 20
2.8 Attanassov Sezgisel Bulanık Histon (A-IFSH) Yöntemi 21
2.9 Gradyan Vektör Akış Yılanı (GVF Yılanı) Yöntemi 22
2.10 Optik Disk Yöntemine Dayalı Özellikler 23
3. METADOLOJİ **25**
3.1 Motivasyon 25
3.1.1 Ön İşlem Adımı 25
3.1.2 Görüntüyü Okuma 27
3.1.3 Görüntüyü Yeniden Boyutlandırma 27
3.1.4 Görüntüyü Gri Tonlamalı Görüntüye Dönüştürme 27
3.1.5 Görüntüyü Çift Sınıflı Görüntüye Dönüştürme 29
3.2 Bulanık Kümeleme Ortalaması (FCM) 29
3.3 İkilileştirme İçin Otsu Metodu 30
3.4 İşlem Sonrası 30
3.5 Performans Analizi 31
4. SİMULASYON SONUÇLARI **35**
4.1 Simulink Modeli 35
4.2 Veri Seti 35
4.2.1 DRIVE Veri Seti 35
4.2.2 STARE Veri Seti 36
4.2.3 MESSIDOR Veri Seti 37

4.3 Önerilen İşlemin Akış Şeması 37
4.4 Önerilen Yöntemin Adımları 38
4.4.1 Ön İşlem Aşaması 39
4.4.2 Görüntüyü Yeniden Boyutlandırma 39
4.4.3 Görüntüyü Gri Tonlamalı Görüntüye Dönüştürme 39
4.4.4 Görüntüyü Çift Sınıfa Dönüştürme 40
4.4.5 İşlemler 40
4.4.5.1 Bulanık Kümeleme Ortalaması 40
4.4.5.2 İşlem Sonrası 40
4.4.6 Doğruluk Performansı 40
4.4.7 ROC Analizi 41
4.5 Karşılaştırma 41
5. SONUÇ VE TARTIŞMALAR 45
5.1 Sonuç 45
KAYNAKLAR 47
ÖZGEÇMİŞ 51

ŞEKİLLER DİZİNİ

Sayfa

Şekil 1.1 a) Normal gözle görüş, b) Glokom gözle görüş 1
Şekil 1.2 a) Glokomlu retina görüntüsü, b) Glokomsuz retina görüntüsü 2
Şekil 1.3 Retina görüntüleri: a) sağlıklı retina, b) retinal patoloji 3
Şekil 1.4 a) Orijinal retina görüntüsü ve özellikleri, b) RIM ve CUP görüntüsü .. 4
Şekil 1.5 Örnek retina görüntüsü 6
Şekil 1.6 Retina görüntüsünde OD konumu ve ana bileşenleri 7
Şekil 2.1 DRIVE veri setinde OD yerleşiminin bazı sonuçları (a) 26 training.tif (b) 31 training.tif (c) 34 training.tif (d) 08 test.tif. 10
Şekil 2.2 Algılanan optik disk örnekleri. Tespit edilen OD (parlak kontur), temel gerçekle (karanlık kontur) örtüşüyor 13
Şekil 2.3 Bu beş kümenin sonucu, a) Orijinal görüntü, b) Küme 1 için sonuç, c) Küme 2 için sonuç, d) Küme 3 için sonuç, e) Küme 4 için sonuç, f) Küme 5 için sonuç 14
Şekil 2.4 Messidor veri setinde optik disk segmentasyonu 16
Şekil 2.5 Önerilen yöntemin seçilen beş STARE veri seti görüntüsüne uygulanmasının sonuçları. Optik diskin tahmini lokalizasyonu bir çarpı işaretiyle işaretlenmiştir. 19
Şekil 2.6 Optik disk yerelleştirme algoritması: a) retina görüntüsü, b) Retina görüntüsünün gri tonlamalı versiyonu, c) Gri tonlamaya dönüştürülmüş örnek bir test görüntüsü, d) ANNF haritası, referans OD ile test görüntüsü arasında hesaplandığında yamaların dağılımı, e) Veritabanından giriş resmi üzerinde işaretlenmiş son çıktı bölgesi 21
Şekil 2.7 OD bölütleme sonuçları: a) orijinal görüntü, b) Otsu, c) GVF, d) önerilen yöntem sonuçları, mavi renk bir uzman tarafından işaretlenen sınırı ve yeşil renk, bölütleme yöntemleri ile elde edilen sınırı gösterir 22
Şekil 2.8 Fundusun ana bileşenlerinin dijital bir fundus renkli görüntüsünden otomatik olarak tanınmasının sonuçları 24
Şekil 3.1 Önerilen algoritma 26
Şekil 3.2 a) Orijinal retina, b) Gerçek referans retina 27
Şekil 3.3 a) Orijinal görüntü, b) Kırmızı kanal, c) Yeşil kanal , d) Mavi kanal 28
Şekil 3.4 ROC etiketli segmentli fundus görüntüsü 30
Şekil 3.5 Parçalı retinadaki dört ana bölge 33
Şekil 3.6 Duyarlılık, Özgüllük ve Doğruluk (Rahebi ve Hardalaç, 2016)..... 34
Şekil 4.1 DRIVE'dan retina görüntüleri, a) sağlıklı retina, b) retinal patoloji 35
Şekil 4.2 STARE'den retina görüntüleri: a) sağlıklı retina, b) patolojik retina..... 36
Şekil 4.3 Önerilen işlemin akış şeması 38
Şekil 4.4 Doğruluk, duyarlılık ve özgüllük sonuçları 42

TABLOLAR DİZİNİ

Sayfa

Tablo 3.1 Dört temel koşul 31
Tablo 4.1 Önerilen metodun sonuçları.....41
Tablo 4.2 Önerilen bir yöntemin literatürdeki diğer yaklaşımlarla karşılaştırma performans oranları.....42
Tablo 4.3 MESSODIR veri setinde değerlendirilen diğer yöntemlerle karşılaştırma.....44
Tablo 4.4 STARE veri setinde değerlendirilen diğer yöntemlerle karşılaştırma.....44
Tablo 4.5 DRIVE veri setinde değerlendirilen diğer yöntemlerle karşılaştırma.....44

KISALTMALAR DİZİNİ

Kısaltmalar

TN **:** Gerçek Negatif

TP **:** Gerçek Pozitif

FP **:** Yanlış Pozitif

FN **:** Yanlış Negatif

OD **:** Optik Disk

1. GİRİŞ

1.1 Retina

Retina, en erken patolojik değişikliklerin görüldüğü gözün en içteki ve en temel tabakasıdır. Hipertansiyon, diyabetik retinopati ve glokom gibi çeşitli hastalıkları gösteren çeşitli anatomik yapılardan oluşur. Çalışma çağındaki popülasyonda körlüğün başlıca nedenlerinden biri, retinayı etkileyen çeşitli hastalıkların tanı ve tedavisine yönelik retinopati ve retina görüntüleme araştırmalarının arkasındaki koroiddir (Kavitha ve Ramakrishnan, 2010). Şekil 1.1, normal gözle ve glokom gözle görmeyi göstermektedir (Thakur ve Juneja, 2019).

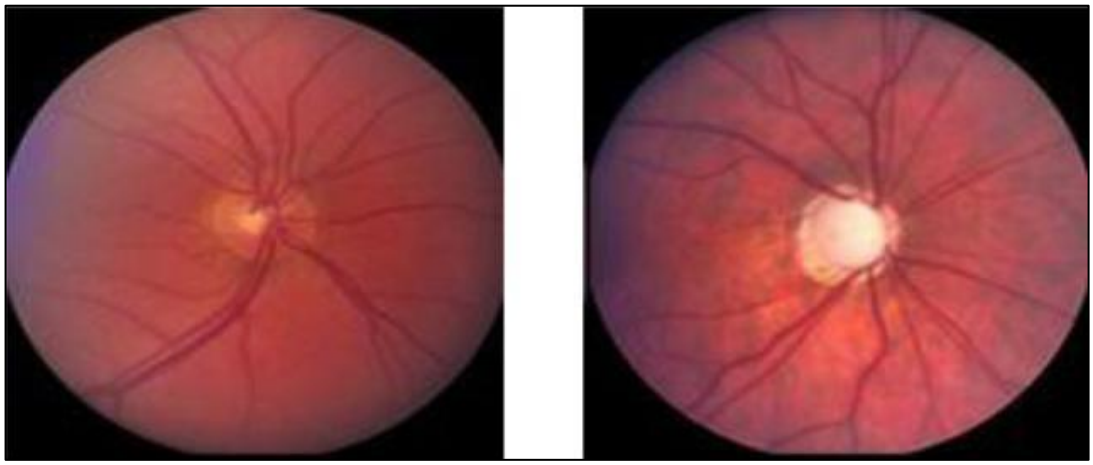


(a) (b)

Şekil 1.1 a) Normal gözle görüş, b) Glokom gözle görüş

Dünya çapında 79,6 milyondan fazla insanın retina hastalıklarından muzdarip olduğu tahmin edilmektedir. Optik sinirleri ciddi şekilde etkileyerek körlüğe neden olan optik disk (OD) çevresindeki tedavi edilemez bir göz rahatsızlığıdır (Albargathe vd., 2020). Artan yaşlanma, fiziksel hareketsizlik ve obezite, diyabete yol açan faktörlerdir. Diyabetin küresel oranının 2000 yılında %2,5'ten 2030 yılına kadar küresel nüfusun %4,4'üne yükseleceği ve tüm yaşlar için tahmini %2,4 ve 75 yaş üstü için %4,7 olacağı tahmin edilmektedir. 4 milyondan fazla Amerikalı'nın glokomdan muzdarip olduğu bildiriliyor ve bunların yarısı, sahip olduklarının farkında değil. Glokomun bir sonucu olarak, yaklaşık 120 000 Amerikalı kördür ve bu, Birleşik Devletler'deki tüm körlük

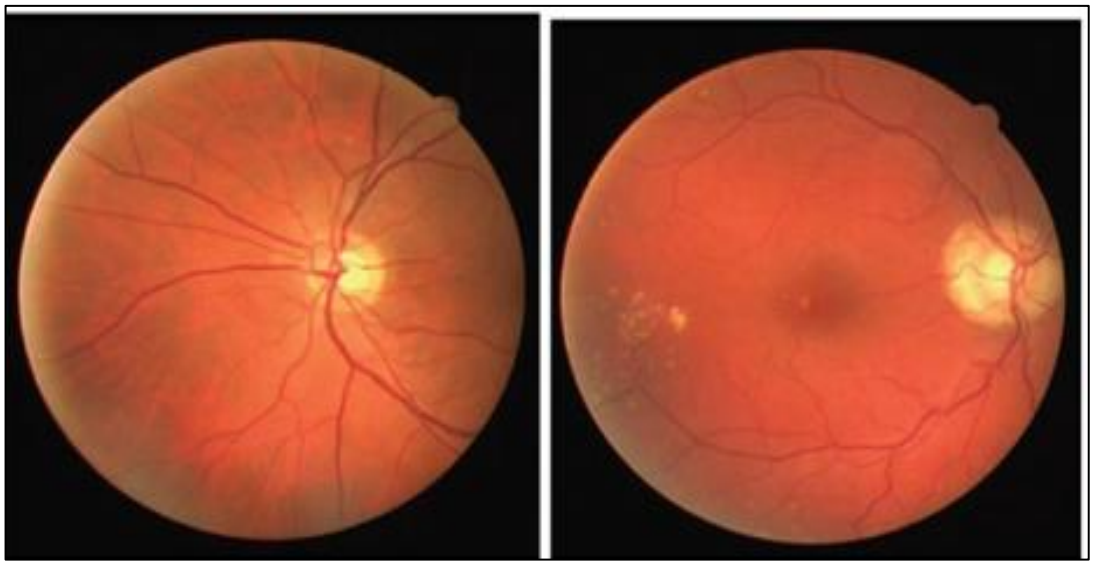
vakalarının %9-%12'sini oluşturmaktadır. Ciddi görme kayıplarının %95'i bu hastalıkların hızlı teşhisi ve tedavisi ile önlenebilir (Krishnan vd., 2012). Şekil 1.2, glokomsuz bir Retina görüntüsünü ve glokomlu bir Retina görüntüsünü göstermektedir (Thakur ve Juneja, 2019).



(a) (b)

Şekil 1.2 a) Glokomlu retina görüntüsü, b) Glokomsuz retina görüntüsü

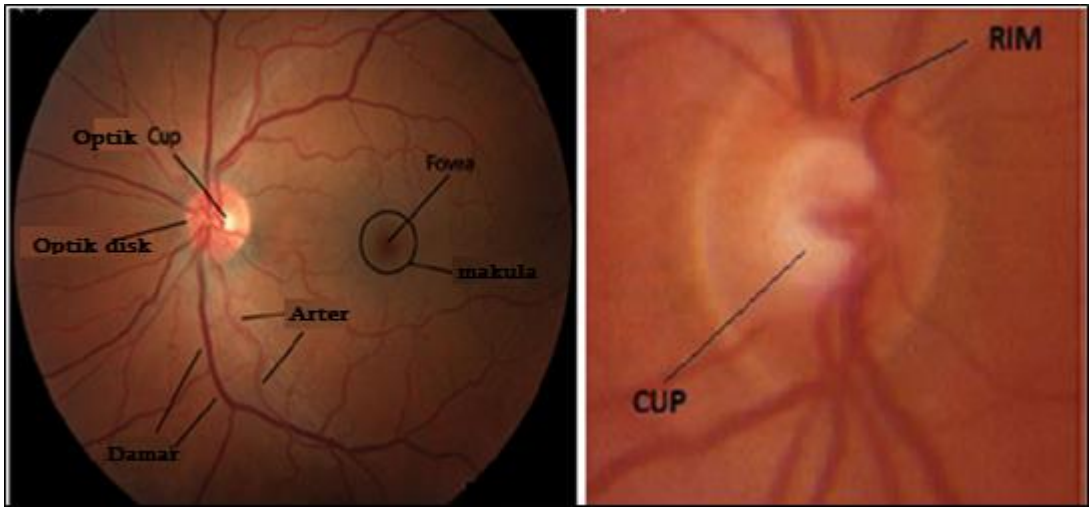
Optik sinir hasarı, basınç 21 mm Hg'nin üzerine çıktığında, OD'de bulunan optik sinir başının başlangıç noktasına zarar verebilecek yüksek göz basıncı oluşması nedeniyle meydana gelir. Normalde, OD çevresinde, ISNT yasası, OD'nin özellikleri, optik kap (OC), nöroretina rim (NRR), optik sinir başı (ONH), retina sinir lifi tabakası (RSLT), glokom, diyabet gibi retina hastalıklarının tespitinde retinopati (DR) ve erken evrelerde maküler ödem, kupa-disk oranı (CDR) göz hekimleri için çok faydalıdır. Ciddi ve yaygın bir göz hastalığı DİYABETİK retinopatidir. Gelişmekte olan ülkelerin çalışma çağındaki nüfusunda, yasal körlüğün en yaygın nedenidir. Şekil 1.3, sağlıklı bir retina ve retina patolojisinin görüntülerini göstermektedir (Albargathe vd., 2020).



(a) (b)

Şekil 1.3 Retina görüntüleri: a) sağlıklı retina, b) retinal patoloji

Son yıllarda diyabetik retinopatiyi daha iyi teşhis etmek için hizmet geliştirmeye yönelik girişimlerin artmasının nedeni budur (Walter vd., 2002). Kan damarı ağacı, optik disk, maküla ve optik disk ile maküla arasındaki alan gibi retinadaki hassas nesneleri çıkarmak için retina görüntüleri tam olarak bölümlere ayrılmalıdır. Ek olarak, retinal görüntülerin otomatik olarak işlenmesine yönelik önemli araştırmalar yapılmaktadır (Kavitha ve Ramakrishnan, 2010). Optik disk (OD), ana kan damarlarının oluştuğu, retinada bulunan parlak sarı, kabaca dairesel bir cisimdir. Fundus (gözdibi) görüntülerinde diğer özellikler için bir referans yeri olarak hizmet etmek üzere fovea (göz çukuru) pozisyonlarının tahmini, kan damarı segmentasyonu ve kupa-disk oranı ölçümü için değerli bilgiler sağlar. Bu özellikler, özellikle kupa/disk oranı, glokom tanısında önemli bir rol oynar. Disk ayrıca DR gibi retina hastalıklarında ortaya çıkan parlak lezyonlara benzer olduğundan, hastalık derecelendirmesi yapılmadan önce, fundus görüntülerinde OD bölgelerinin segmentlere ayrılması önemlidir (Zhang ve Lim, 2020). Şekil 1.4, orijinal bir retina görüntüsü ve özellikleri ile RIM ve CUP konumunun çizimini göstermektedir (Rahebi ve Hardalaç, 2016).



