

Düzyer Kümeleriyle Etkili Retinal Damar Bölütlemesi Efficient Retinal Vessel Segmentation with Level Sets

Melikali Güç¹, Bekir Dizdaroğlu²

¹ Bilgisayar Teknolojileri Bölümü
Tirebolu Mehmet Bayrak Meslek Yüksekokulu
Giresun Üniversitesi
melikali.guc@giresun.edu.tr

² Bilgisayar Mühendisliği Bölümü
Karadeniz Teknik Üniversitesi
bekir@ktu.edu.tr

Özetçe

Bu çalışmada retina imgelerindeki kan damarlarının bölütlenmesindeki başarımı artırmak için düzey kümelerine bağlı bir yöntem önerilmiştir. Çünkü kan damarlarının doğru bir şekilde bölütlenmesi göz hastalıklarının tanı ve tedavisinde önemli bir rol teşkil etmektedir. Önerilen yöntemde ilk önce gürültü girdi imgesinden atılmakta ve bunun sonucu olarak bulanıklaşan imge yapısı netleştirilmektedir. Daha sonra imge yeğlinliği homojenize edilmekte ve imgenin yapı bilgisi elde edilmektedir. En son adım olarak da etkili bir düzey küme yöntemiyle kan damarlarını bölütlemesi yapılmaktadır. Önerilen yöntemle hem nitelik hem de nicelik bakımından kan damarlarının etkili bir şekilde bölütlenebildiği deneysel sonuçlarla da kanıtlanmıştır.

Anahtar Kelimeler — retina imgesi bölütleme; düzey kümeleri; genişletilmiş Lagrange yöntemi; faz haritası.

Abstract

In this study, a method based on level sets has been proposed for improving performance in segmenting of blood vessels in the retina images. Because the accurate segmentation performance of blood vessels poses a significant role in the diagnosis and treatment of eye diseases. First, in the proposed method, noise is removed from the input image and the structure of the blurred image is sharpened due to noise elimination. Then the image intensity is homogenized and the structure information of the image is obtained. In the last step, blood vessels are segmented by an efficient level set method. In terms of quantity and quality, the efficient segmentation of blood vessels with the proposed method has also been proven by experimental results.

Keywords — retinal image segmentation; level sets; augmented Lagrangian method; phase map.

1. Giriş

Göz hastalıklarının tanı ve tedavisinde sayısal ortamda retinal kan damarlarının bölütlenmesi en önemli tıbbi imge işleme adımlardan bir tanesidir [1-3]. Fakat klasik imgelerle karşılaştırma yapıldığında, tıbbi imgelerin daha fazla belirsizlik içermesi, kan damarlarının da özel bir yapıya sahip olması ve ilaveten bu tür imgelerin gürültü ve bozuk bölgeler de ihtiva etmesi bölütleme işlemini olumsuz yönde etkilemektedir. Bu durumda, ince-uzun ve yapıları tam olarak belli olmayan retinal kan damarlarının bölütlenmesi için daha özel yöntemlerin geliştirilmesi gerekmektedir.

Aslında, literatürde son zamanlarda düzey küme yaklaşımlarına bağlı olarak daha doğru ve daha hızlı sonuç üreten retinal kan damarlarını bölütleme yöntemleri geliştirilmeye başlanmıştır. [1-3]'de kan damar yapılarının daha doğru bir şekilde elde edilmesi için klasik imge işleme yaklaşımlarının yanında kenar ve yapı tabanlı düzey kümelerine bağlı otomatik olarak çalışan bazı yöntemler sunulmuştur. Başka bir çalışmada ise, klasik bölge büyütme yaklaşımıyla birlikte imgedeki bölge bilgisine bağlı düzey küme yaklaşımı kullanılarak kan damarları bölütlenmiştir [4]. Diğer bir çalışmada ise sonlu elemanlar yaklaşımı dikkate alınarak düzey kümesine bağlı bir bölütleme yaklaşımı önerilmiştir [5]. Son olarak bölge tabanlı düzey kümelerine bağlı geliştirilen diğer bir yöntemde kan damarlarındaki yapı bilgisine ilave olarak damarların kenarlarının yumuşatılması için enerji fonksiyoneline bazı terimler eklenerek daha doğru sonuçlar elde edilmiştir [6].

