

Prematüre Retina Kan Damarlarının Tespitinde Farklı Görüntü İşleme Yöntemlerinin Performanslarının Karşılaştırılması

Evren Sezgin¹, Yiğit Ali Üncü², Ahmet Yardımcı^{*3}

¹Akdeniz Üniversitesi, Tıp Fakültesi, Biyoistatistik ve Tıp Bilişimi Anabilim Dalı, 07070, Antalya, TÜRKİYE

<https://orcid.org/0000-0003-1270-581X>

²Akdeniz Üniversitesi, Teknik Bilimler Meslek Yüksekokulu, Biyomedikal Cihaz Teknolojisi, 07070, Antalya, TÜRKİYE

<https://orcid.org/0000-0001-7398-9540>

³Akdeniz Üniversitesi, Tıp Fakültesi, Biyoistatistik ve Tıp Bilişimi Anabilim Dalı, 07070, Antalya, TÜRKİYE

<https://orcid.org/0000-0001-7241-4913>

*yazışılan yazar: yardimci@akdeniz.edu.tr

(Alınış / Received: 17.12.2022, Kabul / Accepted: 03.03.2023, Yayınlanma / Published: 22.06.2023)

Öz: Prematüre retinopatisi (ROP) hastalığının teşhisinde, retinadaki kan damarlarının özellikleri oldukça önemlidir. Erken doğan bebeklerde retina kan damarları büyümesini tamamlayamaz. Doğum sonrası, bazı tetikleyici durumlar düzenli damarların oluşumunun durmasına ve anormal kan damarlarının anormal doku oluşturarak genişlemeye başlamasına neden olur. Bu durumunun derecesinin artması ile retina hasarları oluşabilir. Özellikle prematüre doğan bebeklerin, prematüre retinopatisi hastalığı kapsamında olduğu için, damar ağlarında gelişmeleri takip ederek hastalığın seyrini takip etmek önemlidir. Bu çalışmada amacımız, prematüre bebeklerin retina görüntüleri üzerine görüntü işleme yöntemleri uygulayarak ROP görüntülerindeki damar yollarının tespiti ve segmentasyonu için yöntemler geliştirmektir. Uygulanan bu yöntemler, ROP görüntülerine uygulanarak sonuçlar sayısal olarak karşılaştırılmıştır. Sonuç olarak, en uygun görüntü işleme yönteminin, Tepe sinyalinin gürültüye oranı (PSNR) değerlerine göre; eşikleme yönteminde OTSU, filtreleme algoritmasında ise Gaussian filtresinin olduğu saptanmıştır.

Anahtar kelimeler: Prematüre retinopatisi, Retina görüntüleri, Görüntü işleme.

Comparison of Performances of Different Image Processing Methods in Detection of Prematurity Retinal Blood Vessels

Abstract: The properties of the blood vessels in the retina are very important in the diagnosis of retinopathy of prematurity (ROP). In premature infants, the blood vessels of the retina cannot complete their development. Post-natal, certain triggering circumstances cause the creation of regular veins to cease and abnormal blood vessels begin to enlarge forming abnormal tissue. With the increase in the degree of this condition, retinal damage may occur. It is crucial to follow the progress of the disease by following the developments in the vascular networks, especially since babies born prematurely are at greater risk for ROP. The purpose of this study is to develop methods for the detection and segmentation of vascular pathways in ROP images by applying image processing methods to retinal images of preterm neonatal. These methods have been applied to ROP images and the results have been compared numerically. As a result, according to the Peak Signal to Noise Ratio (PSNR) values of the most appropriate image processing method; It has been determined that there is an OTSU filter as the thresholding method and a Gaussian filter as the filtering algorithm.

Key words: Retinopathy of prematurity, Retina images, Image processing.

1. Giriş

Retina bölgesi, görme olayını sağlayan sinir liflerini içeren gözdeki bir kısımdır. Retina ağ tabakası olarak göz küresinin arka duvarındadır. Retina bölgesinde milyonlarca görme hücresine sahiptir ve görme bilgisinin işlendiği yerdir. Retinayı oluşturan bu görme hücreleri optik sinir lifleriyle bilgileri görme sinirlerine ulaştırırlar. Görme sinirleri görüntü bilgisini beyne bir kanal vasıtasıyla iletirler. Retinadaki olası düzensizlikler ve/veya bozukluklarda, görüntünün bilgisi beyne hatalı bir şekilde iletilmesine bazen de hiç iletilmemesine neden olabilir [1]. Prematüre bebekler için retinadaki optik diskin yerinin belirlenmesi, büyüklüğü, hastalığın yerleşim durumu (zon) bölgelerdeki değişim damarların kalınlığı, uzunluğu ve sıklığı bilgileri çok önemlidir. Retina tabakasında değişimler prematüre bebeklerde çok hızlı gelişmektedir. Prematüre retinopatisi (ROP) hastalığının teşhisi düzenli kontrole bağlıdır. Son yıllarda prematüre bebek sayısının artması da doktorların iş yükünü arttırmaktadır. Ayrıca, hastalık çok hızlı geliştiğinden dolayı, teşhis ve tedavi arasında geçen süre çok önemlidir [1]. Zamanı hızlı kullanmak ve iş yükünü hafifletmek için otomatik tanımlama sistemlerinin gerekliliği ortaya çıkmaktadır.

Retinadaki kan damarlarının segmentasyonunda; damarların uzunluğu, kalınlığı, dallanma noktalarının ve açılarının tespit edilmesi önemlidir. Bu özellikler diyabet, hipertansiyon ve çeşitli göz hastalıklarının tespit edilmesi için kullanılmaktadır. Retina ile yapılan çalışmalar da genel olarak dört filtreleme yöntemi kullanılmaktadır [2]. Eşikleme temelli çalışmalar, Morfolojik Operatörlerin kullanıldığı çalışmalar, Makine öğrenmesi temelli çalışmalar ve Hibrit çalışmalar en çok kullanılan yöntemlerdir. Morfolojik görüntü işleme yöntemi, şekillerin biçimsel yapılarına bakarak nesnelere ayırt etmemize ve gruplayabilmemize olanak sağlar. Zana ve arkadaşlarının yaptıkları çalışmada, matematiksel morfoloji yöntemleri kullanarak damar segmentasyonu ve mikro anevrizma tespiti yapmışlardır. Özel bölgelerin tespitinde oldukça hızlı sonuç veren ve görüntüyü absorbe eden bir yöntem olarak literatürde oldukça sık kullanılmaktadır [3].