(a) (b)

Şekil 1.4 a) Orijinal retina görüntüsü ve özellikleri, b) RIM ve CUP görüntüsü

Retinayı ve arkasındaki koroidi etkileyen birçok hastalığın tanı ve tedavisinde, damar ağacı, optik disk, makula ve optik disk ve makula arasındaki bölge gibi gözdeki hassas nesnelerin çıkarılması için retina görüntüleme incelemesinin önemli olduğu düşünülmektedir ve bu görüntülerin tam olarak bölümlere ayrılması gerekir. Ek olarak, retinal görüntü işlemeyi otomatikleştirmek için önemli araştırma çalışmaları yürütülmektedir (Ramakanth ve Babu, 2014). Son yıllarda, dünyanın dört bir yanındaki birçok araştırmacı, optik diskin (OD) retina görüntüsünü tanımaya ve ardından hastalığın teşhisine odaklanmıştır. Retinanın ana yapılarından biri, gözlerin arkasında görülen optik sinir kısmı olan OD'dir. Optik sinire girer girmez retina gangliyon hücrelerinin tüm aksonlarının buluşmasıyla oluşur. OD'nin tanımlanması, retina dijital görüntülerin normal çalışması için daha önemlidir, çünkü OD'nin yapısı bozuk ve sağlıklı gözlerde aynı değildir. Bazı hastalıkların varlığı, durumu ve gelişimi, OD'deki kan damarlarının renk veya yapılarındaki değişikliklerle gösterilebilir (Rahebi ve Hardalaç, 2016). Manuel tanıma, oftalmoloji uzmanının daha sınırlayıcı bir faktör olmasına izin verir, bu nedenle otomatik sistem, patolojik aktiviteyi tespit ve değerlendirmede büyük bir avantaj olacaktır (Albargathe vd., 2020). Dijital görüntü alma ve işlemedeki son gelişmeler, farklı patolojilerin tedavisinde tanı amaçlı görüntülerin kullanılmasını mümkün kılmıştır. Teknoloji her gün ilerlemekte ve değişmektedir. Bu gelişmeler arasında, diyabetik retinopati ve glokom gibi belirli bozuklukları değerlendirebilmek için sağlık hizmetlerinde OD çapı ile ilgili ayrıntılar kullanılabilen teknikler vardır. Bu nedenle, bu hastalıkların tanımlanması, tek tip göz

taraması gerektirir. Bu kontrolü gerçekleştirmek için otomatik sistemler kullanılabilir. OD tespiti, OD merkezi konumunu değerlendirmek için retinografide kullanılan analitik yöntemleri ifade eder. OD'nin segmentasyonu, bu alanın kenarlarına karar veren ve görüntü materyalinden çıkaran süreçleri ifade eder. OD, tipik olarak retina görüntüsünün en parlak bölgesidir, bu nedenle OD, yüksek yoğunluklu gri tonlamalı pikseller koleksiyonuyla görüntüye yerleştirilecektir (Abdullah, Rahebi, Özok, ve Aljanabi, 2020). Optik teknolojinin hızlı ilerlemesi, teşhis ve tarama gibi faaliyetlerde kullanılan tekniklerin iyileştirilmesini mümkün kılmakta ve bu da birden fazla hastalığın erken evrelerinde tedavilerin atanmasını mümkün kılmaktadır. Anatomik anomalileri izlemek için optik diskin tespiti kullanılır ve bu genellikle dijital retinal görüntülerden, OD ve foveadan Eksüdaları ve Drusen'i çıkarmak için kullanılır. OD, bu grafiğin sağ tarafında beyaz bir daire ile vurgulanmış olarak görünür. Çok sayıda özellik (damarların boyutu, şekli, rengi ve yakınsaması) tipik bir retinada olağandışı olanı ayırt etmeye yardımcı olur (Abdullah, Özok, ve Rahebi, 2018). Tıbbi teşhis ve tedavi alanlarında, otomatik görüntü işleme ve analiz kullanılmaktadır ve en umut verici bilgisayarlı teşhis ve görselleştirme teknikleri ile yüksek çözünürlüklü retinal fundus görüntüleri elde edilebilmektedir ve bu görüntülerin birçoğu klinik olarak faydalı olabilir. Bu açıdan retinal fundus görüntüleri klinik kullanıma uygundur ve bu teknikler tanı ve tedavide kullanılabilecek birçok özelliği içerebilir (Abdullah vd., 2020).

1.2 Tasarı Çalışması

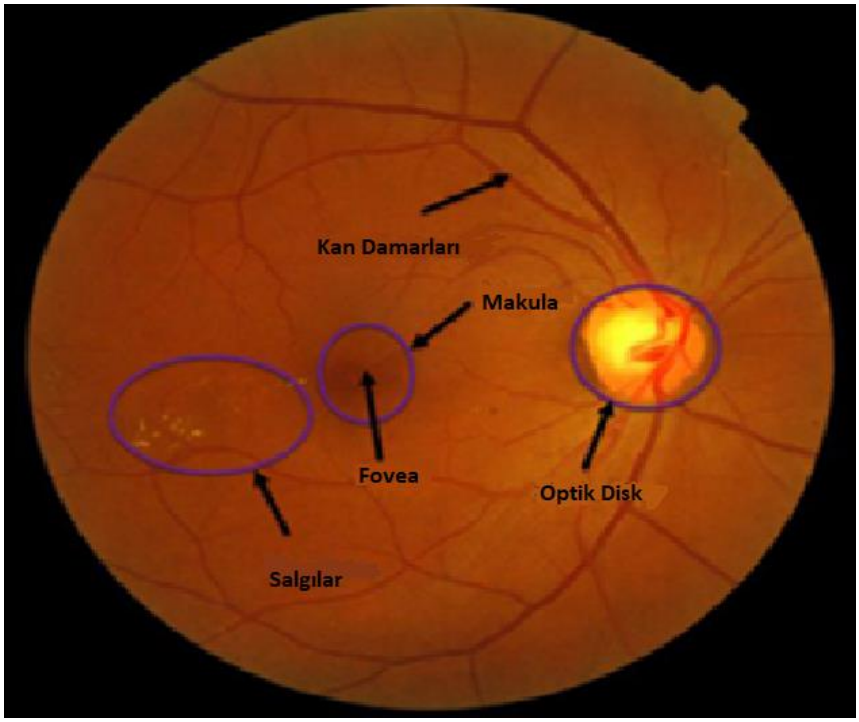
Bu tezde, optik disk segmentasyonu için Otsu yöntemine dayalı bulanık kümelemeyi kullandık. Bulanık kümeleme görevi, bir görüntünün her pikselini, her örneğin bir sınıfa karşılık geldiği bir durumda sınıflandırmaktan oluşur. Bu görev, görüntüyü anlama veya bir görüntünün genel bağlamını daha iyi açıklama kavramının bir parçasıdır. Tıbbi görüntü analizi alanında, görüntü kılavuzlu müdahaleler, radyoterapi veya gelişmiş radyolojik tanı için görüntü segmentasyonu kullanılabilir. Bulanık kümeleme, görüntüdeki özel nesnelerin sınıfını anlamayı amaçlar. Örnek retina optik disk görüntüsü şekil 1.5'te gösterilmiştir. Tüm sinirler yönünü bu diskten beyne ve kalbe iletir. Optik diskin segmentasyonu, doktorların gözdeki sorunları bulmasına yardımcı olur.



Şekil 1.5 Örnek retina görüntüsü

1.3 Tezin Hedefi

Tıbbi görüntü analizi alanında, görüntü bölümleme ve görüntü kılavuzlu müdahaleler, radyoterapi veya görüntüdeki özel nesnelerin sınıfını anlamayı amaçlayan gelişmiş radyolojik tanısal bulanık kümeleme için kullanılabilir. Şekil 1.6, bir retinografi ve çeşitli tanınabilir bileşenler içindeki oküler fizyolojiyi göstermektedir. Bu çalışmanın temel amacı, retina görüntülerinde optik diski, çeşitli yöntemlerin sonuçlarıyla karşılaştırıldığında, daha yüksek doğruluk elde ederek ve insan retina görüntülerindeki optik diski bölmek için daha az zaman harcayarak, sağlam ve yeni bir yöntemle önceki yöntemlerden daha doğru bir şekilde bölütlemek ve konumlandırmak, ayrıca FCM algoritmasının çıktısını gerçek görüntüleri ile karşılaştırmaktır. Bu yöntem, evrişimli sinirsel ağ kullanan fundus görüntüleri üzerinde bir FCM algoritmasına uygulanır.



Şekil 1.6 Retina görüntüsünde OD konumu ve ana bileşenleri

1.4 Tezin Amacı

Bu tezin temel amacı, optik disk segmentasyonu ve tespiti için Otsu algoritmasına dayalı bulanık kümeleme yöntemi ile evrişimli sinir ağı kullanarak kesinlik ve doğruluğu, sonuçları gerçek görüntü ile karşılaştırarak değerlendirmektir.

1.5 Problem Tanımı

Optik disk algılama algoritmaları, bulanık sınırlar nedeniyle, hatta optik disk nedeniyle bölgedeki kan damarlarının bitişik piksellerinin yoğunluğundaki yüksek tutarsızlık nedeniyle bile, onu neredeyse segmentlere ayıramaz ve tanıyamaz. Bu, belirli seslerde OD sınırlarını bulmak için bir neden olacaktır. Optik disk algılama algoritmaları, tüm bu nitelikler nedeniyle bazen iyi bir hassasiyet ve doğruluk oranıyla bölümlere ayıramaz ve konumlandıramaz. Bulanık kümeleme araçları, bu sorunu önlemek ve optik disk alanını yüksek doğruluk, hassasiyet ve özgüllük ile saptamak için OD konumunu belirlemek ve optik disk tanımlama işlemlerinin yüksek doğruluğunu elde etmek için çeşitli kümelerle birlikte bu teze yerleştirilmiştir.

1.6 Tez Düzeni

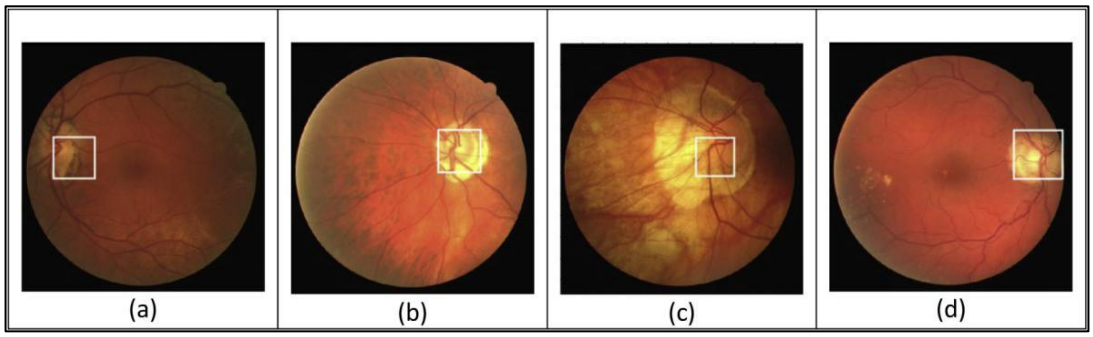
Bu tez 5 bölüm olarak düzenlenmiştir. İlk bölümde giriş hakkında konuşulacaktır. Literatür taraması Bölüm 2'de tartışılacak ve sunulacaktır. Bölüm 3'te Metodoloji sunulacaktır. Deneysel sonuçlar Bölüm 4'te tartışılacaktır. Son olarak Sonuç ve gelecekteki çalışmalar ile bu tez bitirilecektir.

2. LİTERATÜR TARAMASI

2.1 Morfolojik Yöntemler

Uribe-Valencia vd., OD bölgesinin retinal fundusa yerleştirilmesi için hızlı ve sağlam bir görüntü doğruluğu yöntemi sağladı. Optik diski daha kararlı hale getirmek için, bir profil piksel yoğunluğu çeşitliliği modeli, optik diskin yüksek yoğunluklu özellikleriyle senkronize edilir. Önerilen yaklaşım, optik diskin yüksek yoğunluklu özelliklerine ve optik diskteki piksel yoğunluğu uyumsuzluğunu belirleyen önemli unsurların öneri modeliyle açıklığa kavuşturulmasına odaklanan bir özellik için yeni bir yönteme dayanmaktadır. Dört açık erişim veri kümesini (DRIVE, DIARETDB1, DIARETDB0 ve e-aphtha-EX) kullanan bu yaklaşım, optik disk bölgesinin retinal fundustaki konumu için basit ve sağlam bir yöntem sunar. Önerilen yöntemin algoritması, MATLABR2 017nin dizüstü bilgisayarı kullanılarak bu veri kümelerine uygulandı. Mevcut dört veri kümesindeki 341 insan retina görüntüsü için %99,7'lik bir optik disk konum doğruluğu belirlendi. Yöntemin sonuçları, önerilen algoritmanın güvenilir olduğunu ve karşılaştırılan dört veri setinde yüksek tespit oranı elde ettiğini göstermektedir. Önerilen metodolojinin çıktıları, girdi retina görüntülerinin boyutunda herhangi bir düzeltme yapılmadan veya veri seti görüntülerinin bir bölümü ile deney yapılmadan elde edildi. Ayrıca, bu imtihan herhangi bir ek veri seti gerektirmez. Önerilen modelde bazı görme kaybı sinyalleri (diyabetik) ile benzer özellikler görülebilmektedir, önerilen çözüm bu belirtiler tespit edilene kadar OD alanını ortadan kaldırmak için uygulanabilir. OD'nin karakteristik yüksek yoğunluğuna dayalı olarak fundus retinanın insan görüntülerinde optik disk yerleşimine yönelik yeni yaklaşım, ana kan damarlarından alınan profil piksel verileriyle koordine edilir. Yöntem üç temel adımdan oluşmaktadır (aday OD piksel alanının oluşturulması, umut verici OD bölgelerinin belirlenmesi, umut verici aday özelliklerinin belirlenmesi ve sınıflandırılması). Fundus retina görüntüsü ile birlikte bölgesel yoğunluk farkı nedeniyle ve umut verici OD alanlarını bulmak için küresel yüksek yoğunluğun iyi bilinen yanlış kullanımını önlemek ve bölgesel OD uygun alanını belirlemek için pencere bölümleme yaklaşımı uygulandı. Retina damarlarının kanı ayırt edilemezse, önerilen yaklaşım olumsuz bir etkiye sahip olabilir, bu hatanın başka bir etkisi de OD'den görünen dikey damarlar mevcut olmadığında veya diğer dikey görüntülere

göre düşük kontrasta sahip olduğunda görülebilir. Bu, OD için yanlış yönlendirilmiş bir sınıflandırmaya yol açabilir. Bu sınıflandırma hatası, gerçek OD bölgesinin çoğunluğu için analiz edilen fundus retina görüntülerinde mevcut olacak OD'deki sütun bazlı piksel yoğunluğu farkı modeli kullanılarak önlenebilir. Şekil 2.1, DRIVE veri kümesinde OD yerelleştirmesinin bazı sonuçlarını gösterir; (a) 26 training.tif (b) 31 training.tif (c) 34 training.tif (d) 08 test.tif. (Uribe-Valencia ve Martínez-Carballido, 2019). Bahsedilen sayılar veri setindeki görüntülerin sayısıdır.



Şekil 2.1 DRIVE veri setinde OD yerleşiminin bazı sonuçları (a) 26 training.tif (b) 31 training.tif (c) 34 training.tif (d) 08 test.tif.

Bubakar. K vd., H-minima dönüşümünü kan damarı segmentasyonu için kullandılar, çalışmalarının amacı, damarları yüksek kan damarı segmentasyonu doğruluğu ile retina görüntülerinden elde etmektir. H-minima dönüşüm algoritmasına dayanarak, damarları retina görüntülerinden doğru bir şekilde çıkarmak için retinadaki damarları tespit etmek amacıyla denetimsiz bir yöntem kullandılar. Ön işlem adımında, H-minima dönüşümünü uygulamak için başlangıçta renkli görüntülerin en iyi alt bantları seçildi. Lokal işleme fonksiyonu uygulanarak retina görüntülerinde düzeltilen parlaklık değişiklikleri DRIVE, STARE ve MESSODIR olmak üzere üç veri tabanına uygulandı. Bu yaklaşımın performansı değerlendirildi ve ortaya çıkan görüntü, tekdüzelik ve düzlük görüntüsü oldu. Ardından görüntünün kontrast yöntemiyle kontrastı artırıldı ve görüntünün kenarları iyileştirildi. Yöntemlerinin doğruluğu DRIVE, STARE ve MESSODIR için sırasıyla 0,9407, 0,9324 ve 0,9523 idi. Bu bulgu, damarların yoğunluğunun yüksek olduğu ve bölütlenmesinin zor olduğu durumlarda elde edilmiştir. Önerilen yöntem başarılı bir şekilde geliştirilmiş, simülasyon sonuçlarında da görüldüğü gibi damar çıkarmada diğer yöntemlere göre daha iyi sonuçlar elde edilmiştir (Albargathe vd., 2020).

2.2 Yapay Sinir Ağı Yöntemleri

Popescu vd. Mask R-CNN'ye dayalı PSO'ya bağlı bir hiper parametre seçim yaklaşımıyla retinal görüntüleri kullanarak OD segmentasyonu için önerilen bir Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO) ile geliştirilmiş topluluk öğrenme modelini tanıttı. Arama sürecini çeşitlendirmek için altı arama mekanizmasına sahip gelişmiş bir PSO algoritması uygulanmıştır. Parçacıkların, düzensiz eliptik uçuşlarla birlikte hızlı veya rafine arama önlemleri kullanarak arama sürecini çeşitlendirmek için en iyi kişisel ve küresel deneyimleri sürdürmelerine yardımcı olur. OD segmentasyonu için ince ayarlı segmentler üretme amacıyla, Mask R-CNN'nin üstün segmentasyon yetenekleri sayesinde PSO tabanlı hiper parametre tanıma yöntemiyle aktarım öğrenimi kullanılır. Spesifik olarak, önerilen PSO algoritmasını kullanarak, transfer öğrenme yönteminin öğrenme hızını ve momentumunu içeren öğrenme parametreleri optimize edilir. Bir topluluk segmentasyon modeli, tekli ağların önyargısının üstesinden gelmek için tasarlanmıştır. Nihai segmentasyon sonucunu üretmek için, piksel düzeyinde çoğunluk oylama sürecini kullanarak ayırt edici temel segmentlerin sonuçlarını bütünleştirir. Önerilen PSO modeli, Drions ve Messidor'un kamu fonu görüntü veri setleri kullanılarak test edilmiş ve derin ağlarla ilgili optimal hiperparametre tespitinde istatistiksel olarak üstün yetenekler göstermiştir. OD segmentasyonunda, elde edilen topluluk segmentleri, üç hibrit topluluk kümeleme tekniğinden ve ilk ve diğer PSO varyantları tarafından bulunan varsayılan ve optimal ayarlarla formüle edilmiş derin topluluk ağlarından elde edilenlerden daha iyi ortalama IoU puanları elde eder. Geliştirilmiş performanslar, istatistiksel test sonuçlarıyla gösterilir. Buna ek olarak önerilen model, çeşitli tek modlu ve çok modlu kıyaslama optimizasyon fonksiyonlarının çözümünde ve DME'nin tespitinde, ayrıca diğer son teknoloji arama yöntemlerine göre istatistiksel baskınlık gösterir (Popescu ve Ichim, 2018).

