

Bulanık C-Kümeleme Algoritması ile Retinal Kan Damarı Bölütleme

Retinal Vessel Segmentation with Fuzzy C-Means Clustering Algorithms

Zafer Yavuz¹, Cemal Köse¹

¹Bilgisayar Mühendisliği Bölümü
Karadeniz Teknik Üniversitesi
zyavuz@ieee.org, ckose@ktu.edu.tr

Özet

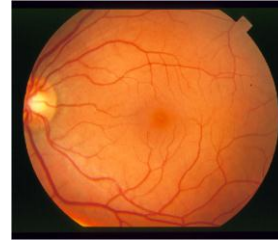
Retinal kan damarları insan gözünde meydana gelebilecek bazı göz hastalıklarının teşhisi için önemli bir rol oynamaktadır. Kan damarlarının otomatik olarak bölütlenmesi için geliştirilecek bir yöntem doktorlara önemli kolaylıklar sağlamaktadır. Bu çalışmada renkli retinal fundus görüntülerden kan damarları otomatik olarak bölütlenmektedir. Yöntemde kan damarlarını iyileştirmek için Uyum süzgeci ve Gabor süzgeci ayrı ayrı uygulanmıştır. Daha sonra top-hat dönüşümü ile damar ve arkaplan arasındaki kontrast artırılmıştır. Elde edilen dönüşüm sonucu Bulanık C-ortalama kümeleme yöntemi ile siyah-beyaz damar görüntüsü bulunmuştur. Yöntem STARE ve DRIVE veritabanlarından alınan görüntüler üzerinde test edilmiştir. Sonuç olarak STARE veritabanı için ortalama %95.33 ve DRIVE veritabanı için ortalama %94.67 doğruluk değeri elde edilmiştir.

Abstract

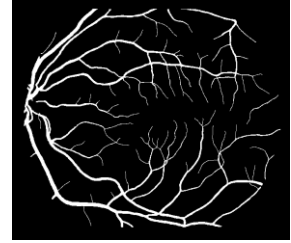
Retinal blood vessels play an important role in diagnosis of various retinal diseases. A tool developed for automatic vessel segmentation provides important facilities to eye specialist. In this paper, we propose a method to segment retinal blood vessels automatically. In the method, Matched filter and Gabor filter are applied separately in order to enhance blood vessels. Afterward, we performed top-hat transform to increase contrast between vessels and background. The output of the transformation is converted to binary image with Fuzzy C-means clustering. In order to test the developed system, the images obtained from STARE and DRIVE databases are used. Finally, 95.33% of accuracy for STARE database and 94.67% of accuracy for DRIVE database are obtained.

1. Giriş

Son yıllarda, röntgen, bilgisayarlı tomografi, ultrasonografi ve retinal fundus görüntüleme gibi yaygın olarak kullanılan bilgisayarlı görüntüleme ve analiz teknikleri bazı tıbbi hastalıkların otomatik teşhis ve tedavisi için olanak sağlamaktadır. Yüksek çözünürlüklü retinal fundus görüntüler, göz hastalıklarının otomatik teşhis ve tedavisinde kullanılabilecek birçok özellik sunmaktadırlar [1]. Retinal kan damarları, optik disk, makula gibi yapılar bu özelliklerden en önemlileridir. Şekil 1.a'da örnek bir retinal fundus görüntü verilmektedir.



(a). Orijinal renkli retinal görüntü



(b). Manuel olarak bölütlenmiş damar görüntüsü

Şekil 1 : STARE veritabanından alınan örnek bir retinal fundus görüntü ve manuel olarak bölütlenmiş damar görüntüsü

Retina görüntüsünün tamamına yayılan kan damarları, diyabetik retinopati, hipertansiyon, glukoma ve damar sertliği gibi birçok hastalığın teşhis ve tedavisinde önemli bir rol oynamaktadır. Ayrıca kan damarları, retinadaki optik disk, makula gibi önemli yapıların konumlarını belirlemede kullanılabildiğinden hastalıkların teşhisinde önemli bir araç görevi görmektedirler. Benzer şekilde bazı hastalıklardan dolayı kan damarlarında ölçülebilir bazı değişiklikler gözlemlenebilmektedir. Bu nedenle retinal kan damarlarının bölütlenmesi, hastalıkların erken teşhisi ve tedavisi için önemlidir. Bu çalışmada retinal fundus görüntülerde kan damarlarının otomatik olarak bölütlenmesi amaçlanmaktadır.