Toptaş ve arkadaşları, eşikleme temelli morfolojik yöntem kullanarak DRIVE veritabanı üzerinde %95 oranında damarların doğruluk tespitini yapmışlardır. Eşikleme işlemi, gri ölçekli bir görüntünün yoğunluk seviyesine göre sınıflara ayrıldığı bir işlemdir [4]. Bu sınıflandırma işlemi için değişik yöntemler kullanılarak uygun bir eşik değeri seçmek gerekir. Bu çalışmada eşik değerinin belirlenmesi bulanık mantık çıkarımları ile yapılmıştır. Makine öğrenmesinin birçok yöntemi olmakla beraber Niemeijer ve arkadaşları, k-En Yakın Komşu sınıflandırıcısı kullanarak retina damarlarını sınıflandırma ile çalışmışlardır. Damarları arka görüntüden ayırmada en çok kullanılan yeşil kanal üzerinde yapılan çalışmada, komşu piksellerin özelliğinden yararlanılarak ortaya çıkan değerleri öznitelik olarak kullanmışlardır [5].

GeethaRamani ve arkadaşları, yaptıkları çalışmada kan damarlarını segmente etmek için öncelikle görüntülere morfolojik işleme tabi tutmuşlar, temel bileşen analizi ile özniteliklerini çıkartıp, K-means algoritması ile pikselleri gruplandırıp damarları segmente etmişlerdir. Sonuç olarak %95,3 lük bir başarı oranı tespit etmişlerdir [6]. Foos 'un yapmış olduğu araştırmada; retinanın yapısal bozukluğu sonucunda prematüre bebeklerde körlükle sonuçlanabilen bu hastalığın görülme sıklığında özellikle son yıllarda artış olduğu tespit edilmektedir [7]. Hastalığa neden olan birçok nedeni tespit etmişler; fakat asıl nedenin hızlı bir şekilde ilerleyen bölgesel retina iskemisi ve bunun sonucu oluşan neovaskülarizasyon iken; kronik fazda ise membran oluşumu gerçekleşerek, retina dekolmanına sebep olur. Akut fazdaki hastalığın %90'ı ani ve beklenmedik bir şekilde gerileyerek fazla bir görme kaybına yol açmazken, %10 kadari

ise ilerleyerek retina dekolmanı ve sonuçta körlüğe kadar gidebilecek kusurlara yol açabilir [7].

Kylstra ve arkadaşları, yaptıkları araştırmada, retina damarlarındaki eğrilik, damarların çapı ve değişen basınç arasındaki ilişkiyi incelemişlerdir. Bunun için 10 farklı lateks tüp kullanıp farklı basınç kuvvet ile içlerine su pompalamışlardır. Yapılan testlerde; basınç arttıkça belirli bir seviyeden sonra önce tüpleri genişlediğini, daha sonra da tüplerde kıvrımların oluştuğunu tespit etmişlerdir. Tüpün başlangıç ve bitiş noktası arasına bir çizgi çekerek oluşan kıvrımların tepe noktalarının yüksekliğini ölçerek basıncı tahmin etmeye çalışmışlardır. Böylece basınç ve kan damarları arasındaki bağlantıyı bilimsel olarak açıklamışlardır [8].

ROP hastalığı 1984 yılında kabul edilen ve 1987 yılında geliştirilen ICROP (International Classification of Retinopathy of Prematurity) komisyonunun aldığı kararlara göre sınıflandırma yapılmaya başlanmıştır. Son olarak da 2005 yılı temmuz ayında uluslararası sınıflandırmanın düzeltilmiş hali yayınlanmıştır. Altı ülkeden 15 oftalmolog tarafından oluşturulan değişiklikler neticesinde ICROP sınıflandırması tekrar değişmiştir. Uluslararası sınıflandırma sistemi; göz çukuruca göre belirlenen zon bölgeleri, hastalığın vasküler proliferasyon derecesi, hastalığın gelişim olarak üç klinik özniteliği temel almaktadır. Ayrıca sınıflandırma sisteminde dilatasyonu ve çarpışıklıkartmış damarların varlığı veya yokluğu da dikkate alınmış ve bu durum plus hastalığı adıyla belirtilmiştir [9].

Sayısal görüntülerde; gürültüleri yok etme, görüntünün netleştirilmesi sağlama, görüntüyü bölümlere ayırma ve istenilen bölgelerdeki ayrıntıları ortaya çıkarma işlemlerine görüntü işleme yöntemleri denilmektedir [10-11]. Bu çalışma kapsamında, ROP görüntülerine farklı görüntü işleme yöntemleri uygulayarak, hangi yöntemin retina damar yapılarını daha iyi ortaya çıkardığı tespit edilmiştir. Ayrıca görüntü işleme yöntemlerini sayısal olarak değerlendirmek için Tepe sinyalinin gürültüye oranı (Peak Signal-to-noise ratio, PSNR), Ortalama hata karesi (Mean square error, MSE) ve Yapısal benzerlik oranı (Structural similarity index, SSIM) yöntemleri kullanılmıştır.

2. Materyal ve Metot

Akdeniz Üniversitesi Göz Anabilim Dalında tedavi gören prematüre bebeklerin retina görüntüleri Retcam 3 cihazı ile alınmıştır. Görüntüler MATLAB 2021b programı kullanılarak analiz edilmiş ve istatistiksel değerlerin sonuçları çıkarılmıştır.

2.1. Filtreleme algoritmaları

Filtreler genelde matrislerden oluşan yapılardır. Filtreleme işlemi ise kısaca bu matrislerin (3 x 3, 9 x 9 vb.) görüntü üzerinde taraması yapılarak, üst üste gelen değerlerin çarpımlarının sonuçlarının toplanması ve sonucun filtre elemanlarının toplamına bölünmesi ile gerçekleştirilmiş olur. Gri tonlamalı bir görüntünün yoğunluk bilgisi oldukça önemlidir. Belirli bir piksel ne kadar parlak ise yoğunluk değeri de o kadar yüksektir. Gri tonlamalı bir görüntü de her piksel 1 byte yer kapladığı için işlem yapmak daha hızlı ve kolay bir şekilde gerçekleşir. Ayrıca gri görüntülerin renk verilerini kaybetmemesinden dolayı, görüntü işleme aşamasında uygulanan filtrelerde doğru sonuçlar elde edilebilmektedir.

2.1.1. Laplace filtre

Girdi görüntüsü bir dizi ayrık piksel olarak temsil edildiğinden, Laplacian tanımındaki ikinci türevlere yaklaşabilen ayrık bir evrişim filtresi bulunur. Yaygın olarak kullanılan iki filtre aşağıda gösterilmiştir [12].

$$\frac{\sigma^2 f}{\sigma x^2} = f(x+1)f(x-1) - 2f(x) \rightarrow [1 \quad -2 \quad 1] \quad (1)$$

$$\frac{\sigma^2 f}{y} = f(y+1)f(y-1) - 2f(y) \rightarrow \begin{bmatrix} 1 \\ -2 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

2.1.2. Median filtre

Medyan filtresi, ortalama(mean) filtresi gibi bir görüntüdeki gürültüyü azaltmak için kullanılır. Ortalama filtresinden en büyük farkı, işlem yaparken detayları daha çok korur. Medyan filtresi de diğer filtreler gibi her pikselin değerini belirlemek için etrafındaki komşu piksellere bakar. Medyan filtresinde piksel değeri, komşu pikselleri sıralayıp sıranın ortasındaki değeri alır [13].