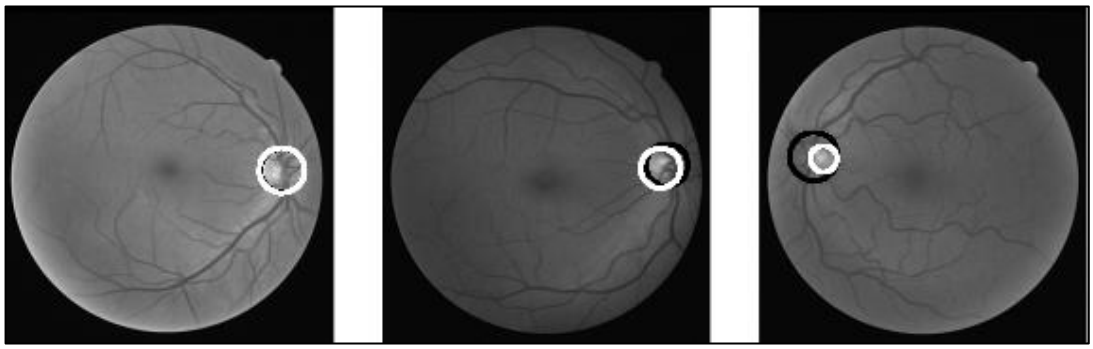
2.3 Bölge Tabanlı Yöntemler

Ramani vd. optik disk lokalizasyonu için bölge tabanlı piksel yoğunluğunu ölçme yöntemi ve optik disk segmentasyonu için Hough Peak değer seçimi ve Red Channel Süper piksel segmentasyonu ile geliştirilmiş Dairesel Hough Dönüşümü kullanılarak

retinal fundus görüntü işleme algoritmasını geliştirmiştir. Bu araştırmanın temel amacı, göz hekimlerinin gizli hırsızlığı, yani Glokom retina hastalığının ilk evrelerini tespit etmelerine yardımcı olmak için otomatik görüntü işleme teknikleri aracılığıyla OD Segmentasyonunun doğruluğunu arttırmaktır. Önerilen bu prosedürde, Retinal renkli fundus görüntülerinin ön işlemine, yeniden görüntü boyutlandırma eşlik eder; bu, önerilen tekniğin verimliliğini ve işleme süresini artıracaktır. İkilileştirme için tüm yeniden boyutlandırılmış fundus görüntülerinde ikili dönüştürme ve maskeleme adımlarını uygulamak için global eşikleme yöntemi kullanılır ve eşik, minimum eşik 0 ve maksimum eşik 1 gibi bir aralığa normalleştirilir. Diskleri ayırt etmek için renk kanalı seçimi, morfolojik açma, kontrast geliştirme, ikilileştirme, genişletme, ilgi merkezi noktası alanı ölçümü, piksel yoğunluğu hesaplaması ve çok düzeyli yerelleştirme kullanılır. Patolojik dikkat dağınıklığı nedeniyle, OD tanımlaması, glokom hastalığının otomatik tanı yönteminde en kritik ve karmaşık aşamadır. Önerilen bu yaklaşımda, piksel yoğunluğunun ölçümü, otomatikleştirilmiş disk lokalizasyon sürecinde önemli bir rol oynar ve direçlidir çünkü lokalizasyon prosesinde daha fazla hassasiyet sağlar. Performans değerlendirmesi için sekiz veritabanına genel erişim sağlanmıştır: DRIONS-DB, CHASE-DB1, HRF, DRISHTI-GS1, ONHSD, DRIVE, MESSIDOR ve INSPIRE, ve görüntü işleme için kesinlik, duyarlılık, özgüllük, DC, ODO, ve zaman açısından rekabetçi sonuçlar edinilmiştir (Ramani ve Shanthamalar, 2020).

Upaşcu vd. renkli fundus görüntülerinde optik diski otomatik olarak yerleştirmek için yeni bir teknik geliştirmiştir. Algoritma, OD'ye en uygun daireyi tespit eder ve bu daire için bir merkez noktası ve bir yarıçap sunar. Ayrıca, düşük kaliteli görüntüler de dahil olmak üzere genel DRIVE veritabanının 40 görüntüsünün tamamı kullanılmıştır. Optik diskle eşleşen en iyi daireyi belirlemek için yöntem, doku tanımlayıcıları ve regresyona dayalı bir metod kullanır. Devrim niteliğinde bir yaklaşımla, bir daire koleksiyonundan en iyi daire seçilmiş, önerilen yöntemin incelemesi yapılmıştır. Teknik, optik disk lokalizasyonu için %95 başarı oranı ve optik disk kontur tespiti için %70 başarı oranı elde etmiştir. Başlangıç noktası seçilen yolu geliştirerek, yaklaşımlarında sunulan sonuçlar daha da iyileştirilebilir. Bu nokta, en yüksek yoğunluğa sahip piksellerin kütle merkezi olarak yeşil düzlem içinde seçilmiştir. Bu seçenek, bazı düşük kaliteli görüntülerde OD'nin yanlış algılanmasını etkinleştirir.

Şekil 2.2, mükemmel (Şekil 2.3 (a)) (OD'ye en uygun daire), iyi (Şekil 2.3 (b)) ve orta (Şekil 2.4 (c)) OD sınır algılamasını gösterir. Her sonuç için algoritmamızla elde edilen sonucu ve temel gerçeği örtüştürüyoruz (Lupaşcu, Di Rosa, ve Tegolo, 2008).



Şekil 2.2 Algılanan optik disk örnekleri. Tespit edilen OD (parlak kontur), temel gerçekle (karanlık kontur) örtüşüyor

2.4 Aktif Kontur Yöntemleri

Abdullah vd. aktif kontur modeline dayalı bir bulanık kümeleme yöntemi ile insan retina optik disk bölütlemesi için yeni ve etkili bir yöntem önerdi. Bu yöntemin temel amacı, retinanın sağlıksız görüntülerinde de çalışan otomatik ve afin optik disk bölütleme ve lokalizasyon algoritması oluşturmaktı. OD segmentasyonu ve yerelleştirme algoritması, çalışmalarında üç aşamadan oluşur:

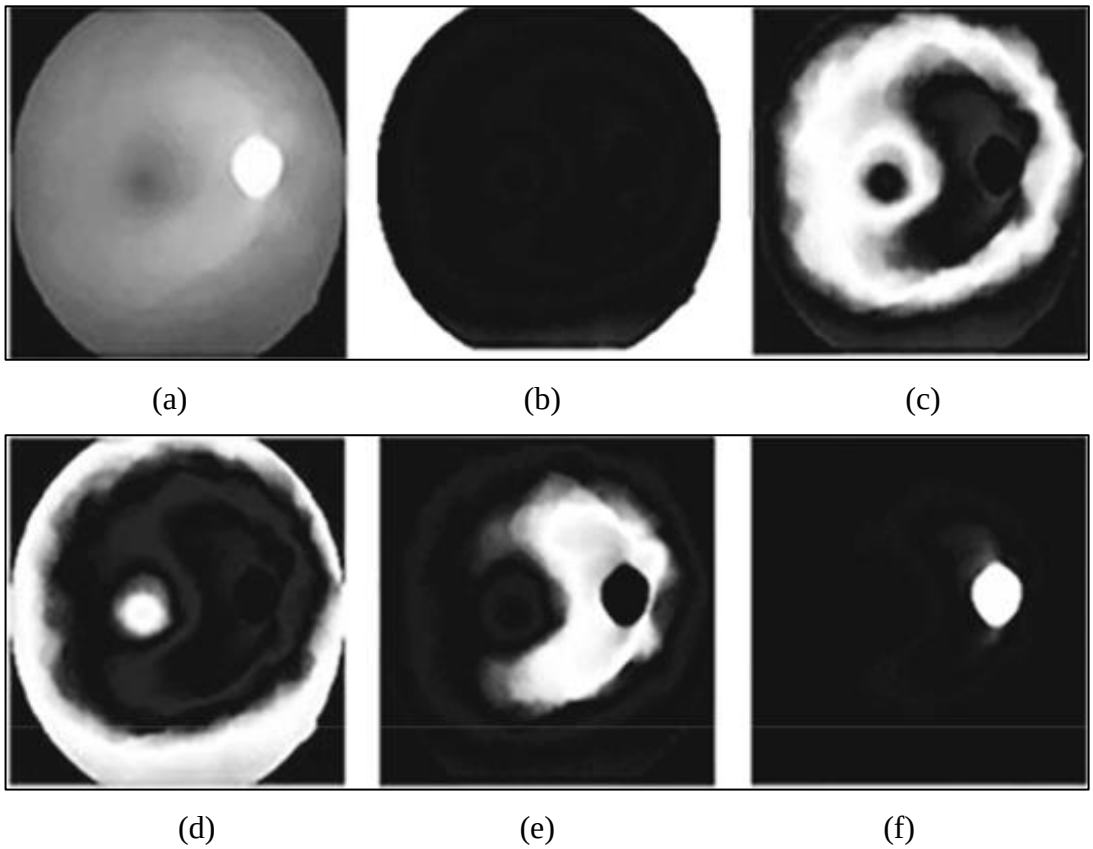
1) Ön işlem,

2) En iyi kümeleri bulmak için Bulanık Kümeleme Ortalaması (FCM).

3) Aktif sınır algılama kontur modeli.

İlk adımda kırmızı kanal seçildi. Kırmızı kanalın yoğunluğu diğer kanallardan daha büyük bir varyansa sahipti ve OD, kırmızı kanalda diğer kanallardan daha netti. Sonuçları artırmak ve işlem süresini optimize etmek için ilgilenilen bölgenin (ROI) çıkarılması gerçekleştirildi. Bundan sonra, gereksiz gürültüleri gidermek için retina görüntüsü üzerindeki medyan filtre kullanıldı. RIO'yu bulmak için dahi Otsu kullanıldı. Otsu işlemi ikilileştirme için kullanılır. Bunun nedeni, bu tekniğin görüntü ikilileştirme için etkili bir araç olmasıdır. Retina görüntülerinde OD çekirdeğini

bulmak için ikinci aşamada FCM'den beş küme seçildi. Son olarak, tıbbi görüntü analizinde kullanılan ilk deforme olabilen yöntemlerden biri olan aktif kontur modeli seçildi. Dört açık erişim veri kümesi için %97,01'e kadar, doğruluk için %97,01'den %99,46'ya kadar ve örtüşme için %78,35'ten %84,56'ya kadar bir aralık elde edildi. Bulguları diğer tekniklerle karşılaştırıldı ve yaklaşımların diğer tekniğe göre daha kesin olduğu sonucuna varıldı. Bir örnek için bu beş kümenin sonucu Şekil 2.3'te gösterilmektedir (Abdullah vd., 2020).

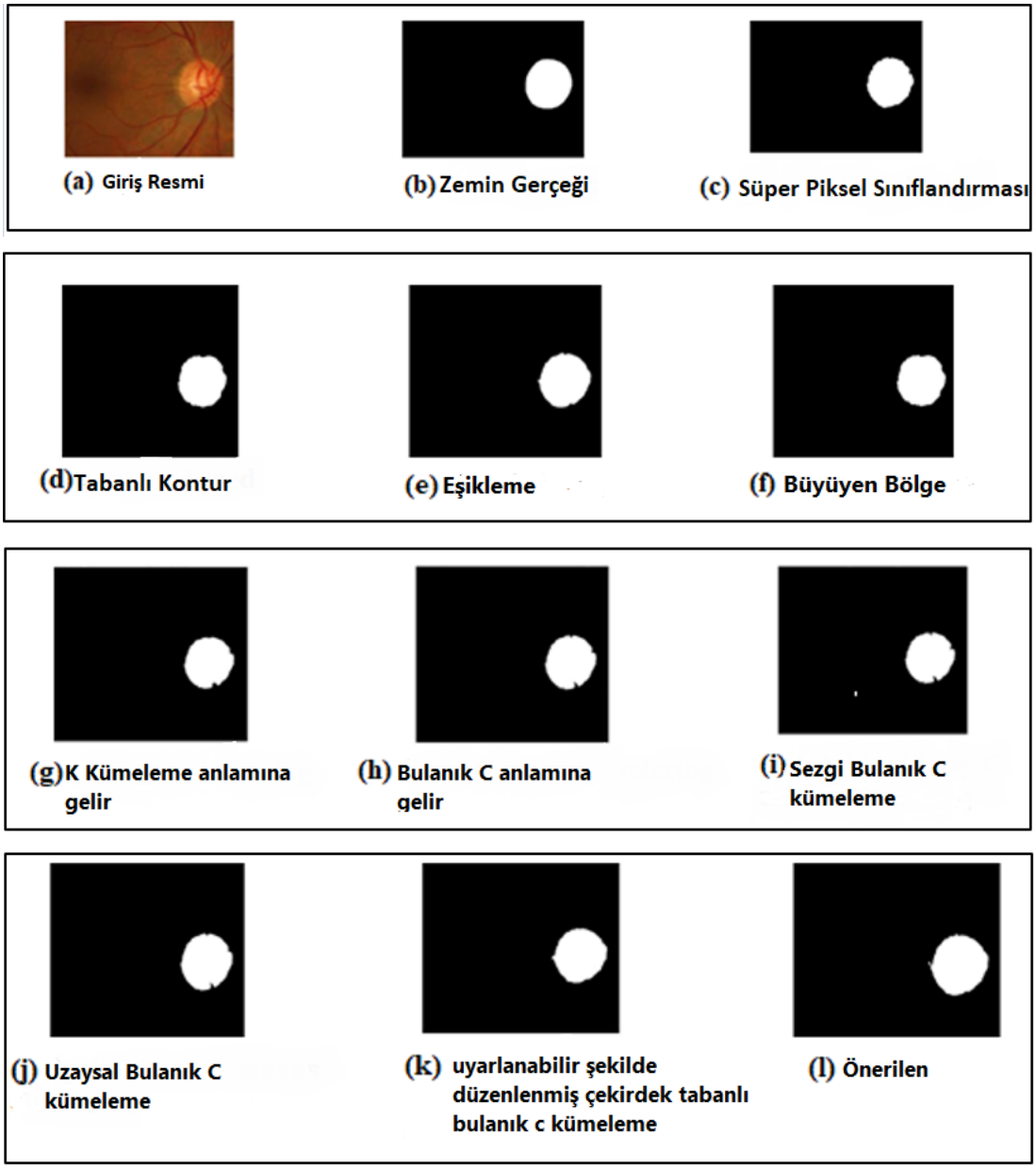


Şekil 2.3 Bu beş kümenin sonucu, a) Orijinal görüntü, b) Küme 1 için sonuç, c) Küme 2 için sonuç, d) Küme 3 için sonuç, e) Küme 4 için sonuç, f) Küme 5 için sonuç

2.5 Kümeleme Tabanlı Yöntemler

Thakur vd. geliştirilmiş tanı etkinliği ile retinal fundus görüntülerinde optik disk ve optik kap segmentasyonu için Düzey Seti Tabanlı Uyarlanabilir Düzenlileştirilmiş Çekirdek Tabanlı Sezgisel Bulanık C Ortalamaları (LARKIFCM) yaklaşımını önerdi. K ortalamaları, Bulanık C ortalamaları (FCM), Sezgisel Bulanık C ortalamaları (IFCM), Uzamsal Bulanık C ortalamaları (SFCM) ve Uyarlanabilir Olarak Düzenlenmiş Çekirdek Tabanlı Bulanık C araçları (ARKFCM) gibi çeşitli kümeleme

yaklaşımlarının süper piksel ile karşılaştırılması sınıflandırma, kontur tabanlı, eşikleme ve bölge yükseltici segmentasyon yaklaşımları bu makalede daha fazla vurgulanmaktadır. ARKFCM, bu yaklaşımların retina görüntüleri üzerindeki performansına dayanarak, hepsinden daha iyi bulunmuştur. Bu nedenle, ARKIFCM ve optik disk ve optik kap segmentasyonu için Uyarlamalı Düzenlenmiş Çekirdek-Bağımlı Sezgisel Bulanık C Ortalamaları (LARKIFCM) tabanlı Düzey Seti olarak adlandırılan bir düzey kümesi kullanılarak hibrit bir yaklaşım önerilmektedir. Bu çalışmada önerilen yöntemin, birleştirilmiş yaklaşımların olumlu özelliklerini alarak ve olumsuz olanları kaldırarak, bölütlemenin verimliliğini daha da arttırdığı bulunmuştur. Bu makale, optik disk ve optik kap segmentasyonu için glokom teşhisine hibrit bir yaklaşım sunmaktadır. Ayrıca, Uyarlamalı Düzenlenmiş Çekirdek Tabanlı Bulanık C'nin, Kümelemenin K-ortalamalarından, Bulanık C ortalamalarından, Sezgisel Bulanık C ortalamalarından ve Uzamsal Bulanık C ortalamalarından daha iyi performans gösterdiğini, son teknoloji kümeleme yöntemlerinin ve analizlerinin bir karşılaştırmasıyla sunar. Ayrıca, Uyarlamalı Olarak Düzenlenmiş Çekirdek Tabanlı Bulanık C deneysel sonuçlarında, retina görüntü kümelemesinin optik disk için %92,4 ve optik kap için %93,9 olduğu tespit edildi, bu da diğer kümeleme yöntemlerinden daha iyiydi, ancak yaklaşımın üst ve alt bölümleme problemi vardı. Ve son parçalı görüntüyü elde etti. Yaklaşım, oftalmologlar tarafından glokom teşhisi için ikinci bir görüş olarak hareket edebilen optik disk ve optik kap için retina görüntülerinin gelişmiş segmentasyonunu sağlar. Ayrıca, önerilen yöntem, doğruluk dikkate alınarak, kullanımdan ziyade algoritmanın kendisini kullanarak, küme sayısı başlatılarak ve otomatik hale getirilerek bir hesaplama süresi için geliştirilebilir. Şekil 2.4, Messidor Veri Kümesindeki Optik disk segmentasyonunu göstermektedir (Thakur ve Juneja, 2019).