Kan damarlarının bilgisayar yardımıyla otomatik olarak bölütlenmesi, damar görüntüleri ile arkaplan görüntüsünün birbirinden ayırt edilecek şekilde siyah-beyaz görüntüye çevrilmesidir. Şekil 1.b'de örnek bir damar görüntüsü verilmektedir. Damarlarının retinal görüntülerden otomatik olarak bölütlenmesi, kan damarları ve arka plan arasındaki düşük kontrast, gürültü ve patolojik nedenlerden dolayı oldukça zor bir problemdir. Literatürde bu problemleri çözmek için çeşitli yöntemler önerilmiştir.

Damar bölütleme algoritmaları genel olarak 2 grupta incelenmektedir. Birinci grup algoritmalar kural tabanlı olarak isimlendirilmekte ve Damar İzleme (Vessel Tracking) [2,3], Uyum Süzgeç Tepkisi (Matched Filter Response-MFR) [4,5] ve Morfoloji Tabanlı yöntemleri [6-8] kapsamaktadır. İkinci gruptaki algoritmalar ise danışmanlı algoritmalar ve genellikle piksel sınıflandırması sinir ağı modelleri ve özel tasarlanmış sınıflandırıcılar kullanılır [9]. Sınıflandırma işleminden önce kan damarlarını arkaplandan ayırt edebilecek şekilde özellik çıkarma işlemi gerçekleştirirler ve piksel sınıflandırması için k En Yakın Komşuluk [9], Bayesgil Karar

Kuralı [10], Destek Vektör Makineleri [11], Yapay Sinir Ağları [12] gibi sınıflandırıcılar kullanılır.

Damar bölütleme konusunda yapılan ilk önemli çalışma Chaudhuri ve arkadaşları tarafından yapılmış ve bu çalışmada damar bölütlemesi için 2 boyutlu Gauss fonksiyonu kullanılarak oluşturulan ve damar profiline benzer bir uyum süzgeci önermişlerdir. Kullanılan süzgeç 15° aralıklarla 12 farklı yönde uygulanmış ve her bir piksel için 12 farklı süzgeç tepki değeri elde edilmiştir. Daha sonra bu değerlerden maksimum olanı seçilmiş ve Otsu algoritması kullanılarak damar bölütlemesi gerçekleştirilmiştir [4].

Hoover ve arkadaşları 2000 yılında yaptıkları çalışmalarında retinal kan damarlarının bölütlenmesi için [4] çalışmasında önerilen iki boyutlu uyum süzgecinin (2D MFR) uygulanmasından sonra uygun eşik değerini bulmak için "threshold probing" yöntemi önermişlerdir. Yöntem, manuel olarak etiketlenen retinal görüntülerle değerlendirilmiş ve test edilmiştir [5].

Jiang ve Mojon çalışmalarında adaptif yerel eşiklemeyle dayalı bir yöntem önermişlerdir. Bu yöntemle göre belli eşik aralıklarına göre tüm görüntü her bir eşik aralığına göre siyah-beyaz görüntüye çevrilmiş ve elde edilen sonuç doğrulama prosedürü ile damar olabilecek yapılar seçilmiştir. Daha sonra ayrı ayrı eşik değerlerinden elde edilen damar yapıları birleştirilerek damar görüntüsü elde edilmiştir. Yöntem STARE veritabanı üzerinde uygulanmış ve sonuçlar verilmiştir [13].

Soares J.V.B. ve arkadaşları 2006 yılındaki çalışmalarında piksel parlaklık değerleri üzerinde farklı ölçeklerde Gabor-Dalgacık dönüşümü uygulamıştır. Daha sonra elde edilen farklı ölçekteki Gabor-Dalgacık dönüşüm çıktıları özellik olarak kullanılarak tüm görüntü Bayesgil Sınıflayıcı tarafından damar ya da damar olmayan bölgelere ayrılmıştır. Sistem STARE [14] ve DRIVE [9] veri tabanları üzerinde test edilmiştir [10].

Ricci ve arkadaşları damar bölütlemesi için daha önce mamografi görüntüleri için kullanılan çizgi operatörü kullanmışlar ve bu operatörün görüntü çıktısını Destek Vektör Makineleri kullanan sınıflayıcıya giriş olarak vermişlerdir. Geliştirdikleri uygulama STARE ve DRIVE veri tabanları üzerinde denenmiş ve elde edilen sonuçlar verilmiştir [11].