$$I'(u, v) \leftarrow \text{median}\{I(u+i, v+j) | (i, j) \in R\} \quad (3)$$

2.1.3. CLAHE filtre

Kontrast sınırlı uyarlamalı histogram eşitleme (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization - CLAHE) yöntemi görüntülerdeki parlaklık değerlerini eşitleyerek, görüntülerin aydınlatma koşullarına bağlı olarak değişkenlik gösteren kontrast düzeylerini düzeltir. Bu yöntemde her görüntü ayrı ayrı parçalara ayrılır. Ayrılan parçaların her birinin histogramı bulunur. Histogram, kırpma eşiği kullanılarak kırpılır, kırpılan bölüm eşit olarak histograma dağıtılır. Bu şekilde her bir parçanın kontrastı geliştirilir. Bu durum için histogram eşitleme yöntemi kullanılır. Sonra bu parçalar birleştirilerek kontrastı iyileştirilmiş görüntüler elde edilmektedir. Komşu parçalar arasında oluşabilecek yapay sınırların yok edilmesi için çift doğrusal ara değerlendirme yöntemi kullanılmaktadır. Görüntüdeki homojen alanlarda kontrast, görüntüde mevcut olabilecek gürültünün etkisinin azaltmak için sınırlandırılabilir. Bu yöntem ile görüntülerdeki gürültünün etkisini bastırarak görüntüyü daha net ve anlaşılır hale getirir[14].

2.1.4. Gaussian filtre

Gaussian filtreleme yöntemi; görüntü düzgünleştirme etkisi, görüntülerdeki gürültü ve diğer kirlilikleri azaltmak için kullanılır. Bu yöntemde, görüntünün merkez piksel değerine doğru yaklaştıkça ağırlıklandırma artar. Böylece daha ince bir düzeltme sağlanarak görüntü kenarlarını benzer büyüklükteki bir ortalama filtreden daha iyi korumaktadır. Gaussian yumuşatma filtresinin kullanmanın gerekçelerinden biri de, görüntü üzerindeki frekans bileşenlerinin korunmasıdır. Böylece çok sık aralıkla görüntü üzerindeki değişimleri koruyarak alçak geçiren filtre özelliği gösterir. Her iki filtrede yüksek frekansları zayıflatarak, yumuşatır. Gauss filtresi frekans tepkimesi salınım göstermezken, ortalama filtresi olarak salınım gösterir [15].

$$g(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2} \quad (4)$$

2.2. Eşikleme Algoritmaları

2.2.1. OTSU eşikleme

OTSU algoritma, kümeleme tabanlı eşikleme yöntemlerinden en çok kullanılan yöntemdir. Bu yöntem kullanılırken görüntünün histogramı üzerinde optimum eşik değerini tespit ederek görüntüyü ön plan ve arka plan olmak üzere iki sınıfa ayırır. Optimum eşik değerini (T) tespit etmek için sınıf içi varyans değeri minimum olacak şekilde hesaplanır. Burada p_f ve p_b , T eşik değeri ile ayrılan iki sınıfın kütle olasılıklarını temsil etmektedir. $\sigma_w^2(T)$ ise bu iki sınıfın varyansıdır. OTSU algoritma, sınıflar arası varyansı maksimuma çıkarmakla, sınıf içi varyansı en aza indirmenin aynı olduğunu göstermektedir [16].

$$\sigma_w^2(T) = p_f(T)\sigma_f^2(T) + p_b(T)\sigma_b^2(T) \quad (5)$$

$$\sigma_B^2(T) = \sigma^2 - \sigma_w^2(T) \quad (6)$$

2.2.2. Niblack eşikleme

Arka planın tek tip olmadığı görüntüler için yararlı olan yerel eşikleme tekniğidir [17]. Tüm görüntü için tek bir global eşik hesaplamak yerine, yerel komşuluğun ortalamasını ve standart sapmasını (piksel etrafında ortalanmış bir pencere ile tanımlayarak) hesaba katar. Her pikseldeki eşik değeri, pikseli çevreleyen komşuluğun ortalama ve standart sapmasının toplamı olarak hesaplanır. $n \times n$ Yerel bir eşik elde etmek için pikseli çevreleyen bir komşulukta ortalanmış her piksele aşağıdaki formülün uygulanmasına dayanır Aşağıdaki denklemde, mN komşu piksellerin ortalaması $stdN$, komşu piksellerin standart sapması, k (varsayılan = -0.2) ise sabit değerdir [18].

$$t = mN + (k \times stdN) \quad (7)$$

2.2.3. Kittler eşikleme

Nesne ve arka plan görüntünün Gaussian dağılımı yapıldığı varsayılarak hesaplama yapılır. Nesnelerin farklı olduğu varsayımından hareketle, arka plan ile nesnel arasındaki değişiminin minimum olduğu değer T eşik değeri olarak kabul edilir [19].

$$T_{opt} = \arg_T \min [P(T) \log \sigma_0(T) + (1 - P(T)) \log \sigma_1(T) - P(T) \log P(T) - (1 - P(T)) \log (1 - P(T))] \quad (8)$$

2.2.4. Kapur eşikleme

Kapur tekniğinde, ön plan ve arka plan iki farklı bilgi kaynağı olarak sınıflandırılıp, her bir sınıfa ait bölgesel entropilerin toplamını en yüksek yapan değer, t eşik olarak atanmaktadır.

$$H_0 = - \sum_{i=0}^{t-1} \frac{p_i}{w_0} \ln \frac{p_i}{w_0}, \quad w_0 = \sum_{i=0}^{t-1} p_i \quad (9)$$

$$H_1 = - \sum_{i=1}^{L-1} \frac{p_i}{w_1} \ln \frac{p_i}{w_1}, \quad w_1 = \sum_{i=t}^{t-1} p_i \quad (10)$$

$$p_i = \frac{n_i}{M \times N} \quad (11)$$

Burada n_i , i . seviyedeki piksel sayısını ve $M \times N$ ise görüntüyü oluşturan toplam piksel sayısını göstermektedir. p_i ise herhangi bir pikselin i . seviyede bulunma olasılığıdır. L ise gri seviyede maksimum değer olan 255 i göstermektedir [20].

2.2.5. Bulanık tabanlı eşikleme

Bulanık entropi-tabanlı (fuzzy entropy based) eşikleme, görüntülerin histogram bilgilerini kullanarak, pikselleri bir bulanık küme üzerinde inceler ve bu değerlerin bulanık küme fonksiyonlarını çıkartır. Bu fonksiyon sonucu oluşan değerlerdeki mesafeyi ölçüp bir bulanıklık dizisi oluşturulur. Görüntü $m_f(I)$ dizisi olarak temsil edilmektedir. ve burada $0 \leq m_f(I) \leq 1$ olarak, ön plana ait olan bulanık ölçüyü temsil eder. Her pikselin üyelik değerini hesaplamak için aşağıdaki formül kullanılır. Görüntünün her bir pikseli için bulanık üyelik değeri göz önüne alındığında, entropi fonksiyonuyla görüntünün tamamı için bir bulanıklık dizisi elde edilebilir. Sınıfları birbirinden ayıracak optimal eşik belirlenmesi, üyelik fonksiyonları açısından tanımlanan bulanıklık dizisinin minimize edilmesi ile hesaplanır [21].

$$u_{i,j} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left[\frac{\|x_i - c_j\|}{\|x_i - c_k\|} \right]^{\frac{2}{m-1}}} \quad (12)$$

Bu modelde, $u_{i,j}$ parametresi üyelik fonksiyonunu, x_i parametresi hesaplanan piksel değerini, c_j ve c_k parametreleri grup merkezini temsil etmektedir. m parametresi 1'den fazla gerçek değeri göstermektedir.