Şekil 2.4 Messidor veri setinde optik disk segmentasyonu

Halid vd. bu yazıda verimli bir optik kap ve disk segmentasyonu olarak Fuzzy c-Means (FCM) ile genişleme ve erozyon uygulanmasını önerdi. CDR hesaplamasında optik kap ve optik diski segmentlere ayırmak için, fundus görüntüsünü segmentlere ayırmak üzere FCM oluşturuldu. Glokom hastalığını izlemenin en ucuz yolu Optik Fundus Kamera kullanmaktır. Bu görüntüler RGB formatında saklanır ve kırmızı, yeşil ve mavi kanallara bölünebilir. Önceki çalışmada, kontrastı nedeniyle yeşil kanalı en uygun olarak tanımlamıştır. FCM ile çıkarılan yeşil kanal bölümlere ayrılmıştır. Vernaküleri ortadan kaldırmak için yapılan başka bir testte, görüntü dizisi genişleme ve aşındırma ile ön işleme tabi tutulur. Oftalmologlar tarafından tanımlanan gerçeklik

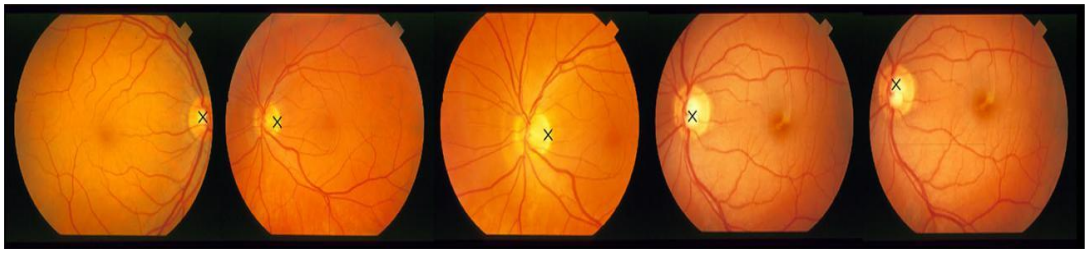
alanlarına odaklanılarak yaklaşık yirmi yedi fundus görüntüsü başarılı bir şekilde bölütlenmiş ve değerlendirilmiştir. CDR değeri, segmentli kap ve diskin çap oranından hesaplanmıştır. Hem optik kapta hem de diskte, ROC analizinin yüksek ortalama TP'si ve düşük FN'si, morfolojiye sahip FCM'nin morfolojik bir süreç olmadan daha iyi olduğunu gösterir. Değerlendirme, vernaküler alanın yokluğunun, bölümlere ayrılmış sonucun duyarlılığını, özgüllüğünü ve doğruluğunu iyileştirdiğini göstermektedir (Khalid, Noor ve Ariff, 2014).

2.6 Sezgisel Yöntemler

Abdullah vd. retina görüntüsünün optik diskini algılamak için yarasa algoritmasının (BA) optimizasyonu ile bir retina görüntüsünün yeni ön işlemesini önerdi. Bu tekniğin temel katkısı, morfolojik operatörlere ve Bat Algoritmasına (BA) dayalı bir yaklaşımın bazı özelliklerini kullanarak optik diski bölümlere ayırmak için etkili bir yöntem oluşturmaktı. Retina optik disk segmentasyonunda, BA algoritması ilk olarak düşük bir hesaplama süresinde kullanılmıştır, uygulaması basittir ve en iyi çözümü üretir. Ayrıca umut verici sonuçlar elde edebilir ve bu sonuçların tespit edildiği bir alanı otomatik olarak yakınlaştırabilirler. Önerilen yaklaşım, gri tonlamalı maskelemenin morfolojik kapanmasından ve yarasa algoritması (BA) kullanılarak optimal eşik bulgusundan yararlanmaktadır. Bu yazıda retina çerçevesindeki OD'yi sınıflandırmak için üç faz kullanılmıştır. Renkli görüntü ilk adımda gri bir görüntüye dönüştürülür, ardından morfolojik kapatma kullanılarak kan damarları elimine edilir ve görüntüden sonra tamamen tam gri skala görüntüye dönüştürülür. İkinci aşamada gri tonlamanın ayrıntılı görüntüsünden optimal varyansı bulmak için yarasa algoritması (BA) kullanılır. OD'nin tespiti, eşikleme prosedürü kullanılarak üçüncü aşamada verilir. Retina görüntüsünden OD'yi bir eşik değeri olarak saptamak için optimum varyans kullanıldı. Elips uydurma yöntemi, son aşamada, doğruluğu artırmak ve segmentli optik disk için en iyi sonucu elde etmek amacıyla segmentli optik disk sınır alanını iyileştirmek ve yumuşatmak için kullanıldı. Kamuya açık altı veri seti, MESSIDOR, DRIVE, DIARETDB1, DIARETDB0, STARE ve DRIONS-DBB, önerilen sürecin verimliliği için en küçük kareler yaklaşımı kullanılarak kontrol edildi. Optik disk segmentasyonunun ortalama örtüşmesi ve kesinliği, bu altı veritabanında %78,5-88,2 ve %96,6-99,91 aralığındaydı.

Önerilen yöntemin kullanımı, daha sağlıklı ve patolojik retinal görüntüler için düşük hesaplama süresinde optik disk bölütleme sonuçlarını iyileştirmiştir. Sonuç, diğer yaklaşımlardan önemli ölçüde daha iyiydi. Bu gelişme, önerilen yöntemin optik diskin segmentasyonu için birden fazla yöntem kullanması nedeniyledir (Abdullah vd., 2018).

Raheb vd. insan retina görüntülerinde optik diskin konumunu belirlemek için ateş böceği akıllı algoritmasını uyguladı. Ateş böceklerinin sosyal davranışlarından ilham alındı. Bu makalenin birincil amacı, optik diski tespit etmek için retinal fundus görüntülerinde bir ateş böceği algoritması uygulamaktı. En yüksek yoğunluk oranları retina görüntülerindeki optik disk ile bağlantılıdır. Bu nedenle, tüm böcekler bu yönde uçacaktır ve görüntüdeki optik diskin yerini tespit etmek mümkündür. Bu işlemle, başlangıçta belirli böcekler retina görüntüsüne rastgele eklenir ve bir böceğin konumlandırıldığı her piksel bir ateş böceği aydınlatması olarak kabul edilir. Bu nedenle optik disk tespiti için ateş böceği algoritması kullanılmıştır. Ardından, ikişer ikişer böcekler karşılaştırılır ve daha az çekici böcekler, daha çekici böceklere doğru göç eder. Son olarak, en çok arzu edilen böcek seçilir ve bu böcek söz konusu konuya en uygun cevaptır. Görüntü piksellerinin ışık yoğunluğundaki değişiklikler ve böceğin çekiciliklerinin formülasyonu bu süreçte yer alan iki önemli konudur. Işığın gücü böceğin sağlığı ile orantılıdır. Cazibe tipik olarak göreceli bir parametredir ve diğer böcekler bunu tahmin eder. Ayrıca, çekicilik türler arasındaki mesafeye bağlıdır. Retinadaki en yüksek aydınlatma hızları optik diske bağlı olduğu için tüm böcekler bu noktaya göç eder, böylece optik diskin görüntüdeki yerini tespit etmek mümkün olur. Uygulama sonuçları, önerilen algoritmanın DRIVE veri setinde %100, STARE veri setinde %95 ve MESSODIR veri setinde %94,38 doğruluk oranına ulaşabileceğini göstermektedir. Uygulama sonuçları, önerilen algoritmanın retina görüntülerinden optik diski tespit etmede oldukça yetenekli ve etkili olduğunu göstermektedir. Bu görüntülerde optik disk algılaması için rapor edilen gerekli süre ayrıca DRIVE veri kümesi için 2,13 s, STARE veri kümesi için 2,81 s ve STARE veri kümesi için 3,52 s'dir. Şekil 2.5, önerilen yöntemin seçilen beş STARE veri seti görüntüsüne uygulanmasının sonuçlarını gösterir. Optik diskin tahmini lokalizasyonu çarpı (×) ile işaretlenmiştir (Rahebi ve Hardalaç, 2016).

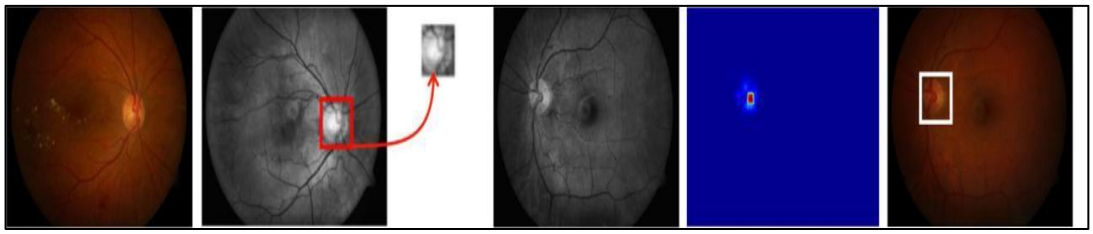


Şekil 2.5 Önerilen yöntemin seçilen beş STARE veri seti görüntüsüne uygulanmasının sonuçları. Optik diskin tahmini lokalizasyonu bir çarpı işaretiyle işaretlenmiştir.

Kavitha ve Ramakrishnan vd. ‘ın araştırmalarında, retina görüntülerinde optik disklerin tanımlanması, bir karınca kolonisi optimizasyon algoritması ile ön işleme tabi tutularak ve ön işlem yapılmadan gerçekleştirilmiştir. Bu çalışmada, sayısal görüntü işleme ve kenar algılama algoritması optimizasyonu kullanılarak retinal görüntülerdeki optik disklerin tanımlanması denenmiştir. Karınca Kolonisi Optimizasyonu yöntemi, karıncaların yuvaları ile bir besin kaynağı arasındaki en kısa yolu bulabilecekleri fikriyle motive edilir. Teknik, görüntünün yoğunluk değerlerinin yerel varyansına dayalı bir feromon matrisi oluşturmak için görüntü üzerinde hareket eden birkaç yapay karıncaya dayanmaktadır. Kenar bilgisi, her görüntü pikseli konumunda bu matris tarafından tanımlanır. Bu, feromon izleri kullanılarak dolaylı bir temas yolu olarak elde edilir. Görsel kaliteye, hesaplama süresine ve kullanışlı kenarları muhafaza etme becerisine dayalı olarak, önceden işlenmiş ACO algoritmasının performansı analiz edilmiştir. Sonuçlar, ön işleme tabi tutulmuş ACO'ya dayalı optik disk algılama sisteminin diğer yaklaşımlara göre görsel kalite açısından daha iyi olduğunu göstermektedir. Ön işlem olmadan, algoritma, optik diski ACO'dan daha az hesaplama süresinde çıkarabilir. Ön işlem ile, ön işlem yapılmayanlara göre ACO'da yaklaşık %50 daha fazla kenar tutulur. Algoritma, optimum kenarlar üretmek için azaltılmış sayıda gereksiz arama ile doğrudan bölümlemeyi destekler. Bu, benimsenen tekniğin kan damarları ve makula gibi diğer görüntü özelliklerini çıkarmada başarılı olduğu anlamına gelir. Önerilen algoritma, optik disk tanımlamasını iyileştirmenin yanı sıra görüntüdeki kan damarları ve makula arasında net bir şekilde ayrım yapar. Bu çalışmalar klinik olarak anlamlı olma eğilimindedir, çünkü oftalmolojik tedaviler için retina görüntülerinin otomatik analizleri esastır (Kavitha ve Ramakrishnan, 2010).

2.7 Yaklaşık En Yakın Komşu Alan (ANNF) Yöntemi

Ramakanth ve Babu vd. Tahmini En Yakın Komşu Alanları kullanarak retinal görüntülerde optik diskleri tespit etmek için bir yöntem önerdi. Bilgisayar görüntüsü ve grafik grubu, resim tamamlama, değerlendirici alındısı, gürültü giderme, vb. gibi sorunlarla başa çıkmak için tipik olarak yaklaşık en yakın komşu alan haritalarını kullanır. Seçilen bir optik disk referans görüntüsü ile herhangi bir sorgu görüntüsü arasındaki uyumu bulmak için önerilen yöntem, bir ANNF algoritması olan Özellik Eşleştirmeyi kullanır. Bu benzerlik, optik disk algılama için sorgu görüntüsünün referans görüntüsündeki yamalara en yakın yamaların bir dağılımını içerir, sorgu görüntüsündeki yamaların dağılımından elde edilen bir olasılık haritası kullanılır. Bu yaklaşımda, Patch Match'den çok daha hızlı ve daha kesin olan Feature Match adlı daha yeni bir teknik kullanıldı. Özellik Eşleştirmenin temeli, her bir yamaya düşük boyutlu bir fonksiyonun yaklaştırılması ve bu özelliklerin en yakın komşuları bulmak için kullanılmasıdır. Önerilen yöntemde, en yakın komşuları bulmak için kd-ağaçları kullanılmış ve referans optik disk görüntüsünü elde etmek için tek bir retina görüntüsü kullanılmıştır. Önerilen yöntem, DIARETDB0, DIARETDB1, DRIVE, STARE ve MESSIDOR'un halka açık beş veritabanında test edilmiştir, gösterilen sonuçlar, toplam 1 540 görüntü ile C++ kodunun kritik/yavaş bölümleri kullanılarak önerilen algoritmanın MATLAB tarafından uygulanmasına dayanmaktadır. Önerilen çözümün doğruluğu, ANNF haritasının optik diskin konumu etrafında ne kadar iyi lokalize olduğuna bağlıdır. Şekil 2.6, optik disk yerelleştirme algoritmasını göstermektedir. Retina fotoğraflarındaki düzensizlikler nedeniyle lokalizasyon her zaman doğru OD konumu etrafında birleşmeyebilir. Çözüm olarak, küresel sınırın yanı sıra, önerilen yaklaşımı mevcut son teknoloji yöntemlerine göre daha hızlı kılan, %99'luk bir ortalama algılama doğruluğu ve görüntü başına 0,2 s'lik bir ortalama hesaplama süresi elde etmek için önerilen algılama doğruluğu yaklaşımını geliştirmekte olasılık haritasındaki diğer yerel maksimumlar dikkate alınır. Önerilen yaklaşım, rekabetçi verimlilik sağlamanın yanı sıra, veri setlerine göre ayarlanacak herhangi bir parametreye sahip değildir ve sınırlı ön işlemeye sahiptir (Ramakanth ve Babu, 2014).

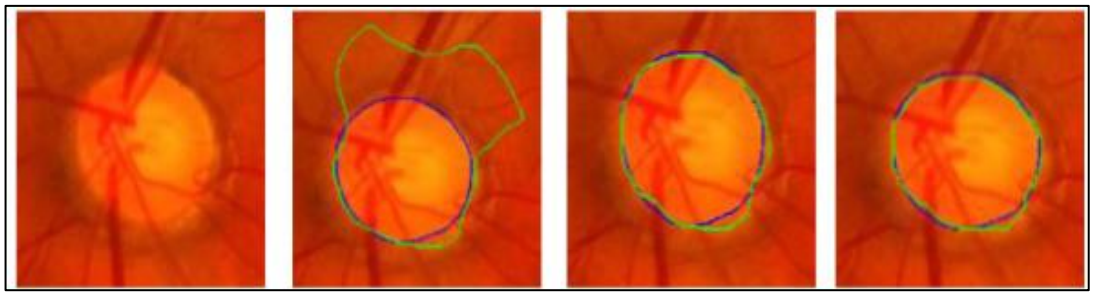


(a) (b) (c) (d) (e)

Şekil 2.6 Optik disk yerelleştirme algoritması: a) retina görüntüsü, b) Retina görüntüsünün gri tonlamalı versiyonu, c) Gri tonlamaya dönüştürülmüş örnek bir test görüntüsü, d) ANNF haritası, referans OD ile test görüntüsü arasında hesaplandığında yamaların dağılımı, e) Veritabanından giriş resmi üzerinde işaretlenmiş son çıktı bölgesi

2.8 Attanassov Sezgisel Bulanık Histon (A-IFSH) Yöntemi

Krishnan M vd. dijital fundus görüntülerini kullanarak yeni, otomatik, doğru ve verimli bir optik disk lokalizasyonu ve segmentasyonu yöntemi önerdi. Bulanık kenarlıklar, tutarsız görüntü kontrastı veya eksik kenar özellikleri nedeniyle, genel amaçlı kenar algılama algoritmaları çoğunlukla optik diski (OD) segmentlere ayırmada başarısız olur. Önerilen bu çalışma, yeni ve muhtemelen ilk süreç olan retinal fundus görüntülerinde optik diskleri segmentlere ayırmak için Attanassov sezgisel bulanık Histon (A-IFSH) tabanlı segmentasyonu kullanır. Optik diski bulmak ve izole etmek için optik disk piksel gücü ve sütun bazlı komşuluk operasyonu kullanılır. Önerilen yöntem iki aşamada gerçekleştirilir: birincisi, bir piksel gücü ve CWNO prosedürünü entegre ederek optik disk yerleştirilir. Ek olarak, A-IFS Histon işlemi kullanılarak OD bölümlere ayrılmıştır. Teknik, 30 normal, 39 glokomlu ve 31 DR görüntüsünden oluşan 100 görüntü üzerinde test edildi. 100 örneğin tümü için önerilen yaklaşım, OD'yi yüzde 100 doğrulukla yerelleştirecektir. Segmentasyon sonuçları, Otsu ve GVF tekniklerinden farklı olarak önerilen yaklaşımın, segmentasyon sonuçlarına herhangi bir şekil kısıtlaması koymadan hem normal, hem DR hem de glokom grupları için OD sınırlarını doğru bir şekilde yakaladığını göstermektedir. Önerilen IFS segmentasyon işlemi ile 0,92'lik bir F puanı ve % 93,4'lük bir doğruluk elde edildi ve önerilen yöntem hassasiyet-0,93, geri çağırma-0,91 getirdi. Optik diskin bu otomatik segmentasyon yöntemi, oftalmologların glokom, DR ve diğer gözle ilgili hastalıkları teşhis etmesine yardımcı olacaktır, önerilen bu sonuçların sonuçları şekil 2.7'de gösterilmektedir (Krishnan vd., 2012).