Bu çalışmada ise, daha doğru sonuç üretebilen ve çoğu işlem adımlarında kısmi diferansiyel denklemlerin çözümüne bağlı yaklaşımları dikkate alan bir yöntem önerilmiştir.

2. Önerilen Yöntem

İmgeler, sayısal ortamda, veri sıkıştırması içermediğinden genelde kırmızı, yeşil ve mavi renk uzayı kullanılarak işlenmektedir. Buna göre, $n = 3$ renk kanallarının sayısını göstermek üzere, $\mathbf{I}(I_1, I_2, I_3): \Omega \rightarrow \mathbb{R}^n$, $\Omega \rightarrow \mathbb{R}^2$ kapalı bölgesinde tanımlı sayısal imgeyi temsil etsin ve $\mathbf{x} = (x, y) \in \Omega$ sayısal imgenin koordinatlarını gösterebilir. Aslında, literatürdeki birçok çalışmada retinal imgeler, sayısal ortamda işlenirken sadece yeşil renk kanal bileşeni dikkate alınmaktadır.

Tıbbi Görüntüleme 2

1. Gün / 15 Ekim 2015, Perşembe

Çünkü diğer renk kanal bileşenlerindeki veriler, gürültü ve aşırı derece parlaklık içermektedir ve bu durum sayısal imge işlemi yöntemlerini olumsuz yönde etkilemektedir. Bu çalışmada da bazı ön işlem adımlarının dışında, yeşil renk kanalı bileşeni dikkate alınmıştır. Bu renk kanalı, yağınlik dağılımı homojen olmadığından, $I = I_2 = r \times u + \text{gürültü}$ şeklinde ifade edilebilir [2]. Denklemde, $r(\mathbf{x})$ fonksiyonu gölge ve yansıma içerdiğinden ve gürültü de önerilen yöntemdeki işlem adımlarını olumsuz yönde etkilediğinden, bu tür bileşenlerin bir şekilde elimine edilmesi gerekmektedir.

2.1. Ön İşlemler

Önerilen yöntemde, ilk önce, retina imgesinin gürültüsü, renkli görüntü işleme tekniğine bağlı yönbağımlı bir yöntemle azaltılmış ve bunun sonucu olarak bulanıklaşan imge yapısı da netleştirilmiştir [2]. Daha sonra, yeşil renk kanalına ait I girdi imgesi uyarlanı histogram eşitleme yaklaşımına tabi tutulmuştur ve imge yeğnlüğünün tekdüze (homojen) hale getirilmesi içinse Gross-Brajovic yöntemi dikkate alınmıştır [7]:

$$\min_u \left\{ E_{GB}(u) = \gamma \int_{\Omega} |\nabla u|^2 dx + \int_{\Omega} (u - I)^2 \rho dx \right\} \quad (1)$$

Yukarıdaki en küçüklenecek enerji fonksiyoneline ait denklemde, ilk terim yumuşatma işlemini yerine getirmektedir ve γ sabit bir değerdir. İkinci terim ise uygunluk terimi olarak adlandırılır ve elde edilen sonuç imgesinin girdi imgesine yakınsamasını sağlar. Eğer bu terim ifadeye eklenmezse sonuç imgesi sabit bir değer olarak elde edilecektir. $\rho(x)$ fonksiyonu imgenin yapı bilgisini içermektedir ve aşağıdaki ifade dikkate alınarak hesaplanabilir:

$$\rho = \frac{|\nabla I|}{I * G_{\sigma}} \quad (2)$$

Burada ∇ gradyan işleci, $G_{\sigma}(x)$ ise standart sapması σ olan bir Gauss süzgeci ve $*$ evrişim işlecidir. Denklem (1), Euler-Lagrange yaklaşımına göre çözümlenir