2.2.6. Çapraz entropi tabanlı eşikleme

Bu yöntem, görüntüdeki piksellerin değerleri hakkında daha fazla bilgiye sahip olunmadığı durumlarda kullanılabilir. Olasılık dağılımı (L) genişletildiğinde, entropiyi sınırlandırmak için yukarıdaki formül uygulanabilmektedir. Genellikle doğru olasılık dağılımı L bilinmemektedir. Ancak, $H(L)$ üst sınırı L 'ye bir yaklaşım olarak bir M modeli kullanılarak elde edilebilmektedir.

$$H(L) = \lim_{m \rightarrow \infty} - \frac{1}{m} \sum (p(x_1, x_2, \dots, x_m) \log p(x_1, x_2, \dots, x_m)) \quad (13)$$

Burada, doğru model $p(x_1, x_2, x_3, \dots, x_m)$ ve olasılıklar $p_m(x_1, x_2, x_3, \dots, x_m)$ modeli tarafından hesaplanmaktadır. Bu teori $H(L, M)$ çapraz entropisi olarak adlandırılmaktadır ve $H(L)$ entropisine eşit veya daha büyüktür [22].

$$H(L) = - \sum (p_M(x_1, x_2, \dots, x_m) \log p_M(x_1, x_2, \dots, x_m)) \quad (14)$$

2.2.7. Triangle eşikleme

Görüntü histogramı üzerinde geometrik şekil benzerliği, eğrilerin sağa ya da sola eğim analizi, üst noktaları, kanalların alt noktaları vb. biçimde şekil özelliklerine göre eşik değeri seçilir [23]. Bu yöntemde, görüntü histogramında minimum tepe değeri ve maksimum tepe değeri tespit edilir. Bu tepe değerlerine karşılık gelen en düşük ve en yüksek gri seviye değerleri belirlenir. Elde edilen gri değerlerin histogramının iki modlu bir dağılımı olduğunu varsayarak, iki yerel maksimumu lokalize etmeye çalışılır. Optimum eşik, histogramdaki en geniş açıklığı sağlayan değerdir. Yerel maksimum bulunduğu anda, optimum eşik değeri olarak belirlenir [24].

2.3. Performans Kriterleri

Retina kan damarlarının segmentasyonu, yapıldıktan sonra kullanılan görüntü işleme yöntemleri görsel olarak değerlendirilebilir. Ancak görsel karşılaştırmalar sübjektif olduğu için kişiye göre değişim gösterebilmektedir. Objektif değerlendirme durumunda çeşitli matematiksel modellere dayanan görüntü ölçüm yöntemleri kullanılmaktadır. Bu yöntemlerden en sık kullanılanları; MSE, PSNR, SSIM'dir. MSE, gerçek görüntü ile filtrelenen görüntünün arasında tüm piksel değerlerinin farklarının karelerinin toplamının ortalamasını hesaplar [25]. MSE, görüntünün işlendikten sonra kaybolan kalitesini ölçmek için kullanılır. PSNR, bir sinyalin maksimum gücü ile sinyalin gürültüsünün gücü arasındaki orandır. Her görüntü elemanı (piksel), bir görüntü sıkıştırıldığında ve daha sonra sıkıştırılmamışken değişebilen bir renk değerine sahiptir. Sinyaller geniş bir dinamik aralığa sahip olabilir, bu yüzden PSNR genellikle logaritmik bir ölçek olan desibel cinsinden ifade edilir.

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} \|g(x, y) - h(x, y)\|^2 \quad (15)$$

$$PSNR = 20 \log_{10} \left(\frac{Max_f}{\sqrt{MSE}} \right) \quad (16)$$

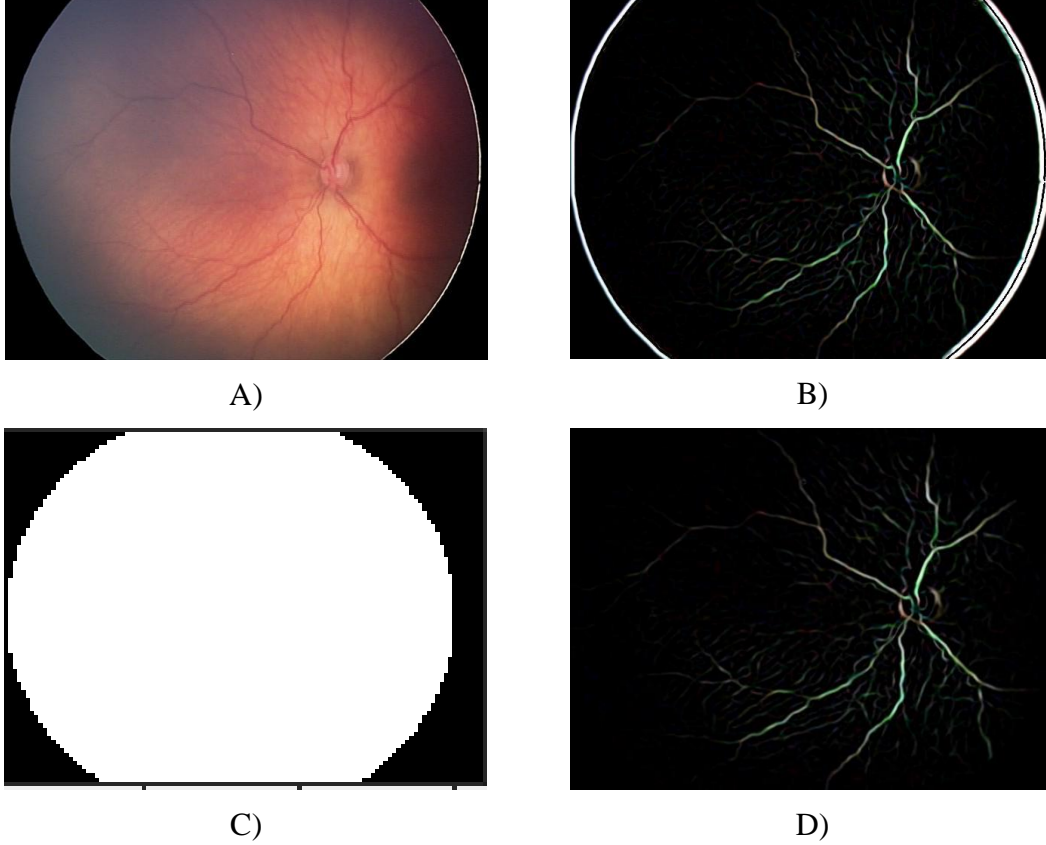
SSIM, görüntü bozulmasını yapısal bilgide algılanan değişiklik olarak ele alırken aynı zamanda hem parlaklık maskeleme hem de kontrast maskeleme terimleri dahil olmak üzere önemli algısal olguları birleştiren algı tabanlı bir modeldir

$$SSIM(g, r) = \frac{(2\mu_g \mu_r + c_x)(2\sigma_{gr} + c_y)}{(\mu_g^2 + \mu_r^2 + c_x)(\sigma_g^2 + \sigma_r^2 + c_y)} \quad (17)$$