(a) (b) (c) (d)

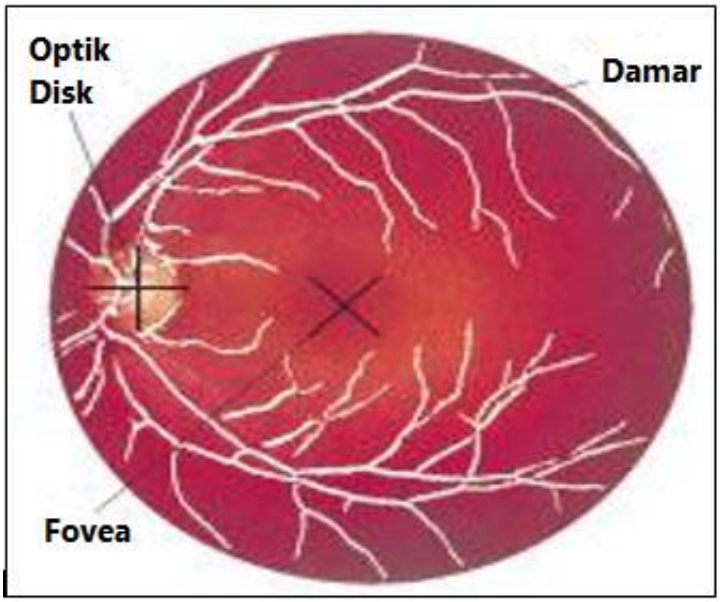
Şekil 2.7 OD bölütleme sonuçları: a) orijinal görüntü, b) Otsu, c) GVF, d) önerilen yöntem sonuçları, mavi renk bir uzman tarafından işaretlenen sınırı ve yeşil renk, bölütleme yöntemleri ile elde edilen sınırı gösterir.

2.9 Gradyan Vektör Akış Yılanı (GVF Yılanı) Yöntemi

Hsiao vd. gradyan vektör akışına ve kontur segmentasyonuna dayalı yeni bir aydınlatma düzeltme işlemi yoluyla optik disk lokalizasyonu ile denetimli bir gradyan vektör akış yılanı (SGVF yılanı) modeli elde etti. Önerilen aydınlatma düzeltme operatörü, optik disk ile arka plan arasında önemli bir kontrast oluşturur ve bu, doğrudan görüntü aracılığıyla düzgün olmayan aydınlatma sorununu çözer. Damar tıkanıklığı ve bulanık disk sınırları nedeniyle, geleneksel GVF yılanı segment konturu için uygun değildir. Bu nedenle, deformasyon yinelemesinin her anında, SGVF yılanı genişletilir, böylece kontur noktaları tanımlanıp karşılık gelen fonksiyon detaylarına göre değiştirilebilir. Sınıflandırma, öznitelik vektörünün çıkarılmasına ve eğitim görüntülerinden elde edilen istatistiksel bilgilere dayanmaktadır. Bu yöntem, kamuya açık iki renkli retinal görüntü veri tabanı, Database ve Structured Retina Examination (STARE) Veri Tabanı ve Damar Ekstraksiyonu için Dijital Retinal Görüntüler (DRIVE) kullanılarak test edilir. Bu özellikler, disk sınırını belirlemek için Bayes sınıflandırıcısını doğru kontur noktası kümesinde veya damar girişim kontur noktası kümesinde eğitmek için kullanılır. Her GVF yılan deformasyonundan sonra, kontur noktaları doğru disk kenarı konumlarına değiştirilir. Önerilen aydınlatma düzeltme operatörü performansını test etmek için kullanılan, genel olarak erişilebilir iki veri tabanının ortalama performansı, yüzde 95 doğru optik disk lokalizasyonudur. Deneysel sonuç ayrıca, SGVF yılan algoritmasının 60 görüntüden disk sınırlarını %91 oranında doğru bir şekilde bölümlere ayırdığını göstermektedir (Hsiao vd., 2012).

2.10 Optik Disk Yöntemine Dayalı Özellikler

Sinthanayothin vd. dijital renkli fundus görüntülerinden optik disk, fovea ve retinal kan damarlarının yeni bir otomatik lokalizasyonunu oluşturdu ve bir fundus retina görüntüsünün temel özellikleri, optik disk, fovea ve kan damarları yaklaşımları olarak tanımlandı. Otomatik tanımlama ve konumlamaya yönelik yöntemler ana hatlarıyla belirtildi. Uyarlanabilir, yerel, kontrast iyileştirme yoluyla 112 retina görüntüsü önceden işlendi. Komşu piksellerin gücünde en büyük farkın olduğu bölge tanımlanarak optik diskler bulundu. Çok katmanlı bir algılayıcı sinir ağının kullanımı, girdilerin, görüntünün ana bileşen analizinden (PCA) ve ilk PCA bileşeninin kenar algılamasından çıkarıldığı kan damarları sayesinde tanımlandı. Bir foveanın tipik özellikleri ile eşleşen korelasyon kullanılarak, fovea'lar tanındı. Şekil 2.8, fundus'un ana bileşenlerinin dijital bir renkli fundus görüntüsünden otomatik olarak tanınmasının sonuçlarını göstermektedir. Deneyimli bir göz uzmanı, bilgisayarlı yöntemlerle karşılaştırma için görüntünün temel bileşenlerini tanımladı. Önerilen sonuçlar, her bir ana retina bileşeninin duyarlılığı ve özgüllüğü idi: optik disk için %99,1 ve optik disk için %99,1; kan damarları için %83,3 ve fovea için %91,0; Fovea için %80,4 ve %99,1. Optik disk araştırmalarında, kan damarları ve fovea doğru bir şekilde tanımlandı. Retina görüntüsünün normal bileşenlerinin tanımlanması, bu lokasyonlardaki diyabetik retinopati hastalıklarının potansiyel teşhisine yardımcı olacaktır (Sinthanayothin vd., 1999).



Şekil 2.8 Fundusun ana bileşenlerinin dijital bir fundus renkli görüntüsünden otomatik olarak tanınmasının sonuçları

Damon vd. çalışmalarında optik kap sınırını bükülmeleri kullanarak otomatik olarak tespit etmek için bir teknik önerdiler. Optik diskin içinde, damar adayları için segment tabanlı dalgacık, kenar ve renk özelliklerinin üretildiği yamalar çıkarıldı. Bu adayları belirlemek için daha sonra bir SVM tekniği kullanıldı. Bükülmeyi tespit etmek ve lokalize etmek amacıyla damarlar boyunca araştırma yapmak için değişen çok ölçekli bir pencere aralığı kullanıldı. Singapur Göz Araştırma Enstitüsü'nden alınan 67 retinal fundus görüntüsü üzerinde yapılan bir çalışmada, optik kabı değerlendirmek için elde edilen bükülmeler solgunluğa dayalı bilgilerle birleştirildi ve önerilen yöntem başarısı için umut verici sonuçlar elde edildi. Optik kap sınırını kontrol etmede bükülmelerin kullanımının büyük bir etkisi olduğunu gösterdiler. Yatay alanda yatay kap sınırının doğruluğunu iyileştirirken, tespit edilen kaptaki iyileşme özellikle not edildi (Damon vd., 2012).

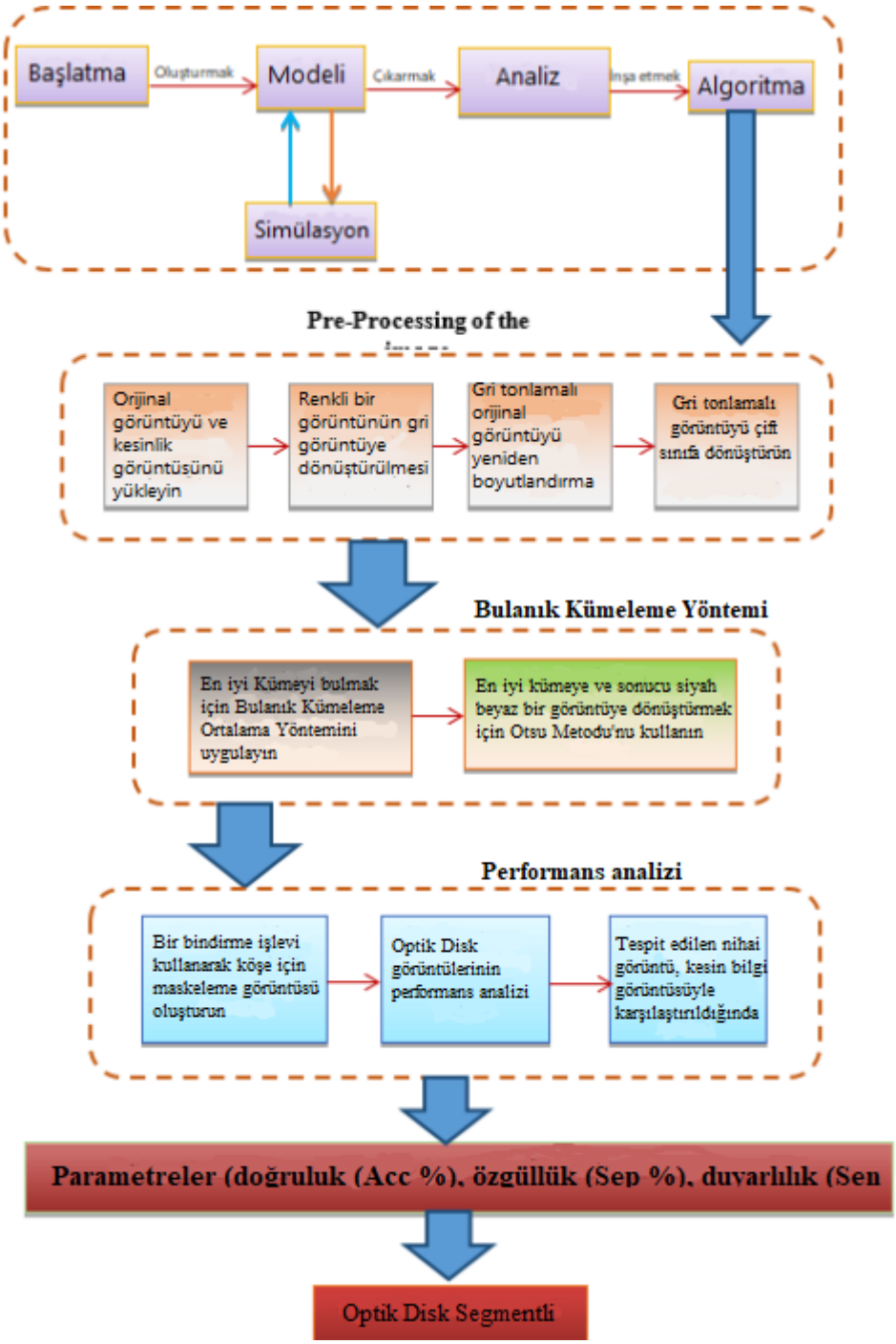
3. METADOLOJİ

3.1 Motivasyon

Bu bölümde önerilen yöntem anlatılacaktır. Önerilen yöntemin girdisi, herhangi bir boyutta bir 'tif' uzantısına sahip herhangi bir RGB retina görüntüsüdür. Önerilen algoritma MATLAB 2017 programında yazılmıştır. OD yerelleştirme ve bölümleme için önerilen yöntemin algoritması beş temel adımdan oluşur: ön işlem, bulanık kümeleme ortalaması, Otsu ikilileştirme yöntemi, son işlem ve performans analizi.

3.1.1 Ön Işlem Adımı

Standart muayeneler sırasında alınan fundus görüntüleri gürültüye ve düşük kontrasta duyarlıdır, bu da tek tip olmayan aydınlatma ile birlikte düşük kaliteli retina görüntülerine neden olur. Sonuç olarak, doğru bir otomatik klinik tanı koymak için bu görüntülerin ön işlemesine ihtiyaç duyulmaktadır. Görüntü parazitini en aza indirmek için bir medyan 3*3 filtresi kullanılır. Ortalama filtre gibi doğrusal filtrelerin yumuşatma etkisi, genellikle istenmeyen bir durum olan bir resimdeki kenarların zayıflamasına neden olur. Medyan filtresi, kenarları çok fazla etkilemeden görüntünüzdeki nesneleri ve gereksiz yapıları kaldırmanıza yardımcı olur. Medyan filtresinin temel amacı, komşularından çok farklı yoğunluk değerlerine sahip noktaların birbirine daha yakın değerlere sahip olmasını sağlayarak izole alanlarda oluşan yoğunluk tepelerini ortadan kaldırmaktır (Uribe-Valencia ve Martínez-Carballido, 2019). Önerilen yöntem Şekil 3.1'de gösterilmiştir.

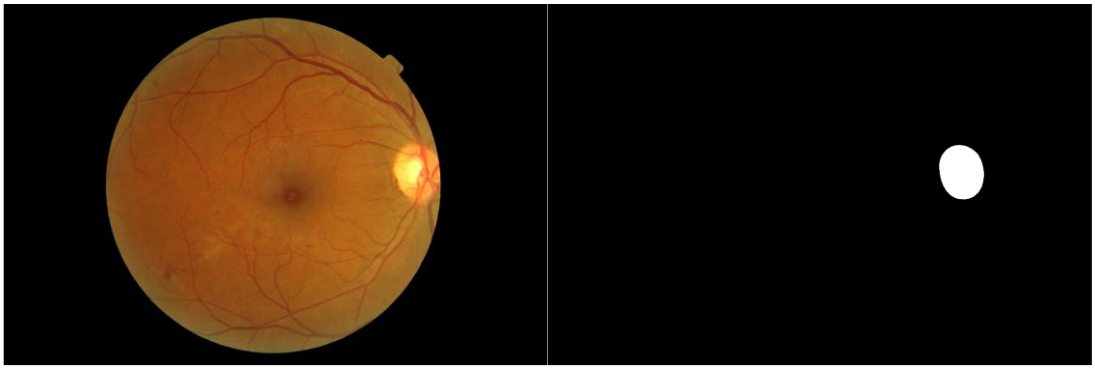


Şekil 3.1 Önerilen algoritma

Bu çalışmada ön işlem aşaması aşağıdaki adımları içermektedir:

3.1.2 Görüntüyü Okuma

Bu adımda DRIVE, STARE ve MESSODIR veri setinden retina görüntüsü, görüntü MATLAB yazılımında (imread) fonksiyonu kullanılarak okunmuştur. Veritabanından orijinal retina görüntüsü ve kesin referans görüntüsü alınmıştır. Bu adımın sonucu Şekil 3.2'de gösterilmiştir.



(a) (b)

Şekil 3.2 a) Orijinal retina, b) Gerçek referans retina

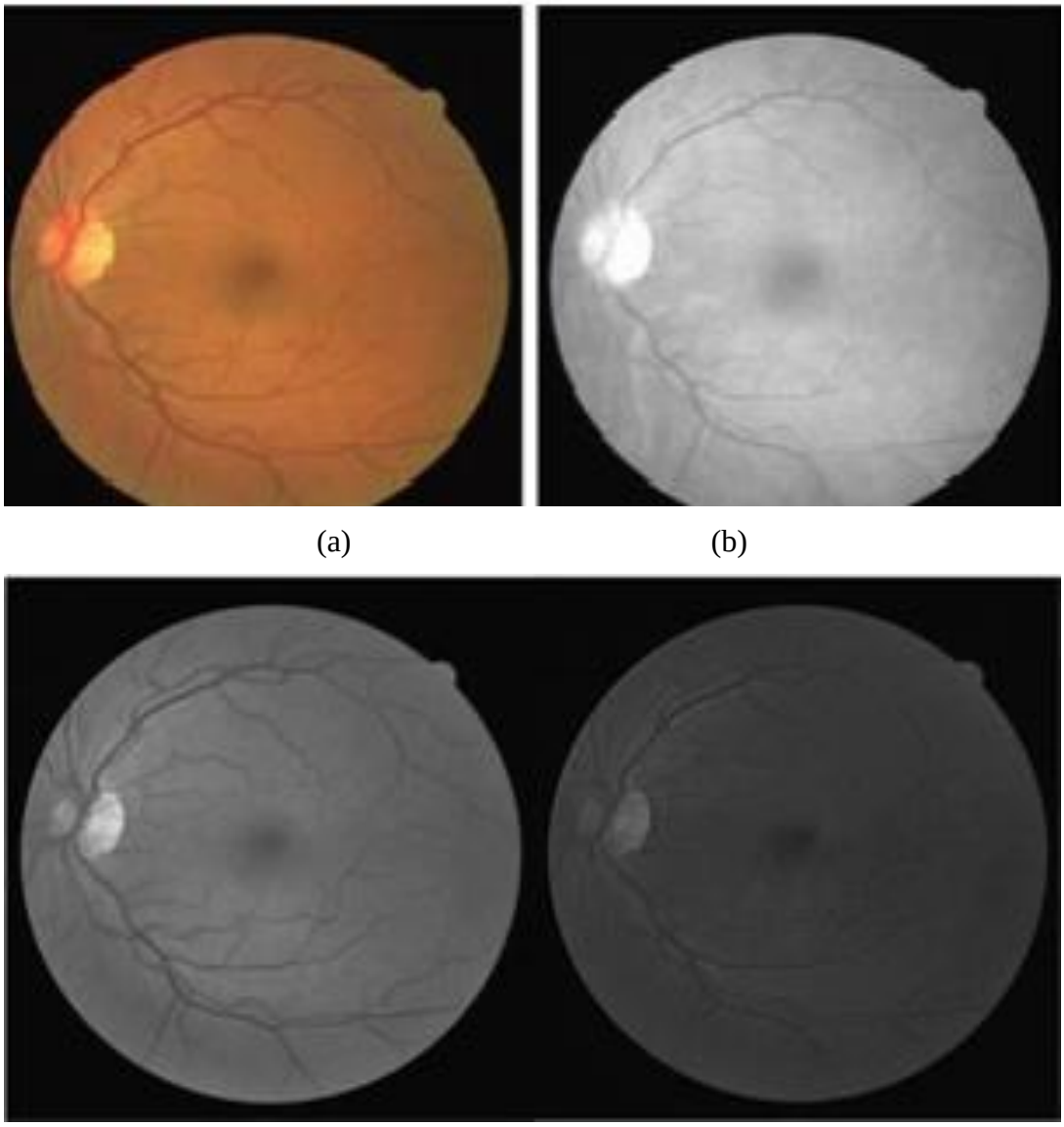
3.1.3 Görüntüyü Yeniden Boyutlandırma

Boyut bazen önemli olduğundan, şekil ekranda belirli bir bölgeye sığacak şekilde yeniden boyutlandırılabilir. Daha küçük görüntüler, daha büyük olanlardan daha hafiftir, yalnızca onları küçültür (hem çözünürlüğü hem de dosya boyutunu azaltır). Bu, yükleme sürecini hızlandırmaya veya yazılımınızda ve bilgisayarınızda depolama alanını boşaltmanıza yardımcı olabilir. Bu adımda fundus görüntüsünün boyutu küçültülür ve ön işleme aşamasında fundus görüntüsünün renkleri ayrıştırılır. Önerilen algoritmada bu görüntüler (imresize) işlevi kullanılarak orijinal görüntünün (%0,25) boyutuna yeniden boyutlandırılır.