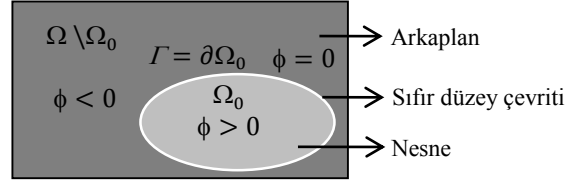
$$u + \frac{\gamma}{\rho} \Delta u = I \quad (3)$$

elde edilir. Burada Δ , Laplace işlecidir. Denklem çözümünde $u(x)$ işlevine ilk değer olarak sıfır atanmaktadır.

Önişlem adımında son olarak retinal imgesine ait $m(x)$ kan damar yapısının elde edilmesi için [2]'de önerilen yöntemdeki melez faz haritası yaklaşımı kullanılmaktadır. Daha ayrıntılı bilgi için [2]'deki makale incelenebilir.

2.2. Düzey Küme Yöntemleri

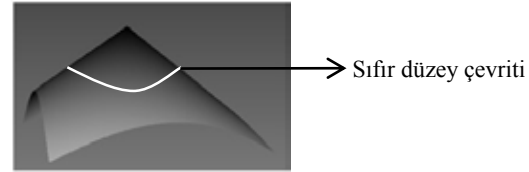
Şekil 1'de gösterildiği gibi, $\phi: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ düzey küme fonksiyonu (DKF)'nu gösterebiliriz. $\Gamma = \partial\Omega_0$ kapalı bir eğridir, DKF'nun sıfır düzey çevritini temsil etmektedir ve bu kapalı eğri boyunca DKF, $\phi(\mathbf{x}) = 0$ değerini almaktadır. Çoğu düzey küme yaklaşımlarında nesne, başlangıçta kullanıcı tarafından kabaca işaretlenmektedir ve bölütleme işlemi bu aşamadan sonra başlamaktadır. Ayrıca, DFK, nesnenin iç ve dış bölgelerinde zit işaretli değerlere sahiptir.



Şekil 1: Nesne bölütlemeye düzey küme yöntemi.

Düzey küme yaklaşımlarıyla bölütleme yöntemlerinde, her işlem iterasyonunda, DKF'nu düzenlenileştirmeli, DKF'nun sıfır düzey çevriti nesnenin kenarına konumlandırılmaya çalışılmalı ve sıfır düzey çevriti yumuşatılmalıdır. Şekil 2'de verildiği gibi, ilk iterasyonda, DKF'na ilk değer ataması için genelde $d(\mathbf{x})$ işaretli bir uzaklık fonksiyonu (İUF) kullanılır:

$$\phi(\mathbf{x})_{(k=0)} = \begin{cases} d(\mathbf{x}) & \Omega_0 \text{ bölgesinde} \\ 0 & \Gamma \text{ sınırında} \\ -d(\mathbf{x}) & \Omega \setminus \Omega_0 \text{ bölgesinde} \end{cases} \quad (4)$$



Şekil 2: DKF'na İUF ile ilk değer atanması.