μ_g ve μ_r görüntülerin ortalama değerleri, σ_g^2 ve σ_r^2 görüntülerin varyansları, σ_{gr} görüntüler arasındaki kovaryansı hesaplar. c_x , c_y ise paydaların 0'a yaklaştıkça ise formülün hatalı çıkmaması için kullanılan sabitlerdir. Bu denklemdeki, $c_x = (k_x L)^2$, $c_y = (k_y L)^2$ ifade edilirken, L değeri ise görüntüdeki piksellerin alacağı en fazla alacağı değeri belirtir. k_x ve k_y sabitleri sırasıyla değerler (0.01, 0.03) alırlar [26].

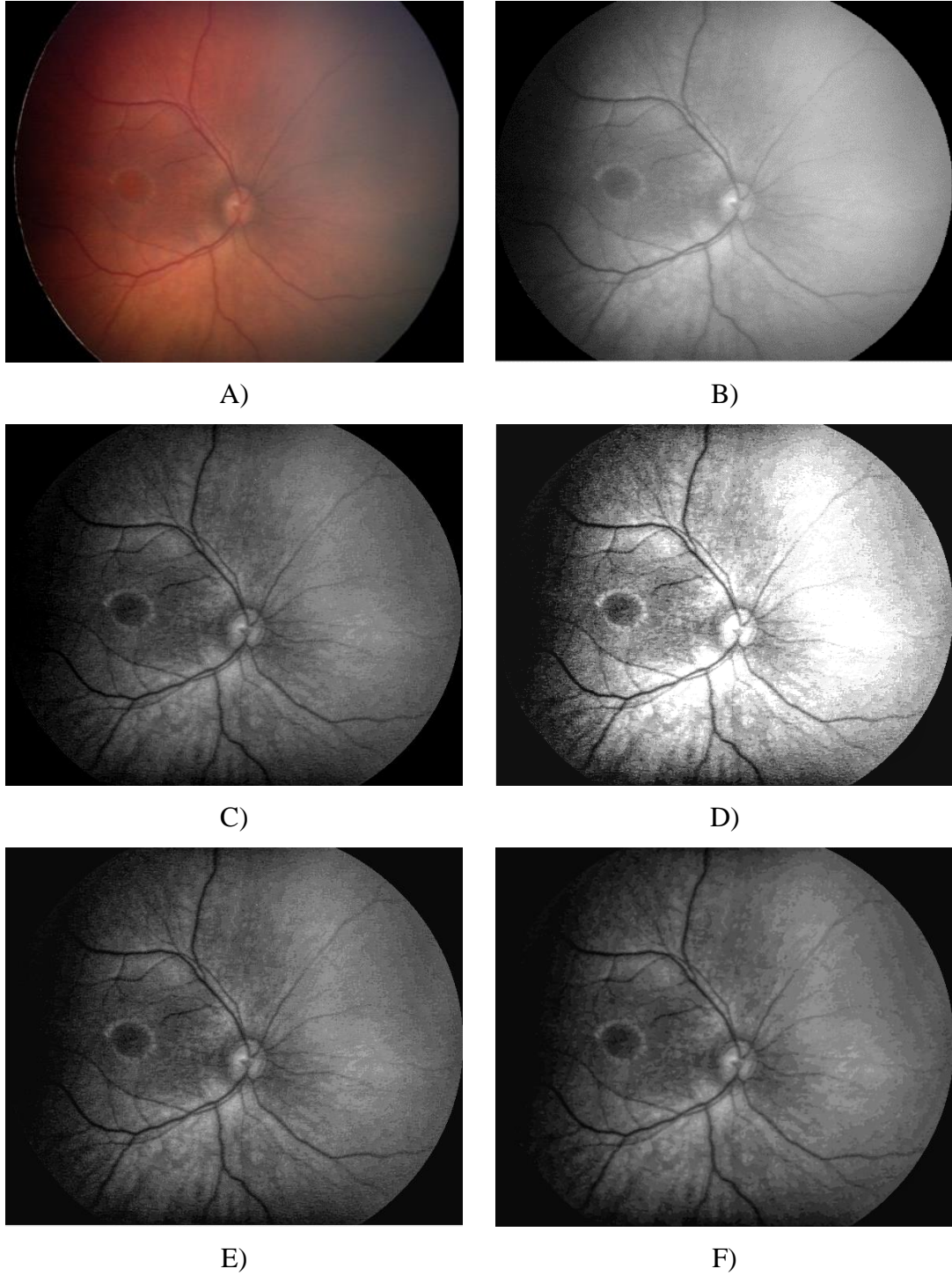
3. Bulgular

Retinadaki kan damarlarının tespiti, retina görüntülerinin gri seviyeye çevrilmesiyle başlar. Gri seviyede, retina görüntülerin kan damarlarını arka plandan ayırt edebilmek için görüntüye bazı adımlar uygulanmalıdır. İlk adım olarak, Akdeniz Üniversitesi Göz Hastalıkları Anabilim Dalı'ndan alınan ROP görüntüsünün kenarlarını ayırtırmak için bir maskeleme yapılmıştır. Şekil 1'de örnek maskeleme aşamaları gösterilmiştir.