3.1.4 Görüntüyü Gri Tonlamalı Görüntüye Dönüştürme

Bu adımda, bir fundus kamerasından alınan retina görüntüsü, hesaplamaları basitleştirmek ve veri boyutunu ve hesaplama süresini azaltmak için gri tonlamalı bir görüntüye dönüştürüldü. Herhangi bir renkli dijital görüntü, bir dizi kodla temsil edilen birincil renkli varyasyonlardan oluşan piksellerden oluşur. Bu şekilde gri tonlamalı bir

görüntü bir kanaldır. Standart bir dijital kamerayla çekilen bir görüntü kırmızı, yeşil ve mavi bir kanala sahip olacaktır. Yeşil kanalda damarlı ve damarlı olmayan parçalar arasındaki mukavemet farkı daha büyük olduğu için, işlenmek üzere seçilmiştir. Şekil 3.3 senaryoyu göstermektedir. Bu şemada görüldüğü gibi yeşil kanaldaki kan damarı diğerlerine göre daha nettir. Sonuç olarak yeşil kanal ile ilerlemeye karar verdik (Albargathe vd., 2020).



(a) (b)

(c) (d)

Şekil 3.3 a) Orijinal görüntü, b) Kırmızı kanal, c) Yeşil kanal , d) Mavi kanal

3.1.5 Görüntüyü Çift Sınıflı Görüntüye Dönüştürme

Bulanık Kümeleme Ortalaması (FCM) yöntemi yalnızca çift sınıflı görüntüleri kabul ettiğinden, bu adımda MATLAB'deki (im2double) fonksiyon kodu kullanılarak tüm görüntüler çift kesinliğe dönüştürülecektir. Gri tonlamalı yoğunluk görüntüsü, gerçek renkli görüntü veya ikili görüntünün tümü kullanılabilir. Tamsayı veri türlerinin çıktısı, im2double tarafından [0, 1] aralığına yeniden ölçeklendirilir. (im2double (image,'indexed')) dizine alınmış görüntünün hassasiyetini iki katına çıkarır. Bu aracı kullanarak RGB ve gri tonlamalı görüntüleri temsil etmenin iki yolu vardır. Görüntüler, 0 ile 1 aralığında çift duyarlıklı (veya tek duyarlıklı) sayılar olarak yorumlanabilir. Görüntü buna, görüntü işleme veya gri tonlamalı dönüştürme sırasında iki katına çıkarmanın, tamsayı değerleriyle sınırlı olmadığınız için, daha yüksek kesinliğin korunmasına yardımcı olacağını ekleyebilir.

3.2 Bulanık Kümeleme Ortalaması (FCM)

FCM, mukavemet homojensizliklerinin mevcudiyetinde segmentasyondaki doğruluğu nedeniyle önerilmiştir ve doğrudan katı segmentasyon içeren mevcut metodolojilerin yerini alabilir. İlk olarak 1973'te Dunn tarafından tanıtılmış ve daha sonra 1981'de Bezdek tarafından geliştirilmiştir. O zamandan beri, örüntü tanıma, homojenliği düzeltilmiş görüntüler, yumuşak segmentasyon ve fayda alanı tahminleri için çeşitli uygulamalarda kullanılmaktadır (Khalid, Noor ve Ariff 2014). Kümeleme (k olarak kısaltılır), iyi tanımlanmış kümeleme problemlerini ele almak için yaygın olarak kullanılan bir denetimsiz öğrenme tekniğidir. Sabit sayıda küme önceliği kullanılarak belirli bir veri kümesinin sınıflandırılması, kümeleme için kullanılan temel bir tekniktir. Önerilen bu algoritmada 5 küme kullanılmıştır. Temel kavram, her küme için 'k' merkezleri belirlemek ve bunları farklı konumların farklı kümelerle sonuçlanması için mümkün olduğunca uzağa yerleştirmektir. Sonuç olarak, bir sonraki adım, verilen veri seti ile ilişkili ve en yakın ortaya ait olan bir noktayı seçmektir. Bu işlem, bekleyen tüm puanlar kullanılana ve daha fazla puan kalmayana kadar tekrarlanır. Bunu takiben, önceki adımlar kullanılarak yeni merkezler belirlenir ve aynı veri noktaları koleksiyonu için yeni en yakın merkezlerle bağlama yapılır. N. döngü oluşur, bunun

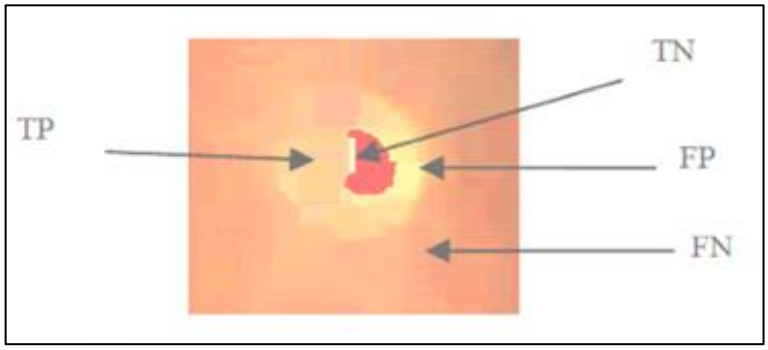
sonucunda 'k' merkezlerinin her biri, daha fazla değişiklik mümkün olmayana kadar birer birer konum değiştirir (Thakur ve Juneja, 2019).

3.3 İkilileştirme İçin Otsu Metodu

Görüntü, bu adımda, olası en küçük bölütleme hatasını üreten eşikleme olan optimal eşik yöntemi (Otsu) kullanılarak ikili bir görüntüye dönüştürülmüştür. Otsu, optimum eşikleme sonuçları elde etmek için kullanılabilecek bir yöntemdir. Diğer yöntemlerle karşılaştırıldığında Otsu, eşikleme, hesaplama hızı, performans geliştirme için diğer yöntemlerle birleştirildiğinde iyi yetenekler ve güvenilir performans dahil olmak üzere birçok avantaja sahiptir. Otsu eşikleme, her bir görüntü pikselinin iki gruba veya iki modlu bir histograma sahip olduğu varsayımına dayalı olarak sizin için en iyi görüntü eşiğini seçecektir. Otsu yöntemi, sınıf varyansını en aza indirerek titiz bir arama gerçekleştirir (Wiharto ve Palgunadi, 2019).

3.4 İşlem Sonrası

İşlem sonrası aşamada Alıcı Operasyon maliyet yöntemi kullanılarak renk segmentasyon analizi yapılır, ardından CDR ölçüm ve değerlendirme, Alıcı çalışma karakteristiği (ROC) ve performans analizi ve CDR değerlendirmesi yapılır. Alıcı çalışma karakteristiği (ROC), performans analizi ve CDR bu aşamada değerlendirilir. Parçalı görüntü, performans incelemesi sırasında oftalmologlar tarafından gerçekleştirilen temel gerçeğe dayalı olarak analiz edilir. Şekil 3.4'te gösterildiği gibi, ROC, bölümlere ayrılmış görüntünün FP, FN, TP ve TN değerlerini hesaplamak için kullanılır.



Şekil 3.4 ROC etiketli segmentli fundus görüntüsü

ROC analizi, segmentli fundus resmindeki her pikselin pozitif veya negatif olarak sınıflandırılmasıyla hesaplanan TP ve TN fraksiyonlarına dayanmaktadır. FCM segmentasyonunun tutarlılığını ve optik kap ve optik disk segmentasyonu için doğruluk derecesini belirlemek için Tablo 3.1'deki dört ana koşul kullanılır (Khalid vd., 2014).

Tablo 3.1 Dört temel koşul

ROC		Description
Gerçek Pozitif	TP	Disk/Kap olduğu kanıtlanan Disk/Kap olarak bölümlere ayrılmış bölge
Gerçek Negatif	TN	Disk/Kap olmadığı kanıtlanan Disk/Kap değil olarak segmentlere ayrılmış bölge
Yanlış Pozitif	FP	Disk/Kap olmadığı kanıtlanan Disk/Kap olarak bölümlere ayrılmış bölge
Yanlış Negatif	FN	Disk/Kap olduğu kanıtlanan Disk/Kap değil olarak bölümlere ayrılmış bölge

3.5 Performans Analizi

Segmentli görüntü, performans incelemesinde oftalmologlar tarafından gerçekleştirilen temel gerçeğe dayalı olarak analiz edilir. Süreci değerlendirmek için MESSODIR ve DRIVE veri kümesinden alınan genel retina görüntüleri kullanılacaktır. Doğruluk değerlendirmesinde kullanılacak gerçek negatifi (TN), gerçek pozitifi (TP), yanlış pozitifi (FP) ve yanlış negatifi (FN) ölçmek için kullanılacak karışıklık matrisi, şekil 3.5'te bölümlere ayrılmış retinada bu dört ana bölge gösterilmektedir (Khalid vd., 2014).

Gerçek Pozitif (TP):

Bir görüntünün temel gerçek olarak segmente edilen ve temel gerçeğe ait olan bölgesi Denklem (3.1) kullanılarak hesaplanan TP olarak tanımlanır.

SA < OA ise,

$$TP = 1 - \frac{(OA - SA)}{OA} \qquad \text{veya, TP = 1} \qquad (3.1)$$

Burada **SA**, bölümlenmiş alanı temsil eder ve **OA**, temel gerçek ile elde edilen hedef alanı temsil eder.

Yanlış Pozitif (FP):

Bir görüntünün temel gerçeği olarak bölünmüş ancak temel gerçeğe ait olmayan alanı FP olarak adlandırılır. Denklem (3.2)'deki formül kullanılarak tahmin edilir.

SA > OA ise,

$$FP = \frac{(SA-OA)}{(BS-OA)} \qquad \text{veya, FP = 0} \qquad (3.2)$$

Burada **BS**, parçalı görüntünün arka plan boyutunu temsil eder.

Gerçek Negatif (TN):

Bir görüntünün temel gerçeği olarak bölümlere ayrılmamış ancak temel gerçeğe ait olan alanına TN denir. TN, TP ile aynı anlamda çıkarılır; TN değeri ne kadar yüksek olursa, bölümleme verimliliği o kadar iyi olur. Denklem (3.3)'de hesaplanır.

SA > OA ise,

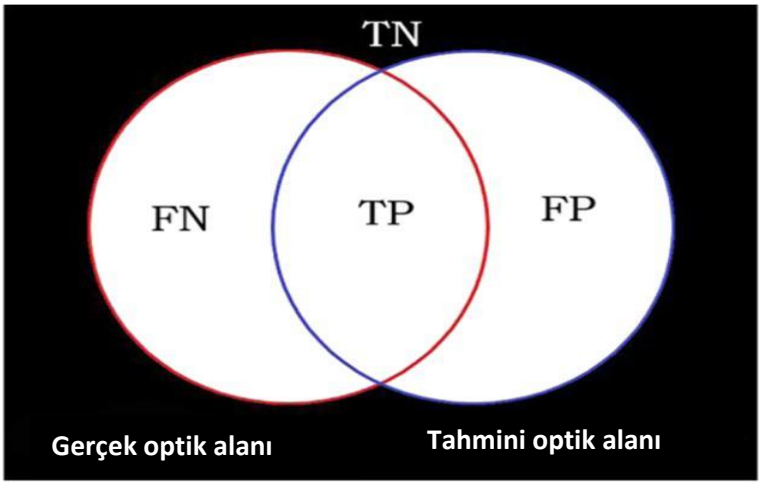
$$TN = \frac{(OA-SA)}{(BS-OA)} \qquad \text{veya TN =1} \qquad (3.3)$$

Yanlış Negatif (FN):

Bir görüntünün temel gerçek olarak bölümlere ayrılmamış ancak temel gerçeğe ait olan bir bölgesi FN olarak tanımlanır. Denklem (3.4)'deki formül kullanılarak tahmin edilir.

SA < OA ise,

$$FN = \frac{(OA-SA)}{OA} \qquad \text{veya, FN = 0} \qquad (3.4)$$



Şekil 3.5 Parçalı retinadaki dört ana bölge

Önerilen algoritmanın verimliliği, üç ölçü kullanılarak değerlendirilir: gerçek bir pozitif kesir (TPF), bir gerçek negatif kesir (TNF) ve bir doğruluk değeri (ACC). Üç ölçüyü hesaplamak için aşağıdaki denklemler kullanılır. Şekil 3.6, duyarlılığı (SN), doğruluğu (ACC) ve özgüllüğü (SP) göstermektedir (Reza vd., 2009).

Accuracy (Acc):

Bazı standartlarla ilgili doğruluk veya kesinlik ölçüsüdür. Denk.(3.5)'de verildiği gibi hesaplanır.

$$Acc = \frac{(TN+TP)}{(TN+FN+FP+TP)} \times 100 \tag{3.5}$$

Özgüllük (SP):

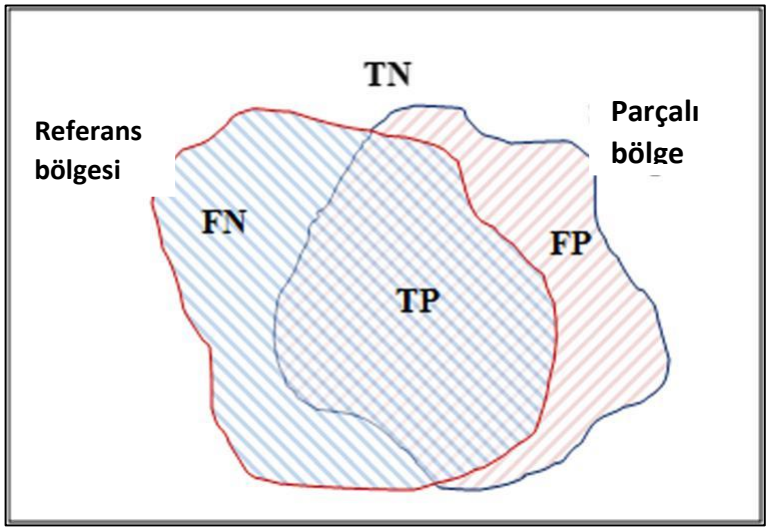
Yanlış bir şekilde OD (veya sızan) piksel olarak etiketlenen piksellerin oranı, özgüllük olarak bilinir,

$$SP = \frac{TN}{(TN+FP)} \tag{3.6}$$

Hassasiyet (SN):

TPR, OD pikselleri olarak doğru şekilde etiketlenmiş piksellerin yüzdesidir,

$$SN = \frac{TP}{(TP+FN)} \tag{3.7}$$



Şekil 3.6 Duyarlılık, Özgüllük ve Doğruluk (Rahebi ve Hardalaç, 2016)

4. SİMULASYON SONUÇLARI

4.1 Simulink Modeli

Teknik, bir oftalmolog tarafından manuel olarak ayarlanmış bir temel gerçeklik kullanılarak doğrulanmalıdır. Standart araçları kullanarak, OD sınırındaki bazı pikselleri seçerek OD bir daire olarak hesaplanmıştır. Önerilen teknik, OD konumunu (95,93) hassasiyetle doğru bir şekilde tanımlamış, ayrıca doğruluk (95,76) ile önerilen yöntemle değerlendirilmiştir. Yani, OD'nin lokalizasyonu için algoritmamız diğer yaklaşımlardan daha yüksek doğruluk elde etmiştir.