Martinez-Perez ve arkadaşları 2007 yılında yaptıkları çalışmada retina üzerinde bulunan damarların farklı genişliklerde olması nedeniyle çok ölçekli özellik çıkarmaya dayalı bir yöntem önermişlerdir. Hessian matris ve yön büyüklük değerlerinin yerel maksimum değerleri kullanılarak retinal kan damarları belirginleştirilmiş, daha sonra da özel bir bölge büyüme yöntemi ile damarlar bölütlenmiştir. Sistem aralarında STARE ve DRIVE görüntülerinin de bulunduğu farklı retinal fundus görüntüler üzerinde test edilmiştir [15].

Marin ve arkadaşları 2011 yılındaki çalışmalarında retinal görüntülerdeki piksellerin gri seviye özellikleri ile moment değişmezleri tabanlı özellikler kullanarak sınır ağı tasarlamışlardır. Geliştirdikleri uygulama STARE ve DRIVE veri tabanları üzerinde denenmiş ve elde edilen sonuçlar verilmiştir [12].

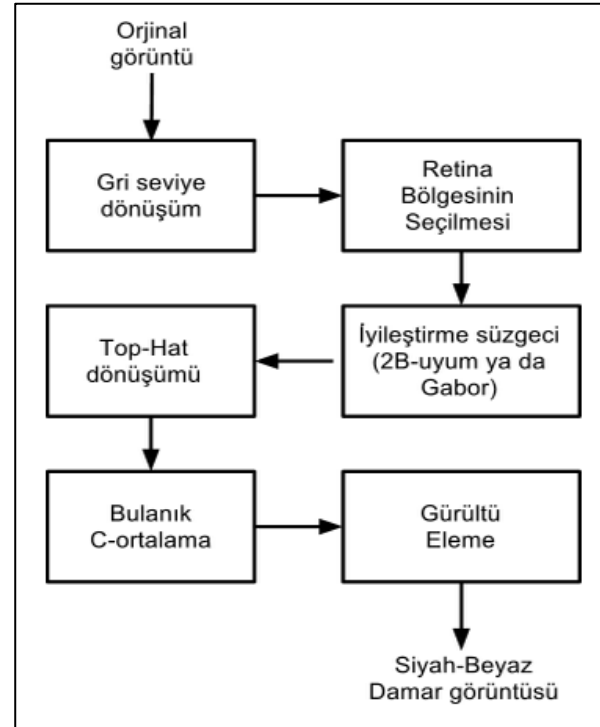
Retinal kan damarı bölütleme için literatürde önerilen birçok yöntem olmasına karşın daha iyi sonuç veren algoritmalara ihtiyaç duyulmaktadır. Bu çalışmada görüntü iyileştirme ve kümeleme teknikleri kullanılarak damar bölütlenmesi gerçekleştirilmiştir.

2. Kullanılan Materyal

Çalışmada kullanılan retinal fundus görüntüler, internet üzerinde halka açık olarak sunulan STARE [14] ve DRIVE [9] veri tabanlarından elde edilmiştir. STARE veri tabanındaki görüntüler, TopCon TRV-50 fundus kamerası 35° görüş açısı ile alınmış 700×605 çözünürlükte ve 24 bitlik renkli görüntülerdir. Bu veri tabanında 20 adet retinal fundus görüntü bulunmaktadır. Bu görüntülerden 10 tanesi normal (herhangi bir hastalık olmayan) ve 10 tanesi de anormal (hastalıklı) görüntülerdir. DRIVE veri tabanında ise yedisi hastalıklı olan toplam 40 adet görüntü bulunmaktadır. Bu görüntüler Canon CR5 3CCD kamerası ile 45° görüş açısı ile alınmış 768×584 çözünürlükte 24 bitlik renkli görüntülerdir. Kan damarı bölütlemesinin performansını ölçmek için her iki veri tabanında da bulunan görüntülerin manuel olarak bölütlenmiş halleri de bulunmaktadır.