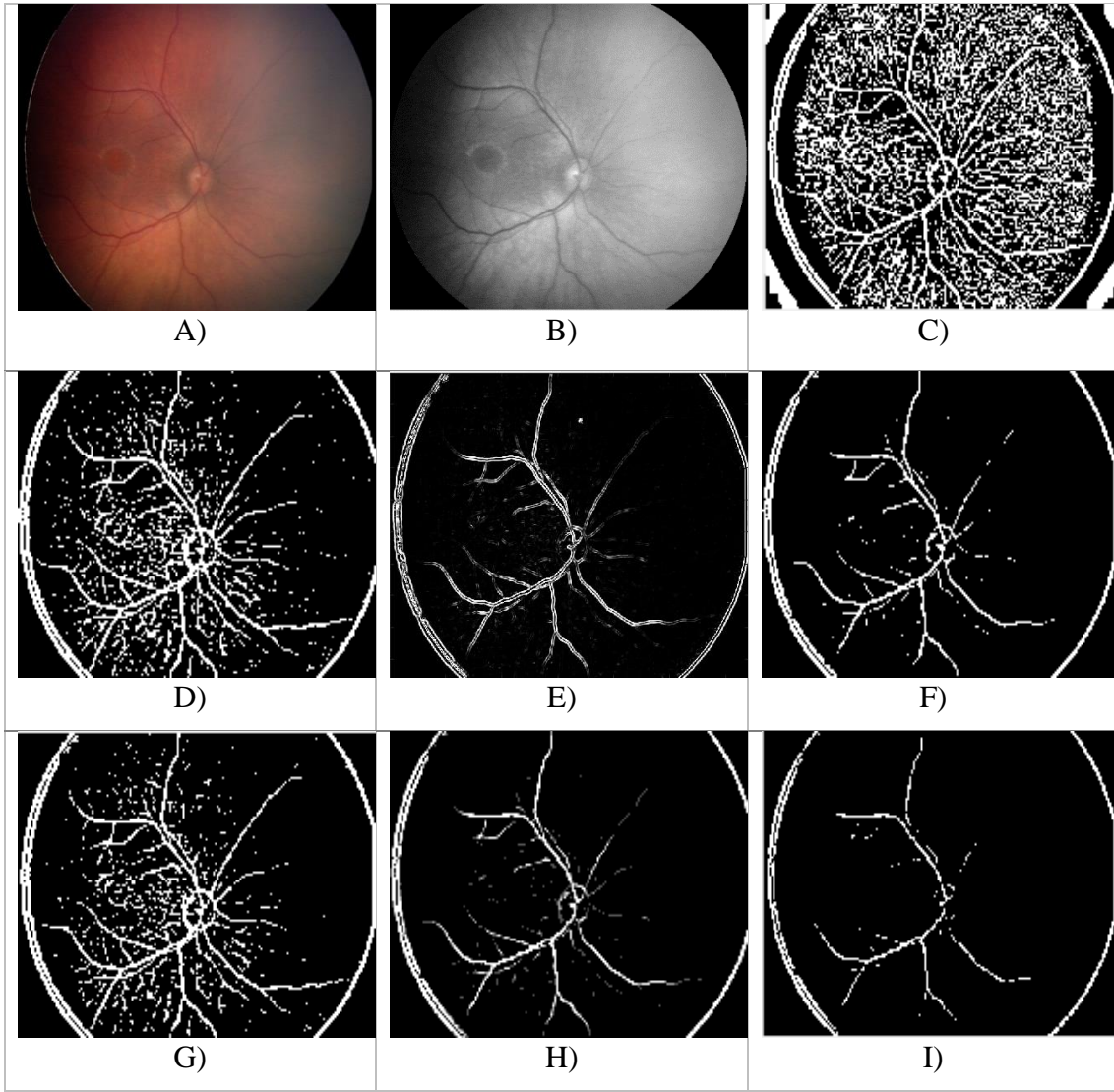
Şekil 1. Görüntülerinin maskeleme aşamaları A) Orijinal görüntü, B) Siyah-Beyaz görüntü, C) Kullanılan Maske, D) Maske kullanımı sonucu elde edilen görüntü

ROP görüntüsüne farklı filtreleme algoritmaları uygulandığında oluşan yeni görüntüler Şekil 2'de gösterilmiştir. Şekil 2'de retinanın orijinal görüntüsü, gri tona çevrilmiş görüntüsü ve Laplace, Gaussian, CLAHE, Median filtreleri uygulandığında oluşan görüntüler gösterilmiştir.



Şekil 2. ROP görüntüsüne farklı filtreleme yapıldıktan sonraki görüntüleri A) Orijinal Görüntü, B) Gri tonlamalı görüntü, C) Laplace filtre, D) Gaussian filtre, E) CLAHE filtre, F) Median filtre

ROP görüntüsüne farklı eşikleme yöntemleri uygulandıktan görüntüleri gösterimi Şekil 3'te gösterilmiştir. Bu görüntüler; orijinal görüntü, gri tonlamalı görüntü, Niblack, Kittler, Bulanık çıkarım tabanlı, Kapur, Triangle, Çapraz entropi tabanlı, OTSU eşikleme sonucu oluşan retina görüntüleridir.



Şekil 3. ROP görüntüsünde farklı eşikleme yöntemleri sonrası oluşan görüntü örnekleri. A) Orijinal görüntü, B) Gri tonlamalı görüntü, C) Niblack eşikleme, D) Kittler eşikleme, E) Bulanık çıkarım tabanlı eşikleme, F) Kapur eşikleme, G) Triangle eşikleme, H) Çapraz entropi tabanlı eşikleme, I) OTSU eşikleme

Çalışma kapsamında retina görüntüleri eşikleme ve filtreleme yöntemleri uygulandıktan sonra görüntü işleme yöntemlerinin performans kriterleri hesaplanmıştır. PSNR, MSE ve SSIM sonuçları sayısal olarak karşılaştırılarak Tablo 2' de gösterilmiştir.

Tablo 1. Çalışma kapsamında kullanılan tüm yöntemlerin sayısal karşılaştırılması

EŞİKLEME YÖNTEMİ	FİLTRELEME YÖNTEMİ	PSNR	MSE	SSIM
OTSU	Laplace	21.2545	0.0075	0.3895
	CLAHE	21.6047	0.0069	0.4762
	Gaussian	23.2699	0.0047	0.3923
	Median	21.2584	0.0075	0.3798
NiBlack	Laplace	5.4025	0.2882	0.1547

	CLAHE	5.3879	0.2892	0.0990
	Gaussian	8.0272	0.1575	0.1799
	Median	5.6172	0.2743	0.1690
	Laplace	10.6400	0.0863	0.3306
Kittler	CLAHE	10.5963	0.0872	0.2545
	Gaussian	14.3288	0.0369	0.4259
	Median	11.0933	0.0777	0.3459
	Laplace	17.6288	0.0173	0.3892
Kapur	CLAHE	17.6595	0.0171	0.4634
	Gaussian	21.0955	0.0078	0.4098
	Median	17.7978	0.0166	0.3859
	Laplace	12.0226	0.0628	0.3580
Triangle	CLAHE	11.9812	0.0634	0.3236
	Gaussian	15.8193	0.4384	0.0262
	Median	12.4269	0.0572	0.3624
	Laplace	21.0236	0.0079	0.4300
Çapraz Entropi	CLAHE	16.6761	0.0215	0.4534
	Gaussian	22.7010	0.0054	0.4305
	Median	21.1946	0.0076	0.4191
	Laplace	14.0310	0.0395	0.3133
Bulanık Çıkarım	CLAHE	14.2041	0.0380	0.3881
	Gaussian	18.9467	0.0127	0.3465
	Median	14.2417	0.0377	0.3137