DKF'nun düzenlenileştirilmesi işlemi, her iterasyondan sonra DKF'na yeniden bir ilk değer atanmasıyla yapılmaktadır. Fakat bazen bu tür yaklaşımlar sorun oluşturduğundan L_i ve arkadaşları bu sakıncayı ortadan kaldırmak için enerji fonksiyoneline bir düzenleme terimi eklemişlerdir [8]. Aslında DKF'nun düzenlenileştirilmesi işlemi için sıfır düzey çevriti civarında yeter şart $|\nabla\phi|=1$ olmasıdır. Buna göre, bölge tabanlı Chan-Vese yöntemi [9] için aşağıdaki gibi en küçüklenecek bir enerji fonksiyoneli göz önüne alınabilir:

$$\min_{\phi, c_1, c_2} \left\{ E_1(\phi, c_1, c_2) = \alpha_1 \int_{\Omega} (u - c_1)^2 H(\phi) dx + \alpha_2 \int_{\Omega} (u - c_2)^2 (1 - H(\phi)) dx + \vartheta \int_{\Omega} \delta(\phi) |\nabla\phi| dx + \frac{\mu}{2} \int_{\Omega} (|\nabla\phi| - 1)^2 dx \right\}$$

Burada α_1 , α_2 , ϑ ve μ pozitif değerlidir ve sırasıyla nesne ve arkaplan bölgeleriyle, eğri uzunluğuyla ve DKF'nu düzenlenileştirmeye ilgili ağırlık katsayılarıdır. $H(x)$ birim basamak fonksiyonu ve $\delta(x)$ ise birim vuruş fonksiyonudur. Denklemdeki ilk iki terim alan terimi olarak adlandırılmaktadır ve DKF'nun sıfır düzey çevritinin nesnenin kenarlarına doğru hareket ettirilmesinden sorumludur. Sonraki terim ise, uzunluk terimi (gürültü azaltma işlemi toplam değişim (TD) yaklaşımı) olarak adlandırılmaktadır ve DKF'nun sıfır düzey çevritinin yumuşatılmasını sağlamaktadır. Son terim ise DFK'nu düzenleme işlemi için kullanılmaktadır. Denklemde, c_1 ve c_2 ise bölütlenecek nesnenin iç ve dış bölgelerindeki ortalama yeğnlük değerlerini temsil etmektedir:

$$c_1 = \frac{\int_{\Omega} H(\phi) u dx}{\int_{\Omega} H(\phi) dx} \text{ ve } c_2 = \frac{\int_{\Omega} (1 - H(\phi)) u dx}{\int_{\Omega} (1 - H(\phi)) dx}$$

Yukarıda verilen E_1 enerji fonksiyoneli Euler-Lagrange yaklaşımına bağlı çözümlenir:

Tıbbi Görüntüleme 2

1. Gün / 15 Ekim 2015, Perşembe

$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta(\phi) \times \left(\vartheta \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - (\alpha_1 e_1 - \alpha_2 e_2) \right) + \mu \times \left(\nabla^2 \phi - \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \right)$ elde edilir. Burada $e_1 = (u - c_1)^2$ ve $e_2 = (u - c_2)^2$ olarak alınmaktadır ve denklem, Neumann sınır koşullarına göre çözülebilir. Pratik uygulamalarda, aşağıda tanımlandığı gibi $H_\varepsilon(x)$ yumuşatılmış birim basamak fonksiyonu ve $\delta_\varepsilon(x) = H'_\varepsilon(x)$ yumuşatılmış birim vuruş fonksiyonu kullanılmaktadır:

$$H_\varepsilon(x) = \frac{1}{2} + \frac{1}{\pi} \arctan \left(\frac{x}{\varepsilon} \right) \text{ ve } \delta_\varepsilon(x) = \frac{1}{\pi} \frac{\varepsilon}{\varepsilon^2 + x^2}$$

Burada ε yumuşatma parametresi genelde 1-1.5 arasında bir değere setlenmektedir.