3. Yöntemler

Çalışmada, retinal fundus görüntülerden kan damarlarının otomatik olarak bölütlenmesi amaçlanmaktadır. Bu amaçla renkli fundus görüntünün yeşil renk bandı giriş görüntüsü olarak kullanılmakta ve bu görüntü iyileştirme süzgecinden geçirilerek kan damarları daha belirgin hale getirilmektedir. İyileştirme süzgeci sonucu elde edilen görüntüde arka planı bastırmak ve damarları daha da ön plana çıkarmak için top-hat dönüşümü gerçekleştirilmektedir. Daha sonra Bulanık C-Ortalama kümeleme yöntemi ile belirgin damar görüntüsündeki pikseller farklı kümelerle ayrılarak uygulanan özel bir yöntemle siyah-beyaz damar görüntüsüne dönüşüm yapılmaktadır. Son durumda görüntüde oluşan hataları azaltmak için gürültü eleme işlem adımı uygulanmakta ve retinal kan damarları elde edilmektedir. Şekil 2'de önerilen yöntemin akış şeması verilmektedir.



Şekil 2: Önerilen yöntemin akış şeması

3.1. Retina Bölgesinin Seçilmesi

Retinal fundus görüntüler dikdörtgen biçiminde iken damarları da içeren retina görüntüsü dairesel olmaktadır. Bundan dolayı retinal fundus görüntülerde retinaya ait olmayan koyu bölgelerin elenmesi gerekmektedir.

DRIVE veritabanında bulunan görüntüler için daha önce oluşturulmuş maskeler bulunduğundan retina bölgesi seçiminde bu maskeler kullanılmıştır. Ancak STARE veritabanındaki görüntüler için hazır maskeler bulunmadığından [16]'de geliştirilen yöntemle retina bölgesi seçilmiştir. Bu yöntemle göre retina dışında kalan koyu bölgeleri elemek için renk kanalları arasındaki hata farkından ve bu renk kanallarının ortalamasından yararlanılmıştır.

3.2. Retinal Kan Damarlarını İyileştirme

Retinal fundus görüntülerde yer alan kan damarlarını arkaplana göre daha da belirginleştirmek ve kümeleme işlemine ayırt edilmesini kolaylaştırmak için iyileştirme süzgeci uygulanmaktadır. İyileştirme süzgeci olarak, uyum süzgeci ve gabor süzgeci ayrı ayrı uygulanmış ve elde edilen sonuçlar dördüncü bölümde karşılaştırılmıştır.

3.2.1. Uyum Süzgeci

Chaudhuri ve arkadaşları tarafından [4] çalışmasında önerilen uyum süzgeci (Matched Filter), damar profilinin Gauss fonksiyonuna benzemesinden yararlanılarak oluşturulan 15×15 boyutunda bir süzgeçtir. Süzgeç girdisi olarak en iyi kontrast sağladığı için renkli görüntünün yeşil bileşeni kullanılmıştır. Kullanılan süzgeç 15 derece aralıklarla döndürülerek 12 farklı süzgeç kümesi elde edilmiştir. Şekil 3(a) ve 3(b)'de 0° ve -45° için elde edilen süzgeçler örnek olarak verilmektedir. Elde edilen süzgeç kümesinin 12 farklı yöndeki her bir elemanı renkli görüntünün yeşil bileşeni üzerinde evrişim (katlama) yapılarak 12 farklı katlanmış görüntü elde edilir. Dolayısıyla her bir piksel için 12 farklı değer elde edilmiş olur. Damara en iyi uyum sağladığından bu değerlerden maksimum olanı seçilir. Sonuç görüntüde, damarlar daha belirgin ve arkaplanın bastırılmış halde olduğu görülmektedir. Şekil 5.a'da uyum süzgecinin evrişim sonucu verilmektedir.

3.2.2. Gabor Süzgeci

Gabor süzgeci, görüntü işleme, örüntü tanıma ve bilgisayarla görme alanında özellik çıkarma, görüntü iyileştirme gibi alanlarda kullanılan yaygın bir yöntemdir. İki boyutlu Gauss fonksiyonun trigonometrik kosinüs fonksiyonu ile çarpılması ile elde edilir. Gabor çekirdeği, istenen açı ve dalga boyu ayarlanarak retinal fundus görüntülerdeki kan damarlarının daha belirgin hale getirebilmektedir. Eşitlik (1)'de gabor çekirdeğinin genel denklemi verilmektedir.

$$g(x, y; \lambda, \theta, \sigma, \gamma) = \exp\left(-\frac{x'^2 + y'^2}{2\sigma^2}\right) \cdot \cos(2\pi \cdot \frac{x'}{\lambda}) \quad (1)$$

$$x' = x \cdot \cos\theta + y \cdot \sin\theta \quad y' = -x \cdot \sin\theta + y \cdot \cos\theta$$