4. Sonuç ve Yorum

PSNR, görüntüye hiçbir işlem yapmadan ve görüntü filtrelemeleri yapıldıktan sonra iki farklı görüntünün benzerlik kalitesini hesaplar. Bu işlem sonucunda, PSNR tek bir değer üretir. Bu değer yüksek olması kalitenin de yüksek olduğu anlamına gelir. İki görüntü arasındaki PSNR değerini hesaplamak için öncelikle MSE değeri hesaplanmalıdır. MSE veya PSNR gibi teknikler, diğer tekniklere göre mutlak hataları tahmin etmesinden dolayı çok kullanılırlar [18]. Görüntülerdeki yapısal bilgi, piksellerin özellikle uzamsal olarak yakın olduklarında güçlü karşılıklı bağımlılıklara sahip olduğu fikridir. Bu bağımlılıklar, görsel sahnedeki nesnelerin yapısı hakkında önemli bilgiler taşır. Parlaklık maskeleye, görüntü bozulmalarının parlak bölgelerde daha az görünür olma eğiliminde olduğu bir olgudur. Kontrast maskeleye ise görüntüde önemli aktivite veya doku bulunan yerlerde bozulmaların daha az görünür hale geldiği bir olgudur [27]. SSIM değerleri ise, -1 ile 1 arasında değerler almaktadır. Örnek verilecek olursa, iki görüntü arasında benzerlik oranının yüksek olması sonucun 1 değerine yaklaştığını ifade eder. İki görüntü

aynı ise SSIM değeri 1 değerini alır. SSIM değeri 1' e ne kadar yakın ise görüntü kalitesinin o kadar iyi olduğu anlamına gelmektedir [26].

ROP görüntülerine uygulanan görüntü işleme yöntemlerinin sonuçlarını sayısal olarak değerlendirmesinde ilk olarak PSNR değeri kullanılmıştır. PSNR değerlerine göre en iyi yöntemin Eşikleme yönteminde OTSU, filtreleme algoritmasında ise Gaussian yönteminin (PSNR = 23.2699) olduğu görülmektedir. Daha sonra uygulanan Çapraz Entropi yöntemi ve Gaussian yöntemlerinin ise (PSNR = 22.7010) en iyi sonucu verdiği sonucu ortaya çıkmıştır. Arka planın tek tip olması nedeniyle de Niblack eşikleme yöntemi ve Clahe filtresi (PSNR = 5.3879) en kötü sonucu vermiştir. Sayısal değerlendirmede ikinci olarak MSE değerlerini incelediğimiz de en küçük hatanın (MSE = 0.0047) ile yine OTSU ve Gaussian filtrelerinden geçirilen yöntem sonucu ortaya çıktığı gözlemlenmektedir. Görüntüde bulunması gereken damarları bulmada en yüksek hata payının Niblack algoritmasındaki hata payları olduğu görülmektedir. İki yöntemde de aynı algoritmaların başarılı çıkması göz retinası ile ilgili yapılan araştırmalarda bu yöntemlerin daha sık kullanılma nedenini göstermektedir. Son olarakta SSIM değerleri hesaplanmıştır. SSIM değerlerinden en yüksek değeri ise (SSIM = 0.4762) OTSU eşikleme yöntemi ile kullanılan CLAHE fitresinin yer aldığı gözlemlenmektedir (Tablo 1).

Li ve arkadaşlarının yaptıkları çalışmada eşik belirleme ile yaptıkları çalışmada, OTSU yönteminin diğer yöntemlere göre yanlış negatif ve yanlış pozitif oranlarında düşük değerler saptamışlardır. Ancak bu yöntemin nesne ve arka plan sınıflarının ayrılmasında, varyans tutarsızlığını ihmal ettiği için farklı yöntemler geliştirilebileceğini ifade etmişlerdir [28]. Jeong ve arkadaşlarının Meme kanser hücrelerini tespitinde ön işleme de eşik belirlemek için yapmış oldukları çalışmada OTSU Algoritmanın %74 doğruluk oranı ile Kapur, Pun ve yinelemeli eşik belirleme yöntemlerine göre çok daha iyi sonuç verdiğini saptamışlardır [29].

Anita ve arkadaşlarının yaptıkları çalışmada, renkli görüntülerde optimum segmentasyonu belirlemek için, Balina optimizasyon algoritmasını (Whale Optimization Algorithm) kullanmışlardır. OTSU ve Kapur 'un eşikleme yöntemlerini ise algoritmayı maksimize edilebilecek bir uygunluk fonksiyonu olarak hesaplamışlardır. Deney sonucunda 5 eşik düzeyine sahip 30 bağımsız örnek için uygunluk fonksiyon sonuçlarının OTSU eşikleme de daha iyi sonuçlar verdiği sonucuna varmışlardır. Ayrıca iki eşikleme yöntemi arasında Wilcoxon yöntemi ile anlamlı bir fark olduğunu, OTSU'nun ortalama PSNR değerlerinin, Kapur'un ortalama PSNR değerlerinden istatistiksel olarak daha iyi sonuçlar verdiğini saptamışlardır [30].

Nimbarte ve arkadaşı renkli görüntülerde en iyi bölütleme yönteminin tespiti için Just Noticeable Difference birleştirme özelliğini kullanmıştır. Çalışmada, bölgeler arası minimum değişiklik miktarının hesaplanması için Minimum Sınıf Varyans Eşiği ile OTSU Yöntemini karşılaştırmışlardır. İnsanın görsel algılamasında, OTSU yöntemin daha fazla bölge oluşturması nedeniyle Minimum Sınıf Varyansından daha fazla bilgi verdiğini sonucuna ulaşmışlardır [31].

Bu çalışmada ROP görüntüleri ve genel olarak retina görüntülerinde damar yapının çıkarılması çalışmaların yapılabilmesi için yeni filtreleme yöntemleri ile ilgili araştırmalar yapılmalıdır. Özellikle görüntü işlenecek görüntünün kalitesinin belirli bir düzeyin üzerinde olması, (netliğin artırılması, ışık yoğunluğunun eşit olması, piksel sayısının artması vb.) görüntü işleme sonuçlarının daha iyi elde edilmesini sağlayacaktır. ROP görüntülerinde damarların ortaya çıkarılması hastalığın teşhisinde ve derecelendirilmesinde oldukça önemlidir. Gelecekte ROP görüntülerinden veri tabanı oluşturularak, uzman desteği ile hastalığın teşhisi için derin öğrenme algoritmaları çalışmaları yapılması düşünülmektedir. Görüntü işleme yöntemleri ile belirlenen damar

çapı, damar kalınlığı, eğrilik dereceleri ve retina dekolman bölgeleri tespit edilip hastalık teşhisinde uzmanlara yardımcı sistemler geliştirilebilir.

Araştırmacıların Katkı Oranı Beyanı

Evren Sezgin: Araştırma, Metodoloji, Yazılım, Kaynak/Materyal/Malzeme Temini.

Yiğit Ali Üncü: Yazılım, Metodoloji, Veri İyileştirme.

Ahmet Yardımcı: Kavramsallaştırma, Proje Yönetimi.