4.2 Veri Seti

4.2.1 DRIVE Veri Seti

DRIVE veritabanı (Damar Ekstraksiyonu için Dijital Retinal Görüntüler) halka açıktır. Hollanda'daki bir diyabetik retinopati tarama programı DRIVE veritabanı için fotoğraflar sağladı. Yaşları 25 ila 90 arasında değişen toplam 400 diyabetik denek tarandı. Rastgele otuz fotoğraf seçildi, bunların 33'ü diyabetik retinopati belirtisi göstermedi ve yedi tanesi orta derecede erken diyabetik retinopati belirtileri gösteriyordu. Hem normal hem de patolojik bir görüntü örneği için Şekil 4.1'e bakınız (Staal vd., 2004).



(a) (b)

Şekil 4.1 DRIVE'dan retina görüntüleri, a) sağlıklı retina, b) retinal patoloji

Fotoğrafları (FOV) çekmek için 45 derecelik görüş alanına sahip bir Canon CR5 midriatik olmayan 3CCD kamera kullanıldı. 768 x 584 pikselde, her görüntü renk düzlemi başına 8 bit kullanılarak yakalandı. Görüntüler, bu veritabanı için FOV çevresinde kırpılmıştır. 40 görüntü, her biri 20 görüntü içeren iki gruba ayrılmıştır: bir eğitim seti ve bir test seti. Eğitim videoları için vaskülatürün tek bir manuel segmentasyonu gereklidir. Test durumları için iki manuel segmentasyon gereklidir; biri altın standart olarak hizmet ederken, diğeri bilgisayar tarafından oluşturulan segmentasyonları bir insan gözlemcininkilerle eşitlemek için kullanılabilir. Başarılı bir göz doktoru, damar sistemini manuel olarak bölen tüm insan gözlemcilere tavsiyelerde bulunmuş ve eğitim vermiştir. Veritabanındaki her bir görüntü, klinik tanı koymak için kullanılmıştır (Hoover ve Goldbaum, 2003).

4.2.2 STARE Veri Seti

STARE (Retinanın Yapılandırılmış Analizi), kan damarlarının segmentasyonu için 10'u patolojik olan 20 görüntü içeren, halka açık bir veri tabanıdır. Şekil 4.2, STARE veritabanından alınan retina görüntülerini göstermektedir. Görüş alanı, 35 derecelik (FOV) bir Canon TRV-50 fundus kamerası kullanılarak çizilmiştir. Yakalanan görüntülerin çözünürlüğü 605×700'dür ve her görüntü alanı, bir çap çemberi dahil 650×500 çözünürlükte görüntüler elde etmek için kırpılmıştır. Yakalanan görüntüler 605×700 piksel çözünürlüğe sahiptir ve her görüntü bölgesi, çap dairesi dahil 650×500 piksel çözünürlüğe sahip görüntüler elde etmek için kırpılmıştır (Hoover ve Goldbaum, 2003).



(a) (b)

Şekil 4.2 STARE'den retina görüntüleri: a) sağlıklı retina, b) patolojik retina

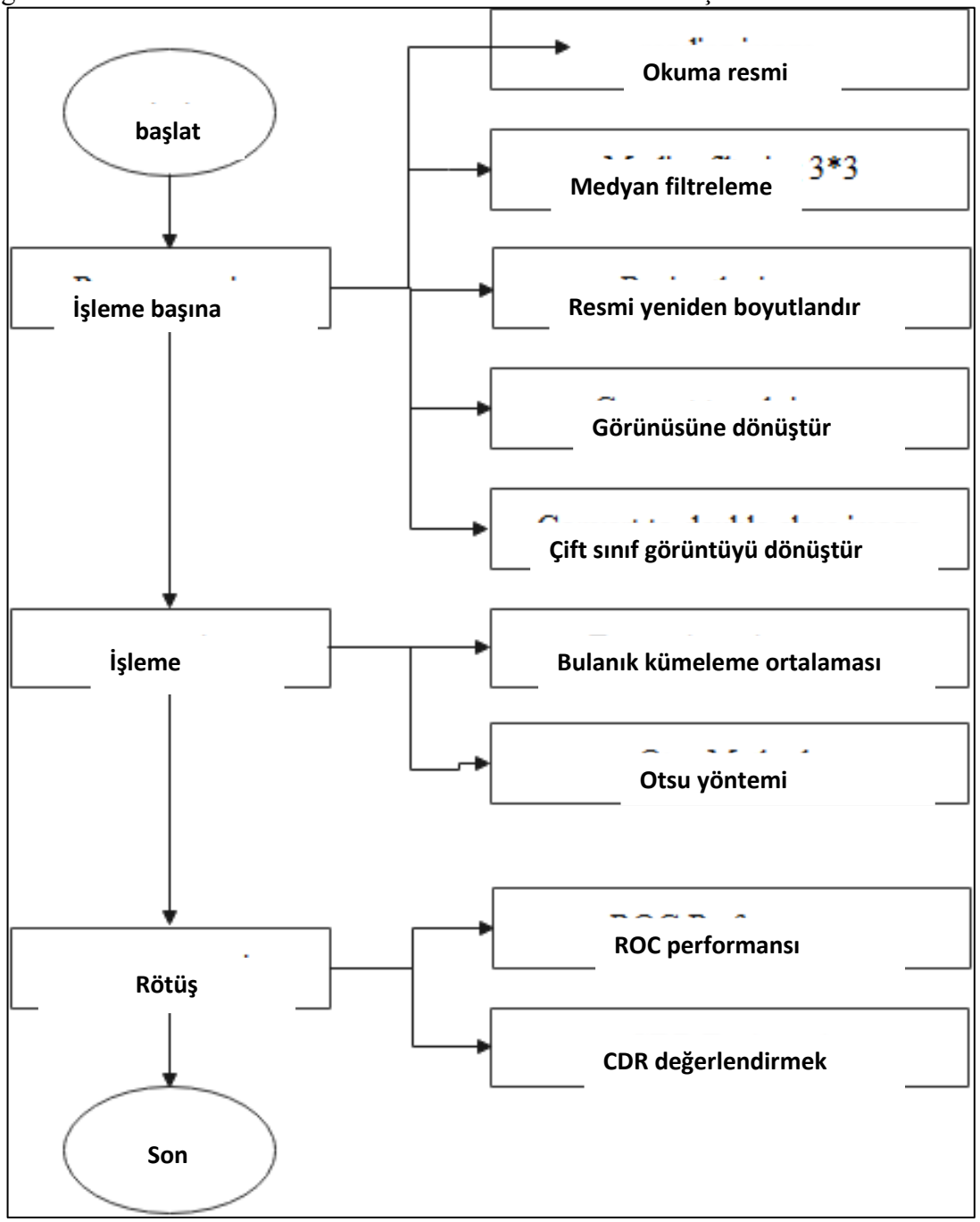
4.2.3 MESSIDOR Veri Seti

Messidor veri seti, 45 derece görüş alanına sahip bir Topcon TRC NW6 midriatik olmayan retinografi sistemi ile çekilmiş 'tif' formatında 1 200 retinal fundus görüntüsü içerir. Ayrıca, bir veri setindeki görüntüler, 800'ü genişlemiş gözbebeklerine sahip olacak ve 400'ü olmayacak şekilde toplanmıştır. Segmentli optik disklerin doğrulanması için temel gerçek tif formatında mevcuttur. (Decencière vd., 2014).

4.3 Önerilen İşlemin Akış Şeması

Şekil 4.3'te gösterildiği gibi, önerilen yaklaşım ön işlem, işlem ve son işlemden oluşmaktadır. Toplam yirmi yüksek çözünürlüklü fundus görüntüsü toplanmıştır. Fundus görüntüsünün boyutu küçültülür ve ön işleme aşamasında fundus görüntüsünün renkleri ayrıştırılır. İşleme aşamasında FCM segmentasyon yöntemi kullanılmaktadır. Son olarak, son işleme aşaması, CDR hesaplama ve değerlendirmenin yanı sıra Alıcı Operasyon Maliyeti yöntemini kullanan renk segmentasyon analizini içerir. Önerilen adımların Akış Şeması Şekil 4.3'te

g ö s t e r i l m i ş t i r .



Şekil 4.3 Önerilen işlemin akış şeması

4.4 Önerilen Yöntemin Adımları

Önerilen yöntemin adımları Şekil 4.3'te gösterilmiştir. Bu akış şemasının adımları aşağıdaki adımlar gibidir:

4.4.1 Ön İşlem Aşaması

Standart muayeneler sırasında alınan fundus görüntülerinde gürültü ve düşük kontrast, tek tip olmayan aydınlatma ile birleştirildiğinde düşük kaliteli retina görüntülerine neden olabilir. Sonuç olarak, etkili bir otomatik klinik tanı oluşturmak için bu görüntülerin ön işlenmesi giderek daha önemli hale gelmektedir. Görüntü gürültüsünü azaltmak için bir medyan 3*3 filtresi kullanılır. Ortalama filtre gibi doğrusal filtrelerin yumuşatma etkisi, genellikle istenmeyen bir görüntünün kenarlarını zayıflatır. Medyan filtresi, kenarlardaki etkiyi en aza indirirken görüntünüzdeki istenmeyen yapay madde ve yapıları ortadan kaldırmanıza olanak tanır. Medyan filtresinin temel amacı, birbirinden çok farklı yoğunluk değerlerine sahip noktaları komşularından birbirine yaklaştırarak izole alanlarda meydana gelen yoğunluk tepelerini ortadan kaldırmaktır (Uribe-Valencia ve Martínez-Carballido, 2019). Bu çalışmada ön işleme aşaması aşağıdaki adımları içermektedir:

4.4.2 Görüntüyü Yeniden Boyutlandırma

Görüntü, ekrandaki belirli bir alana uyacak şekilde yeniden boyutlandırılabilir. Daha küçük olan resimler, daha büyük olanlardan daha az ağırlığa sahiptir. Ön işleme aşamasında fundus görüntüsünün boyutu küçültülür ve fundus görüntüsünün renkleri ayrıştırılır. Önerilen algoritmada bu görüntüler, imresize işlevi kullanılarak orijinal görüntünün %0,25'i olarak yeniden boyutlandırılır.

4.4.3 Görüntüyü Gri Tonlamalı Görüntüye Dönüştürme

MATLAB yazılımındaki (rgb2gray) özelliği kullanılarak STARE, DRIVE ve MESSIDOR veri setlerinden bir fundus kamerasından alınan retina görüntüsü, hesaplamaları basitleştirmek ve veri boyutunu ve hesaplama süresini en aza indirmek için gri tonlamalı bir görüntüye dönüştürülmüştür. Pikseller, bir dizi kodla temsil edilen birincil renk çeşitlemelerinden oluşan herhangi bir renkli dijital görüntüyü oluşturur. Gri tonlamalı bir görüntü bu şekilde bir kanaldır. Standart bir dijital kamera ile çekilen bir görüntüde kırmızı, yeşil ve mavi bir kanal bulunacaktır. Yeşil kanal, işleme için seçilmiştir çünkü damarlı ve damar olmayan parçalar arasındaki mukavemet eşitsizliği daha büyüktür (Albargathe vd., 2020).

4.4.4 Görüntüyü Çift Sınıfa Dönüştürme

Bu aşamada, tüm görüntüler MATLAB'ın (çift) işlev kodu kullanılarak çift kesinliğe dönüştürülecektir. Gri tonlamalı yoğunluklu bir görüntü, gerçek renkli bir görüntü veya ikili görüntü kullanmak mümkündür.

4.4.5 İşlemler

4.4.5.1 Bulanık Kümeleme Ortalaması

Belirli sayıda küme kullanılarak belirli bir veri kümesinin sınıflandırılması basit bir kümeleme tekniğidir. Önerilen bu algoritmada beş küme kullanılmıştır. Temel fikir, her küme için mümkün olduğu kadar çok "k" merkezi bulmak ve bunları olabildiğince uzağa yerleştirmek, böylece konumlarına bağlı olarak farklı kümeler oluşturmaktır. Bunu takiben, önceki adımlar kullanılarak yeni merkezler belirlenir ve yeni en yakın merkezlerle aynı veri noktalarının toplanması için bağlama yapılır. 'k' merkezlerinin her birinin, daha fazla değişiklik mümkün olmayana kadar konumlarını birer birer değiştirmesine neden olan döngü oluşturulur.

4.4.5.2 İşlem Sonrası

İşlem sonrası aşamada, Alıcı İşlem Maliyeti yöntemi kullanılarak renk segmentasyon analizi yapılır, ardından CDR ölçümü ve değerlendirmesi yapılır. Bu aşamada, Alıcı çalışma özelliği (ROC), performans analizi ve CDR'nin tümü değerlendirilir. Performans analizi sırasında, oftalmologlar temel gerçeği yürütür ve parçalı görüntüyü değerlendirir.

4.4.6 Doğruluk Performansı

Duyarlılık, kesinlik ve doğruluk tanımlarının yanı sıra birçok kelime yaygın olarak kullanılmaktadır. Başarı oranını ifade eden doğruluk metriği, OD lokalizasyon verimliliğini değerlendirmek için kullanılır (yani, OD merkezinin doğru olarak algılandığı görüntü sayısının veritabanının toplam görüntülerine oranıdır).

4.4.7 ROC Analizi

Bu yaklaşımın çıktısını değerlendirmek için halka açık üç veri tabanı kullanıldı: DRIVE, STARE ve MESSIDOR. Bu veritabanlarında önerilen yöntem, diğer mevcut yöntemlere kıyasla daha yüksek hassasiyet elde etti. DATASET'lerin işlem sonrası seviyesinde kesinliği (95,93), alıcı çalışma karakteristiği (ROC), performans analizi ve CDR tümü değerlendirildi. Sonuçlar Tablo 4.1'de gösterilmektedir. Bir performans incelemesi sırasında tüm sonuçlar, ortalama olarak 20 test edilmiş Veri Kümesi görüntüsüdür. Parçalanmış görüntü, oftalmologlar tarafından gerçekleştirilen temel gerçeğe dayalı olarak analiz edilir. ROC, bölümlere ayrılmış görüntünün FP, FN, TP ve TN değerini belirlemek için kullanılır. FCM'nin performansı, kesinlik, geri çağırma, duyarlılık, özgüllük ve doğruluğu değerlendirmek için ROC koşulları belirlendikten sonra değerlendirilir. Basit bir ifadeyle, yüksek bir geri çağırma algoritması, ilgili verilerin çoğunu döndürürken, yüksek hassasiyetli bir algoritma, alakasız sonuçlara göre biraz daha alakalı sonuçlar verir.

Tablo 4.1 Önerilen metodun sonuçları

Çıktı Ölçüleri	**Başarı oranı**
Duyarlılık (%)	79,61
Kesinlik (%)	95,93
Doğruluk (%)	95,76
Zaman (sec)	0,030

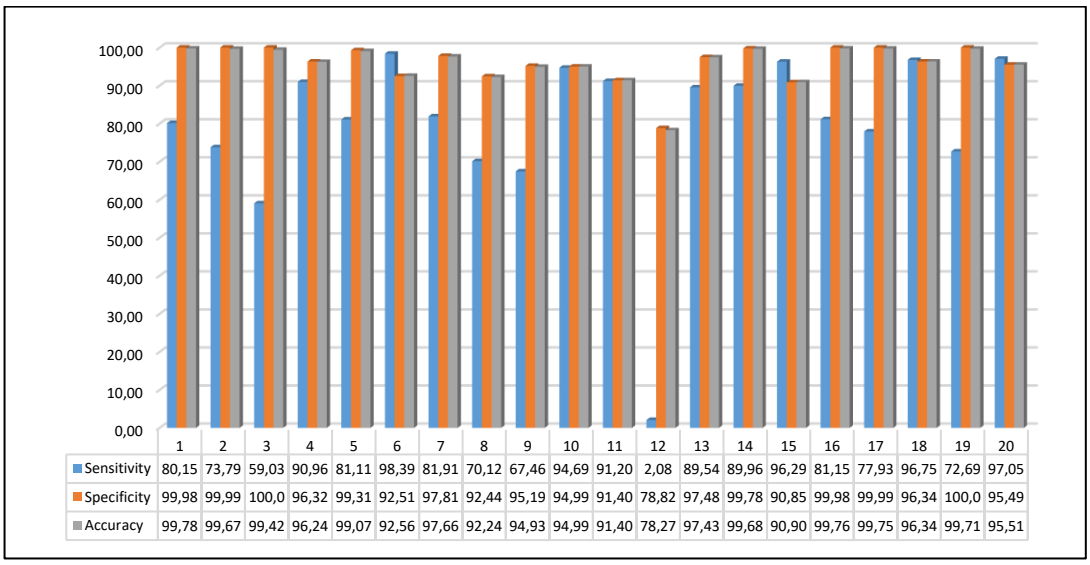
4.5 Karşılaştırma

OD bölgeselleştirmesinin çıktı ölçütleri, Tablo 4.2'deki literatürde analiz edilen diğer yaklaşımlarla karşılaştırılmıştır. Önerilen yöntemin kararlı olduğundan emin olmak için literatürdeki diğer yaklaşımlarla karşılaştırdık. Önerilen tekniğin etkili olduğunu göstermek için deneyler yapıldı. Önerilen yöntemi test etmek için genel olarak erişilebilir üç veri kümesi kullanıldı: DRIVE veri kümesi, STARE veri kümesi ve MESSODIR veri kümesi.