Burada g gabor çekirdek fonksiyonunu göstermektedir. Bu fonksiyon 4 parametre tarafından kontrol edilmektedir. θ aranan örüntünün açısını, λ aranan örüntünün dalga boyunu ve γ gabor çekirdeğinin en/boy oranını vermektedir. σ ise aranan örüntünün ölçeğini (genişliğini) temsil etmektedir. Şekil 4.a'da $\theta = 0$ derece alınarak elde edilen bir gabor çekirdeği verilmektedir. Bu çekirdek 15 derece aralıklarla döndürülerek 12 farklı gabor çekirdeği elde edilir. $\theta = -45$

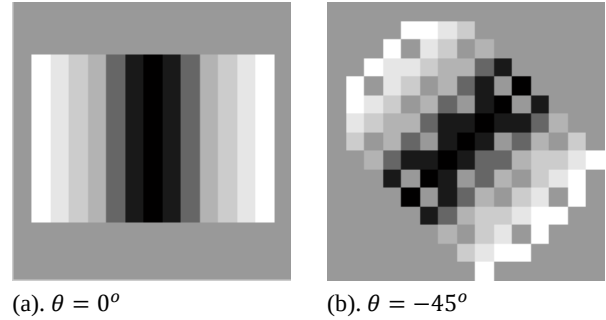
derece alınarak elde edilen gabor çekirdeği Şekil 4.b'de verilmektedir. Elde edilen 12 farklı gabor çekirdeği renkli görüntünün yeşil bileşeni üzerinde evrişim yapılarak 12 farklı görüntü elde edilir. Dolayısıyla her bir piksel için 12 farklı değer elde edilmiş olur. Damara en iyi uyum sağladığından bu değerlerden maksimum olanı seçilir. Sonuç görüntüde, damarlar daha belirgin ve arka plan ise bastırılmış halde elde edilir. Şekil 5.d'de gabor süzgeci çıktısı verilmektedir.

3.2.3. Top-Hat Dönüşümü

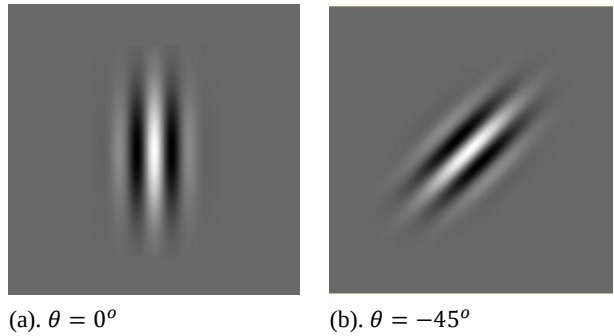
Top-hat dönüşümü, parlaklık seviyeleri arasındaki karşıtlığı arttırmak ve görüntüde parlak bölgeleri tespit etmek için kullanılan morfolojik bir yöntemdir. Ayrıca bu dönüşüm, görüntüdeki farklı parlaklık seviyesindeki nesneleri iyileştirir. Top-hat dönüşümü, asıl görüntüden morfolojik olarak açılmış görüntünün çıkarılmasıyla elde edilir [17]. Damar iyileştirme süzgecinden sonra bu dönüşümün kullanılması damar bölütleme performansını önemli derecede arttırmaktadır. Eşitlik 2'de top-hat dönüşümünün genel denklemi verilmektedir.

$$\text{top}(g) = g - (g \circ nB) \quad (2)$$

Burada g görüntüyü, B yapı elemanını ve n top-hat dönüşümünün ölçek seviyesini göstermektedir. Uygulamada $n = 4$ ve disk biçimli yarıçapı 4 piksel olarak seçilen yapı elemanı kullanılmıştır. Şekil 5.b ve Şekil 5.e'de farklı süzgeç çıktılarının top-hat dönüşümleri verilmektedir.



Şekil 3: 0 ve -45 derecede verilen 2 boyutlu uyum süzgeci



Şekil 4: Farklı açılarda verilen gabor dalgacıkları. (a) 0 derece, (b) -45 derece

3.3. Damar Bölütleme

Retinal kan damarlarının iyileştirildikten sonra siyah-beyaz damar görüntüsünün elde edilmesi gerekmektedir. Bulanık C-ortalama kümeleme yöntemi uygulanmıştır. Elde edilen sonuçlar dördüncü bölümde verilmektedir.