Destek ve Teşekkür Beyanı

Bu makale Evren Sezgin' in doktora tez çalışmaları sürecinde hazırlanmıştır. Akdeniz Üniversitesi Göz Hastalıkları Anabilim Dalı Öğretim Üyesi, Doç. Dr. Ahmet Burak Bilgin'e prematüre retina görüntüleri teminindeki desteklerinden dolayı teşekkür ederiz.

Çatışma Beyanı

Bu çalışmanın yazarları olarak herhangi bir çatışma beyanımız bulunmadığını bildiririz.

Etik Kurul Onayı ve/veya Aydınlatılmış Onam Bilgileri

Bu çalışmanın yazarları olarak herhangi bir etik kurul onayı ve/veya aydınlatılmış onam bilgileri beyanımız bulunmadığını bildiririz.

Kaynakça

- [1] E. Koç, A. Baş, Ş. Özdek ve F. Ovalı. (2021) Türkiye Prematüre Retinopatisi Rehberi 2021 [Online]. Available: <https://www.todnet.org/tod-rehber/rop-tedavi-rehberi-2021.pdf>
- [2] J. J. Kanski, *Clinical Ophthalmology: A Systemic Approach*, 6th ed. London, UK: Elsevier Health Sciences, 2007, pp. 952-955.
- [3] F. Zana and J. C. Klein, "Segmentation of vessel-like patterns using mathematical morphology and curvature evaluation," *IEEE Trans. Image Process*, 10 (7), 1010-1019, 2001.
- [4] B. Toptaş ve D. Hanbay, "Retina kan damarlarını çıkarmak için eşikleme temelli morfolojik bir yöntem," *NÖHÜ Müh. Bilim. Derg.*, 11 (1), 010-016, 2022.
- [5] M. Niemeijer, J. Staal, B. Van Ginneken, M. Loog and M. D. Abramoff, "Comparative study of retinal vessel segmentation methods on a new publicly available database," *In Medical imaging 2004: image processing SPIE*, 5370, 648-656, 2004.
- [6] R. GeethaRamani, L. Balasubramanian, "Retinal blood vessel segmentation employing image processing and data mining techniques for computerized retinal image analysis," *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, 36 (1), 102-118, 2016.
- [7] R. Y. Foos, "Chronic retinopathy of prematurity," *Ophthalmology*, 92 (4), 563-74, 1985.
- [8] J. A. Kylstra and T. Wierzbicki, M. L. Wolbarsht, "The relationship between retinal vessel tortuosity, diameter, and transmural pressure," *Graefe's Arch. Clin. Exp. Ophthalmol.*, 224, 477-480, 1986.
- [9] International Committee for the Classification of Retinopathy of Prematurity. "The International Classification of Retinopathy of Prematurity revisited," *Arch. Ophthalmol.*, 123 (7), 991-999, 2005.
- [10] X. H. Zhang, R. L. Ning and D. Yang, "Cone beam breast CT noise reduction using 3D adaptive Gaussian filtering," *J. X-Ray Sci. Technol.*, 17 (4), 319-333, 2009.
- [11] R. Roy, M. Pal and T. Gulati, "Zooming digital images using interpolation techniques," *Int. J. Innov. Technol. Manag.*, 2 (4), 34-45, 2013.
- [12] A. K. Singh, P. Kang. (2022, Nov 27). Log Transformation. [Online] Available: <https://theailearner.com/2019/05/25/laplacian-of-gaussian-log/>
- [13] G. T. Reid, "Automatic fringe pattern analysis: A review," *Opt Lasers Eng*, 7 (1), 37-68, 1986.
- [14] R. Ritika and S. Kaur, "Contrast enhancement techniques for images—a visual analysis," *Int. J. Comput. App.*, 64 (17), 20-25 2013.
- [15] C. R. Dyer, *Multiscale Image Understanding*. New York: Academic Press, 1987, pp. 171-213.
- [16] N. Otsu, "A threshold selection method from gray-level histograms," *in IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 9 (1), 62-66, 1979.
- [17] M. Sezgin, "İmge eşikleme yöntemlerinin başarımlarını değerlendirme ve tahribatsız muayenede kullanımı," Doktora Tezi, Uçak Mühendisliği, İTÜ, İstanbul, Türkiye, 2002.
- [18] W. Niblack, *An introduction to digital image processing*. Englewood Cliffs:Prentice hall. 1986, pp. 115-116.
- [19] J. Kittler and J. Illingworth, "Minimum error thresholding," *Pattern Recognit*, 19 (1), 41-47, 1986.
- [20] J.N. Kapur, P.K. Sahoo, and A. K. C. Wong, "A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram," *Comput. Gr. Image Process*, 29 (3), 273-285, 1985.

- [21] P. Nikhil, R. Pal and K. P. Sankar, "Entropic thresholding," *IEEE Trans. Signal Process*, 16 (2), 97-108, 1989.
- [22] C. H. Li and C. K. Lee, "Minimum cross entropy thresholding," *Pattern Recognit*, 26 (4), 617-625, 1993.
- [23] A. Elen, "Görüntü ikileştirme için global eşikleme yöntemleri üzerine bir inceleme," *Mühendislik Bilimleri ve Araştırmaları Dergisi*, 2, 38-49, 2020.
- [24] G. W. Zack, W. E., Rogers and S. A. Latt, "Automatic measurement of sister chromatid exchange frequency," *J. Histochem. Cytochem*, 25(7), 741-53, 1977.
- [25] Y. Üncü, S. Gençay ve M. Canpolat, "Difüz optik tomografi sisteminde görüntü işleme uygulamalarının test edilmesi," *Süleyman Demirel Üniversitesi Fen Edebiyat Fakültesi Fen Dergisi*, 16(1), 1-16, 2021.
- [26] Z. Wang, A. C. Bovik, H. R. Şeyh and E. P. Simoncelli, "Image quality assessment: from error visibility to structural similarity," *IEEE T Image Process*, 13 (4), 600-612, 2004.
- [27] Y. Gao, A. Rehman and Z. Wang. "CW-SSIM based image classification," *In IEEE International Conference on Image Processing ICIP*, Brussels, Belgium, 2011, pp. 1249-1252.
- [28] Z. Li, C. Liu, G. Liu, Y. Cheng, X. Yang and C. Zhao, "A novel statistical image thresholding method", *AEU - International Journal of Electronics and Communications*, 64 (12), 1137-1147, 2010.
- [29] H. Jeong, T. Kim, H. Hwang, H. Choi, H. Park and H. K. Choi, "Comparison of thresholding methods for breast tumor cell segmentation," *Proceedings of 7th International Workshop on Enterprise networking and Computing in Healthcare Industry*, 2005, pp. 392-395.
- [30] J. Anitha, S. I. A. Pandian and S. A. Agnes, "An efficient multilevel color image thresholding based on modified whale optimization algorithm," *Expert Systems with Applications*, 178, 115003, 2021.
- [31] N. M. Nimbarte and M. M. Mushrif, "Multi-level thresholding algorithm for color image segmentation," *2010 Second International Conference on Computer Engineering and Applications*, Bali, Indonesia, 2010, pp. 231-233.