DKF'nu her iterasyonda aşağıdaki ifade ile en iyilenmektedir: $\phi_{(k+1)} = \phi_{(k)} + \tau \frac{\partial \phi_{(k)}}{\partial t}$. Burada k iterasyonu göstermektedir. τ ise zaman adımı temsil etmektedir ve Courant-Friedrichs-Lewy şartına bağlı olarak ayarlanmak zorundadır: $\tau \times \mu \leq 1/4$ [8]. Bu kısıt, sonucun hızlı bir şekilde üretilmesi için gerekli olan μ katsayısının çok büyük değeri seçilmesini engellemektedir. Bu tür sorunları ortadan kaldırmak ve yaklaşımdaki işlem süresini azaltmak için -örneğin TD teriminin çözümünü hızlandırmak gibi- Estellers ve arkadaşları tarafından genişletilmiş bir Lagrange yöntemi önerilmiştir [10]:

$$E_2(\phi, \varphi, f, \mathbf{q}, \mathbf{p}, \mathbf{\Lambda}) = \int_{\Omega} (\alpha_1 e_1 - \alpha_2 e_2) f \, d\mathbf{x} + \int_{\Omega} g \times |\mathbf{q}| \, d\mathbf{x} + \int_{\Omega} \lambda_1 \times (\varphi - \phi) \, d\mathbf{x} + \frac{\mu_1}{2} \int_{\Omega} (\varphi - \phi)^2 \, d\mathbf{x} + \int_{\Omega} \lambda_2 \times (f - H_\varepsilon(\varphi)) \, d\mathbf{x} + \frac{\mu_2}{2} \int_{\Omega} (f - H_\varepsilon(\varphi))^2 \, d\mathbf{x} + \int_{\Omega} \lambda_3 \cdot (\mathbf{q} - \nabla f) \, d\mathbf{x} + \frac{\mu_3}{2} \int_{\Omega} |\mathbf{q} - \nabla f|^2 \, d\mathbf{x} + \int_{\Omega} \lambda_4 \cdot (\mathbf{p} - \nabla \phi) \, d\mathbf{x} + \frac{\mu_4}{2} \int_{\Omega} |\mathbf{p} - \nabla \phi|^2 \, d\mathbf{x} \quad (5)$$

Denklem (7), $|\mathbf{p}| = 1$ şartına bağlı olarak çözülmektedir. Burada $\mathbf{\Lambda} = (\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4)$ Lagrange çarpanlarıdır: $\lambda_1(\mathbf{x})$ ve $\lambda_2(\mathbf{x}) \in \mathbb{R}$, $\lambda_3(\mathbf{x})$ ve $\lambda_4(\mathbf{x}) \in \mathbb{R}^2$. μ_1, μ_2, μ_3 ve μ_4 pozitif değerli sabitlerdir. $\phi_{(k=0)}$ ve $\varphi_{(0)}$ DKF'larına ilk değer atamasında bir İUF dikkate alınmaktadır [10,11]. İlk değer atama işleminde, $f_{(0)} = H_\varepsilon(\phi_{(0)})$, $\mathbf{q}_{(0)} = \nabla f_{(0)}$ ve $\mathbf{p}_{(0)} = \nabla \phi_{(0)}$ olarak ayarlanmaktadır ve Lagrange çarpanlarının ilk değerleri de sıfıra setlenmektedir. Ayrıca E_2 enerji fonksiyonelinin en küçüklenmesi için beş alt en küçükleme işlemi uygulanmaktadır. Aslında bu yöntem, özellikle 3-boyutlu imgelerde DKF'nundaki sıfır düzey çevritine göre uzaklıkları tam anlamıyla koruyabilmek için geliştirilmiştir. Ayrıntılar için [10]'daki makale incelenebilir.