Yaygın olarak bilinen kümeleme yöntemleri (Örn: K-ortalama) katı-kümeleme (hard clustering) olarak anılmaktadır. Bu kümeleme yöntemlerinde her bir örnek sadece bir kümeye ait olabilmektedir. Bulanık C-ortalama (BCO) algoritması ise ılımlı-kümeleme (soft-clustering) olarak kabul edilir ve kümeleme algoritmalarının geliştirilmiş hali olarak anılır. Bu kümeleme algoritmalarında bir örneğin farklı kümelere ait olma derecelerinden bahsedilir. Örneğin bir örnek %75 bir kümeye ve %25 başka bir kümeye ait olabilmektedir. BCO algoritmasındaki C değeri küme sayısını temsil etmektedir. BCO algoritmasının genel akışı aşağıdaki şekildedir.

I. Başlangıç değerlerini ayarla

- o C adet küme ve n adet örnekleri ve m (üstel ağırlık faktörü) ayarla.
- o $U^{(0)}$ üyelik matrisini rasgele ya da belli bir yaklaşıma göre ayarla. U matrisi ($c \times n$) boyutlu bir üyelik matrisidir. Bu matrisin bir elemanı olan u_{ik} değeri, k. örneğin i. kümeye olan üyeliğini belirtir.
- o İterasyon sayısına başlangıç değeri ata. ($t=1$)
- o Küme merkezlerini V^t hesapla. (Eşitlik 3'e göre)

II. Bir sonraki üyelik değerlerini ($U^{(t+1)}$ 'yi) V^t kullanarak hesapla. (Eşitlik 4'e göre)

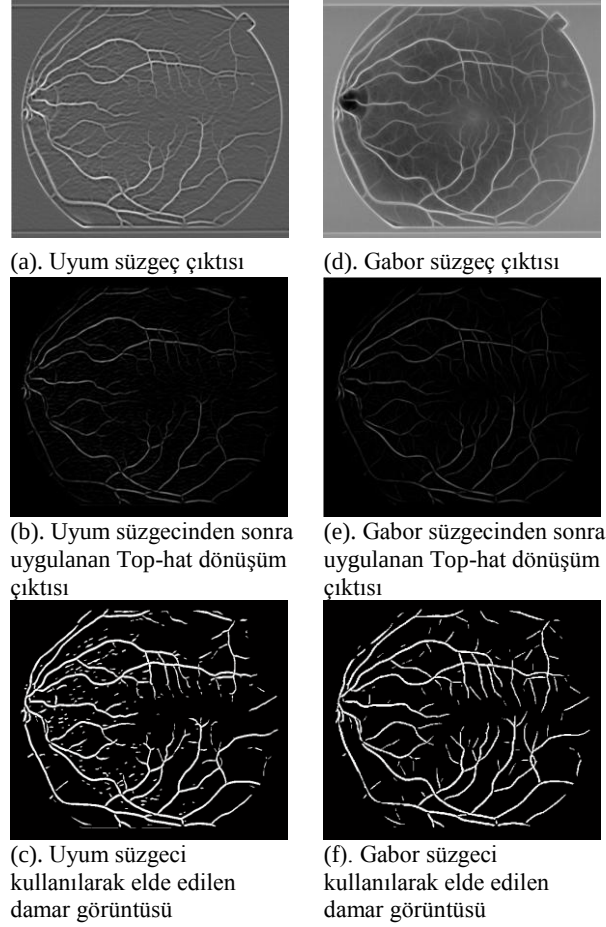
III. Sistem kararlı hale gelmediyse II. Adıma git. (Sistemin kararlı hale gelmesi, hata değerinin belli bir eşik değerinin altında olması ile mümkündür)

$$V_i = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m x_k}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m} \quad (3)$$

$$u_{ik} = \frac{\left[\frac{1}{(x_k - v_i)^2} \right]^{\frac{1}{m-1}}}{\sum_{j=1}^c \left[\frac{1}{(x_k - v_j)^2} \right]^{\frac{1}{m-1}}} \quad (4)$$

Burada $i = 1, 2, \dots, c$ ve $k = 1, 2, \dots, n$ olarak alınır.