Tablo 4.2 Önerilen bir yöntemin literatürdeki diğer yaklaşımlarla karşılaştırma performans oranları

Bölgeselleştirme Metodu	**Performans oranı(%)**
Sinthanayothin vd. (Sinthanayothin vd., 1999)	60
Walter vd. (Walter vd., 2002)	80
Rashid Qureshi vd. (Qureshi vd., 2012)	100
Javad Rahebi vd. (Rahebi ve Hardalaç, 2016)	100
Hung-Kuei Hasiao (Hsiao vd., 2012)	100
Önerilen metot	95

Tablo 4.1 ayrıca DRIVE, STARE ve MESSODIR veri kümeleri için önerilen algoritmayı kullanarak optik diski konumlandırmak için gereken süreleri gösterir. Özellikle, önerilen yöntemle elde edilen geçen süreler, giriş görüntü boyutlarında herhangi bir değişiklik yapılmadan elde edilmiştir. Optik diskin doğru lokalizasyonu için kriter, bu algoritma için bir performans kriteri elde etmek için olası optik disk merkezlerinin manuel olarak seçilen merkezlerle karşılaştırılmasıyla oluşturulmuştur. Optik diskin manuel olarak belirlenen merkezi ile FCM algoritması ile elde edilen konum arasındaki fark, optik disk yarıçapından daha az ise, optik diskin konumunu doğru bir şekilde tespit ettiğimizi söyleyebiliriz, önerilen optik disk yerelleştirme yaklaşımının başarı oranı % 95'tir. Ayrıca, önerilen yaklaşım optik diski 20 veri kümesi görüntüsünün tamamında başarıyla tanımlamıştır. Tablo 4.2'de bu yöntemin performans oranları diğer yerelleştirme yöntemleriyle karşılaştırılmıştır. Doğruluk, duyarlılık ve özgüllük sonuçları şekil 4.4'te gösterilmiştir.



Şekil 4.4 Doğruluk, duyarlılık ve özgüllük sonuçları

Segmentasyonda algoritma performansı doğruluk, özgüllük ve duyarlılık şeklinde ölçülecektir. Sonuçlar burada Doğru Pozitif, Doğru Negatif, Yanlış Pozitif ve Yanlış Negatif olarak tanımlanır. Genellikle, Doğru Pozitif (TP), algoritmaların her birinin (test ve eğitim) pozitif sonucu olarak tanımlanır ve Doğru Negatif (TN), algoritmaların her birinin (test ve eğitim) olumsuz sonuçları olarak tanımlanır ve negatif test algoritmasının sonucu olan ve eğitim algoritmasının sonucunun pozitif olduğu bilinen Yanlış Pozitif (FP) ve son olarak, Yanlış Negatif (FN), pozitif bir test algoritmasının sonucu ve bir eğitim algoritmasının negatif sonucu olarak tanımlanır. Performans ölçüleri aşağıdaki gibi gösterilebilir:

Doğruluk: Doğruluk, bir görüntünün bilgisayarlı bir veritabanındaki gerçek değerini koordine etme derecesidir. Doğruluk, gerçek anlamın altında ölçülür ve şu şekilde yorumlanan gerçek sonuçların bir oranıdır:

$$\text{Doğruluk} = \frac{\text{TN}+\text{TP}}{\text{TP}+\text{TN}+\text{FP}+\text{FN}} \tag{4.1}$$

Duyarlılık: Duyarlılığın türü veya durumu duyarlılık olarak bilinir. Duyarlılık veya geri çağırma, bir testin optik diskin tespitini (gerçek pozitif oran) doğru bir şekilde belirleme yeteneğidir. Aşağıdaki gibi ifade edilebilir:

$$\text{Duyarlılık} = \frac{\text{TP}}{\text{TP}+\text{FN}} \tag{4.2}$$

Özgüllük: Doğru tespit edilen negatif yüzdeden ölçülür (Gerçek negatif oran). Şu şekilde formüle edilebilir:

$$\text{Özgüllük} = \frac{\text{TN}}{\text{TN}+\text{FP}} \tag{4.3}$$

Önerilen OD bölütleme yönteminin performansı, tek bir görüntü uygulaması için doğruluk, duyarlılık, özgüllük ve zaman hesaplaması açısından değerlendirildi. Tablolar (4.3, 4.4 ve 4.5), önerilen yaklaşımın veri kümeleri (MESSODIR, STARE ve DRIVE) için literatürde kontrol edilen diğer yöntemlerle art arda sıraya göre karşılaştırmalı performansını göstermektedir.

Tablo 4.3 MESSODIR veri setinde değerlendirilen diğer yöntemlerle karşılaştırma

MESSODIR veri seti yöntemleri	**Duyarlılık (SN)**	**Özgüllük (SP)**	**Doğruluk (ACC)**	**Zaman (s)**
Abdullah A.(Abdullah vd., 2018)	0,8463	0,9974	0,9768	1,2
Abed S.(Abed vd., 2019)	-	-	0,9992	1,76
Pradeep A.(Pradeep ve Joseph, 2019)	0,8006	0,9996	0,9981	-
Roychowdhury S. vd. (Roychowdhury vd., 2016)	0,8815	-	0,9963	1,25
Sangita Bharkad (Bharkad, 2017)	0,7511	0,9954	0,9898	27,5
Önerilen metot	**0,9122**	**0,9823**	**0,9821**	**2,14**

Tablo 4.4 STARE veri setinde değerlendirilen diğer yöntemlerle karşılaştırma

STARE veri seti yöntemleri	**Duyarlılık (SN)**	**Özgüllük (SP)**	**Doğruluk (ACC)**	**Zaman (s)**
Dietter J.vd.(Dietter vd., 2019)	-	-	0,901	1,70
Abdullah A. (Abdullah vd., 2018)	0,8172	0,9962	0,966	1,8
Roychowdhury S. vd. (Roychowdhury vd., 2016)	0,838	-	0,9854	1,85
Önerilen metot	**0,9123**	**0,9819**	**0,9817**	**5,13**

Tablo 4.5 DRIVE veri setinde değerlendirilen diğer yöntemlerle karşılaştırma

DRIVE veri seti yöntemleri	**Duyarlılık (SN)**	**Özgüllük (SP)**	**Doğruluk (ACC)**	**Zaman (s)**
Dietter J. vd.(Dietter vd., 2019)	-	-	100	-
Shaikha K ve Sallow A. (Shaikha ve Sallow, 2019)	-	-	-	9,4
Welfer D. vd.(Welfer vd., 2013)	0,7357	0,9982	97,75	53,65
Salazar Gonzalez. A. vd.(Salazar-Gonzalez vd., 2014)	0,7512	0,9684	0,9412	-
Roychowdhury S. vd. (Roychowdhury vd., 2016)	0,8780	-	0,9910	1,27
Bharkad S. (Bharkad, 2017)	0,8707	0,9939	100	5,7
Önerilen metot	**0,92**	**0,970**	**0,972**	**3,24**

5. SONUÇ VE TARTIŞMALAR

5.1 Sonuç

Fundus kamerası, fundus görüntüsünü almak için kullanılır. Makula (yani fundus), OD retina ve karmaşık bir düşük güçlü mikroskop gibi gözün iç yüzeyini filme almak için monte edilmiş bir kameradan oluşur. Fundus kameraların optik tasarımı, dolaylı bir oftalmoskop fikrine dayanmaktadır. Bir fundus kamerası, fundusa büyütülmüş, dik bir görüş sağlar. Standart bir kamera, retina bölgesini normal görüş açısı olarak 30 ila 50 derece arasında gerçek değerden 2,5 kat daha büyük bir büyütme ile görüntüler. Bu çalışma, diseksiyon için otomatik bir sistem oluşturmaya ve renkli retina görüntülerinde patolojik özellikleri belirlemeye odaklanmaktadır ve bu durumdaki bir hasta düzenli göz testleri yaptırmaktadır. Tanı için göz doktorları, dijital bir fundus kamerasından alınan bir hastanın renkli retina görüntülerini kullanır. Çoğu ülkede, giderek artan sayıda kalifiye oftalmolog, bilgisayar tabanlı retina göz işleme görüntü tanıma teknolojilerini kullanma ihtiyacını teşvik ediyor. Optik diskleri algılamak için retina görüntülerinde farklı yöntemler ve algoritmalar vardır. Akıllı algoritmaların kullanılmasına son yıllarda çok dikkat edilmiştir. Optik diskin insan retina görüntülerinde nereye yerleştirildiğini saptamak için Bulanık Kümeleme algoritmasını kullandık. Bu işlem sayesinde bu böcekler önce retinanın görüntüsüne rastgele uygulanmakta ve her pikselin içine çekirgenin ışığını temsil ettiği bir böceğin yerleştirildiği bilinmektedir. O sırada böcekler ikiye bölünür ve ardından böcekler az sayıdaki cazibe merkezinden daha çekici böceklere dönüşür. Son olarak, bir böcek seçilir ve daha çekici kabul edilir ve bu böcek problem için ideal bir çözüm olarak kabul edilebilir. Bu yöntemin çözebileceği problemler, her bir görüntü pikselinin birimlerindeki ışık yoğunluğundaki farklılıklar ve böceğin çekicilikleridir. Işığın yoğunluğu böceğin uygunluğuna eşittir. Çekicilik genellikle diğer böceklerin değer verdiği göreceli bir parametredir. Çekme faktörü ayrıca böcekler arasındaki mesafeye de bağlıdır. Retinadaki optimum aydınlatma yoğunluğu optik diske bağlı olduğundan, tüm çekirgeler o noktaya gidebilir ve böylece (OD) görüntüdeki konumu hesaplanabilir. Üç veri kümesindeki test sonuçları, bizim (FCM) kararlı ve farklı veri tabanları ile ilgili olduğunu ve genel olarak yeni yaklaşımlardan daha iyi performans gösterdiğini göstermektedir. Mevcut Bulanık Kümeleme algoritmasını literatürde

yaygın olarak bulunan başka algoritmalarla karşılaştırarak, önerilen algoritmanın rekabet açısından daha hızlı ve güvenilir olduğu gösterilmiştir. Ayrıca, retina görüntüsünde farklı aydınlatma ve retina anomalileri ile güçlüdür. Bu nedenle, otomatik bir retina ile ilgili hastalık tarama programı için uygundur. Gelecekteki hatlar için, önerilen yöntemi güçlendirmeyi ve retina disklerinin erken tespiti yoluyla işlevlerini genişletmeyi hedefleniyor. Ayrıca,gelecekte çalışmalar için, performansın doğruluğunu artırmak için sezgisel yöntemler üzerinde çalışabilir ve ayrıca insan optik diskinin tespiti ve segmentasyonu için donanımda önerilen bulanık kümeleme yönteminlerini önerebilirim.

KAYNAKLAR

Abdullah, A. S., Özok, Y. E., & Rahebi, J. (2018). A novel method for retinal optic disc detection using bat meta-heuristic algorithm. *Medical & Biological Engineering & Computing*, *56*(11), 2015–2024.

Abdullah, A. S., Rahebi, J., Özok, Y. E., & Aljanabi, M. (2020). A new and effective method for human retina optic disc segmentation with fuzzy clustering method based on active contour model. *Medical & Biological Engineering & Computing*, *58*(1), 25–37.

Abed, S., Al-Oraifan, D., & Safar, A. (2019). Optic disc detection using fish school search algorithm based on FPGA. *Journal of Engineering Research (Kuwait)*, *7*(3), 161–177.

Albargathe, S. M. B. K., Kamberli, E., Kandemirli, F., & Rahebi, J. (2020). Blood vessel segmentation and extraction using H-minima method based on image processing techniques. *Multimedia Tools and Applications*, 1–18.

Bharkad, S. (2017). Automatic segmentation of optic disk in retinal images. *Biomedical Signal Processing and Control*, *31*, 483–498. https://doi.org/10.1016/j.bspc.2016.09.009

Damon, W. W. K., Liu, J., Meng, T. N., Fengshou, Y., & Yin, W. T. (2012). Automatic detection of the optic cup using vessel kinking in digital retinal fundus images. *Proceedings - International Symposium on Biomedical Imaging*, 1647–1650. https://doi.org/10.1109/ISBI.2012.6235893

Decencière, E., Zhang, X., Cazuguel, G., Laÿ, B., Cochener, B., Trone, C., … Klein, J. C. (2014). Feedback on a publicly distributed image database: The Messidor database. *Image Analysis and Stereology*, *33*(3), 231–234. https://doi.org/10.5566/ias.1155

Dietter, J., Haq, W., Ivanov, I. V., Norrenberg, L. A., Völker, M., Dynowski, M., … Ueffing, M. (2019). Optic disc detection in the presence of strong technical artifacts. *Biomedical Signal Processing and Control*, *53*, 101535. https://doi.org/10.1016/j.bspc.2019.04.012

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. https://doi.org/10.1109/TMI.2003.815900

Hsiao, H. K., Liu, C. C., Yu, C. Y., Kuo, S. W., & Yu, S. S. (2012). A novel optic disc detection scheme on retinal images. *Expert Systems with Applications*, *39*(12), 10600–10606. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.02.157

Kavitha, G., & Ramakrishnan, S. (2010). An approach to identify optic disc in human retinal images using ant colony optimization method. *Journal of Medical Systems*, *34*(5), 809–813. https://doi.org/10.1007/s10916-009-9295-4

Khalid, N. E. A., Noor, N. M., & Ariff, N. M. (2014). Fuzzy c-Means (FCM) for optic cup and disc segmentation with morphological operation. *Procedia Computer Science*, *42*(C), 255–262. https://doi.org/10.1016/j.procs.2014.11.060

Krishnan M, M. R., Acharya, U. R., Chua, C. K., Min, L. C., Ng, E. Y. K., Mushrif, M. M., & Laude, A. (2012). Application of intuitionistic fuzzy histon segmentation for the automated detection of optic disc in digital fundus images. *Proceedings - IEEE-EMBS International Conference on Biomedical and Health Informatics: Global Grand Challenge of Health Informatics, BHI 2012*, *25*(Bhi), 444–447. https://doi.org/10.1109/BHI.2012.6211611

Lupaşcu, C. A., Di Rosa, L., & Tegolo, D. (2008). Automated detection of optic disc location in retinal images. *Proceedings - IEEE Symposium on Computer-Based Medical Systems*, 17–22. https://doi.org/10.1109/CBMS.2008.15

Popescu, D., & Ichim, L. (2018). Intelligent image processing system for detection and segmentation of regions of interest in retinal images. *Symmetry*, *10*(3). https://doi.org/10.3390/SYM10030073

Pradeep, A., & Joseph, X. F. (2019). Retinal exudates detection using binary operation and hard exudates classification using support vector machine. *International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering*, *8*(9), 149–154. https://doi.org/10.35940/ijitee.i7572.078919

Qureshi, R. J., Kovacs, L., Harangi, B., Nagy, B., Peto, T., & Hajdu, A. (2012). Combining algorithms for automatic detection of optic disc and macula in fundus images. *Computer Vision and Image Understanding*, *116*(1), 138–145. https://doi.org/10.1016/j.cviu.2011.09.001

Rahebi, J., & Hardalaç, F. (2016). A new approach to optic disc detection in human retinal images using the firefly algorithm. *Medical and Biological Engineering and Computing*, *54*(2–3), 453–461. https://doi.org/10.1007/s11517-015-1330-7

Ramakanth, S. A., & Babu, R. V. (2014). Approximate Nearest Neighbour Field based Optic Disk Detection. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, *38*(1), 49–56. https://doi.org/10.1016/j.compmedimag.2013.10.007

Ramani, R. G., & Shanthamalar, J. J. (2020). Improved image processing techniques for optic disc segmentation in retinal fundus images. *Biomedical Signal Processing and Control*, *58*, 101832. https://doi.org/10.1016/j.bspc.2019.101832

Reza, A. W., Eswaran, C., & Hati, S. (2009). Automatic tracing of optic disc and

exudates from color fundus images using fixed and variable thresholds. *Journal of Medical Systems*, *33*(1), 73–80. https://doi.org/10.1007/s10916-008-9166-4

Roychowdhury, S., Koozekanani, D. D., Kuchinka, S. N., & Parhi, K. K. (2016). Optic disc boundary and vessel origin segmentation of fundus images. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, *20*(6), 1562–1574. https://doi.org/10.1109/JBHI.2015.2473159

Salazar-Gonzalez, A., Kaba, D., Li, Y., & Liu, X. (2014). Segmentation of the blood vessels and optic disk in retinal images. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, *18*(6), 1874–1886. https://doi.org/10.1109/JBHI.2014.2302749

Shaikha, H. K., & Sallow, A. B. (2019). Optic Disc Detection and Segmentation in Retinal Fundus Image. *2019 International Conference on Advanced Science and Engineering*, *ICOASE 2019*, 23–28. https://doi.org/10.1109/ICOASE.2019.8723835

Sinthanayothin, C., Boyce, J. F., Cook, H. L., & Williamson, T. H. (1999). Automated localisation of the optic disc, fovea, and retinal blood vessels from digital colour fundus images. *British Journal of Ophthalmology*, *83*(8), 902–910. https://doi.org/10.1136/bjo.83.8.902

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. https://doi.org/10.1109/TMI.2004.825627

Thakur, N., & Juneja, M. (2019). Optic disc and optic cup segmentation from retinal images using hybrid approach. *Expert Systems with Applications*, *127*, 308–322. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.03.009

Uribe-Valencia, L. J., & Martínez-Carballido, J. F. (2019). Automated Optic Disc region location from fundus images: Using local multi-level thresholding, best channel selection, and an Intensity Profile Model. *Biomedical Signal Processing and Control*, *51*, 148–161. https://doi.org/10.1016/j.bspc.2019.02.006

Walter, T., Klein, J. C., Massin, P., & Erginay, A. (2002). A contribution of image processing to the diagnosis of diabetic retinopathy - Detection of exudates in color fundus images of the human retina. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, *21*(10), 1236–1243. https://doi.org/10.1109/TMI.2002.806290

Welfer, D., Scharcanski, J., & Marinho, D. R. (2013). A morphologic two-stage approach for automated optic disk detection in color eye fundus images. *Pattern Recognition Letters*, *34*(5), 476–485. https://doi.org/10.1016/j.patrec.2012.12.011

Wiharto, & Palgunadi, Y. S. (2019). Blood Vessels segmentation in retinal fundus image using hybrid method of Frangi Filter, Otsu thresholding and morphology. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, *10*(6), 417–422. https://doi.org/10.14569/ijacsa.2019.0100654

Zhang, L., & Lim, C. P. (2020). Intelligent optic disc segmentation using improved particle swarm optimization and evolving ensemble models. *Applied Soft Computing Journal*, *92*, 106328. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2020.106328