Yukarıda açıklanan BCO kümeleme algoritmasının retinal kan damarı bölütleme işlemine uygulanması şu şekilde olmaktadır. Öncelikle retinal fundus görüntüleri, damar belirginleştirilmesi için önce iyileştirme süzgecinden (uyum ya da gabor süzgeci) geçirilir, daha sonra top-hat dönüşümü uygulanır. Dönüşüm sonucuna, retinal kan damarlarını bölütleme amacıyla BCO yöntemi uygulanır. BCO kümeleme yönteminin parametre değeri olarak bölge sayısı $c = 3$ olarak seçilmektedir. Yani görüntü 3 farklı kümeye ayrılmaktadır. Bu kümeler, damar olma olasılığı yüksek olan bölgeler, damar olma olasılığı orta derecede olan bölgeler ve arka plan olmaktadır. Damar olma olasılığı yüksek ve orta derece olan bölgeler damar olarak işaretlenerek siyah-beyaz damar görüntüsü elde edilmektedir. BCO yöntemi ile elde edilen siyah-beyaz damar görüntüsü üzerinde gürültü olabilmesi ihtimaline karşılık toplam piksel alanı 10 değerinden küçük olan bağımsız alt bölgeler elenerek sonuç damar görüntüsü bulunmuş olur. Şekil 5.c ve Şekil 5.f'de farklı işlemler sonucunda bulunan damar görüntüsü verilmektedir.



Şekil 5: Şekil 1'de verilen görüntünün alt işlem adımları sonuçları.

4. Sonuçlar

Çalışmada STARE ve DRIVE veritabanlarından alınan retinal fundus görüntüleri üzerinde önce damar iyileştirme süzgeçleri kullanılarak kan damarları belirginleştirilmiştir. Daha sonra BCO kümeleme yöntemi kullanılarak siyah-beyaz damar görüntüleri elde edilmiş ve performans ölçümleri yapılmıştır.

Gerçekte damar üzerinde olan ve tespit sonucunda da damar olarak işaretlenen piksellerin sayısı *doğru pozitif* (dp), gerçekte arkaplana ait olan ve tespit sonucunda da arkaplan olarak işaretlenmiş piksel sayısı *doğru negatif* (dn), gerçekte arkaplana ait olan ancak damar olarak işaretlenen piksellerin sayısı *yanlış pozitif* (yp), gerçekte damar üzerinde olan ancak tespit sonucunda arkaplan olarak işaretlenen piksellerin sayısı *yanlış negatif* (yn) olarak ölçülmüştür. Ölçümler sonucunda Eşitlik (5-7)'de göre *Duyarluluk* (*Sensitivity*), *Kesinlik* (*Specificity*) ve *Doğruluk* (*Accuracy*) değerleri hesaplanmıştır.

$$\text{Duyarluluk} = \frac{DP}{DP+YN} \quad (5)$$

$$\text{Kesinlik} = \frac{DN}{DN+YP} \quad (6)$$

$$\text{Doğruluk} = \frac{DP+DN}{DP+DN+YP+YN} \quad (7)$$

STARE veri tabanında bulunan 20 görüntü ve DRIVE veritabanındaki ilk 20 görüntü kullanılarak ölçümler

yapılmıştır. Performans değerlendirmesi yapılırken retinal görüntüde bulunan tüm pikseller dikkate alınarak ölçümler yapılmıştır. STARE veritabanı kullanılarak elde edilen ölçümlerin ortalama değerleri Çizelge 1'de ve DRIVE veritabanı kullanılarak elde edilen ölçümlerin ortalama değerleri Çizelge 2'de verilmiştir.

Çizelge 1 ve Çizelge 2'den görüldüğü gibi Gabor süzgecinin Uyum süzgeç tepkisinden daha iyi sonuçlar verdiği ve damar iyileştirmesi için kullanılan süzgeçlere ek olarak top-hat dönüşümü kullanımının performansı önemli derecede artırdığı görülmektedir.

Çizelge 1 : STARE veritabanındaki 20 görüntü kullanılarak elde edilen performans değerlerinin farklı yöntemlere göre ortalama sonuçları.

Yöntemler	Duyarlılık	Kesinlik	Doğruluk
Uyum süzgeci + BCO	0.6078	0.6815	0.6757
Uyum süzgeci + Top-hat + BCO	0.6828	0.9467	0.9265
Gabor süzgeci + BCO	0.7599	0.5028	0.5206
Gabor süzgeci + Top-hat + BCO	0.6917	0.9751	0.9533

Çizelge 2: DRIVE veritabanındaki ilk 20 görüntü kullanılarak elde edilen performans değerlerinin farklı yöntemlere göre ortalama sonuçları.

Yöntemler	Duyarlılık	Kesinlik	Doğruluk
Uyum süzgeci + BCO	0.3507	0.6461	0.6202
Uyum süzgeci + Top-hat + BCO	0.5354	0.9754	0.9366
Gabor süzgeci + BCO	0.7850	0.9280	0.9190
Gabor süzgeci + Top-hat + BCO	0.5211	0.9877	0.9467

5. Kaynaklar

- [1]. Oral D., Atmaca L.S., "Optik Koherens Tomografi", *Türkiye Klinikleri Journal of Ophthalmology*, Cilt:10, Sayı:1, 2001.
- [2]. Y. A. Tolias and S. M. Panas, "A fuzzy vessel tracking algorithm for retinal images based on fuzzy clustering", *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 17, pp. 263–273, 1998.
- [3]. A. Can, H. Shen, J. N. Turner, H. L. Tanenbaum, and B. Roysam, "Rapid automated tracing and feature extraction from retinal fundus images using direct exploratory algorithms", *IEEE Trans. Inform. Technol. Biomed.*, vol. 3, pp. 125–138, 1999.
- [4]. S. Chaudhuri, S. Chatterjee, N. Katz, M. Nelson, and M. Goldbaum, "Detection of blood vessels in retinal images using two-dimensional matched filters", *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 8, pp. 263–269, 1989.
- [5]. A. Hoover, V. Kouznetsova, and M. Goldbaum, "Locating blood vessels in retinal images by piecewise threshold probing of a matched filter response", *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 19, pp. 203–210, 2000.
- [6]. M. E. Martínez-Pérez, A. D. Hughes, A. V. Stanton, S. A. Thom, A. A. Bharath, and K. H. Parker, "Scale-space analysis for the characterization of retinal blood vessels", *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention—MICCAI'99*, 1999, pp. 90–97.
- [7]. T. Walter and J. C. Klein, "Segmentation of color fundus images of the human retina: Detection of the optic disc and the vascular tree using morphological techniques", *Medical Data Analysis*, pp. 282–287, 2001.
- [8]. F. Zana and J. C. Klein, "Segmentation of vessel-like patterns using mathematical morphology and curvature evaluation", *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 10, no. 7, pp. 1010–1019, 2001.
- [9]. J. Staal, M. D. Abramoff, M. Niemeijer, M. A. Viergever, and B. V. Ginneken, "Ridge-based vessel segmentation in color images of the retina", *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 23, no. 4, pp. 501–509, 2004.
- [10]. João V. B. Soares, Jorge J. G. Leandro, Roberto M. Cesar Jr., Herbert F. Jelinek, and Michael J. Cree, "Retinal Vessel Segmentation Using the 2-D Gabor Wavelet and Supervised Classification", *IEEE Transactions on Medical Imaging*, Vol. 25, No. 9, pp. 1214–1222, 2006.
- [11]. E. Ricci and R. Perfetti, "Retinal Blood Vessel Segmentation Using Line Operators and Support Vector Classification", *IEEE Transactions on Medical Imaging*, Vol. 26, No. 10, pp. 1357–1365, 2007.
- [12]. Marin, D.; Aquino, A.; Gegundez-Arias, M.E.; Bravo, J.M., "A New Supervised Method for Blood Vessel Segmentation in Retinal Images by Using Gray-Level and Moment Invariants-Based Features", *IEEE Transactions on Medical Imaging*, Volume: 30, Issue: 1, pp. 146–158, 2011.
- [13]. X. Jiang and D. Mojon, "Adaptive local thresholding by verification-based multithreshold probing with application to vessel detection in retinal images", *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 25, no. 1, pp. 131–137, 2003.
- [14]. A. Hoover, "Structured analysis of the retina STARE", Internet : <http://www.parl.clemson.edu/stare/>, [09.06.2012].
- [15]. M. E. Martínez-Pérez, A. D. Hughes, S. A. Thom, A. A. Bharath, and K. H. Parker, "Segmentation of blood vessels from red-free and fluorescein retinal images," *Medical Image Analysis*, vol. 11, pp. 47–61, 2007.
- [16]. Yavuz Z., Kose C., "Retinal Blood Vessel Segmentation Using Gabor Filter and Top-Hat Transform", *19th Conference on Signal Processing and Communications Applications (SIU 2011)*, 2011, pp. 546–549.
- [17]. Mukhopadhyay, S. Chanda, B., "Local Contrast Enhancement of Grayscale Images Using Multiscale Morphology", *Proc. ICVGIP-2000*, 2000, 17–24.