Bu çalışmada retinal damarların bölütlenmesinde [3]'deki yöntemden farklı olarak, önışlem adımında, klasik ortanca süzgeçlemeyle imgedeki yeğlinliği homojenize etmek yerine daha doğru sonuç üreten kısmi diferansiyel denklemlere dayalı başka bir yaklaşım göz önüne alınmıştır. Ayrıca [3]'deki yöntem ilk değer atamalarına oldukça bağımlılık göstermektedir. Bu yüzden, önerilen yöntemin performansını artırmak için, İUF kullanılarak DKF'na ilk değer atama işleminde girdi imgesi olarak, [2]'de önerilen, kan damarlarının merkezlerini gösteren iskelet imgelerinin yanında, [12] ve [13]'de önerilen yöntemlerdeki ağırlıklandırılmış morfolojik ve ölçek uzaylı yaklaşımlar da dikkate alınmıştır. Arkaplanı ve kan damarlarını içeren bölgelerin bilgilerini elde etmek için melez faz haritası yaklaşıma bağlı aşağıdaki ifade kullanılmıştır:

$$\alpha_1 e_1 - \alpha_2 e_2 = \mathcal{H}(\mathbf{m}) \quad (6)$$

Burada, $\mathcal{H}(\mathbf{m})$ gerçel kısım, melez faz haritasından elde edilmektedir ve kan damarlarının sınır geçişlerinde işaret değişimini sağladığından sıfır düzey çevriti kan damarlarının sınırlarına etkili bir şekilde konumlanabilmektedir. Kan damarlarına ait kenar bilgisi ise aşağıdaki denklem kullanılarak hesaplanmaktadır:

$$g = (1 + \beta \times |\mathbf{m}|^2)^{-1} \quad (7)$$

Burada $|\mathbf{m}(\mathbf{x})| = |\mathcal{H}(\mathbf{m}(\mathbf{x}))|$ eşitliğiyle hesaplanmaktadır ve β pozitif değerli bir katsayıdır.

3. Deneysel Çalışmalar

Önerilen yöntemin başarımı, DRIVE ve STARE veri setlerindeki retina imgeleri kullanılarak test edilmiş ve sonuçlar [2] ve [6]'daki yöntemlerle karşılaştırılmıştır. Yeğlinğin homojenize edilmesinde kullanılan parametrelerden γ parametresi, DRIVE veri seti için 9 değerine ve STARE veri seti içinse 2 değerine ayarlanmıştır. $\mu_1 = 0.1$, $\mu_2 = 1$, $\mu_3 = 1$, $\mu_4 = 0.1$ ve $\beta = 20$ değerlerine setlenmiştir. İterasyon sayısı 20 olarak alınmıştır. İUF'na ilk değer atama işleminde, iskelet imgelerinin ağırlığı 0.2, morfolojik yöntemle elde edilen imgelerin ağırlığı 0.6 ve ölçek uzayı yaklaşımıyla elde edilen imgelerinin ağırlığı da 0.2 olarak alınmıştır. Yöntemlerin başarımını ölçmek için aşağıdaki ölçütler kullanılmıştır:

Duyarlılık = doğru pozitif / (doğru pozitif + yanlış negatif),
Özgüllük = doğru negatif / (doğru negatif + yanlış pozitif) ve
Geçerlilik = (doğru pozitif + doğru negatif) / (doğru pozitif + yanlış pozitif + doğru negatif + yanlış negatif).

Tablo 1.'de yöntemlerin veri setlerindeki toplam 20 test imgesi için ortalama başarımlar ölçütlerine bağlı sonuçları verilmiştir. [6]'daki yöntemle karşılaştırıldığında, önerilen yöntem, STARE veri seti için yakın bir sonuç üretirken, DRIVE veri seti içinse elde edilen sonuçlarda biraz düşüklük söz konusudur. Şekil 3'de ise, önerilen yöntem için görsel sonuçlar verilmiştir. Ayrıca, önerilen yönteme ait bir uygulama Matlab betik dili kullanılarak geliştirilmiştir.

4. Sonuçlar

Bu bildiriye retinal kan damarlarının bölütlenmesi için doğru bir şekilde sonuç üreten bir düzey küme yaklaşımı geliştirilmiştir. Daha sonraki çalışmalarda, tıbbi imgeler, klasik imgelerle karşılaştırıldığında, çok daha fazla belirsizlik içerdiğinden özellikle ön işlem aşamasında esnek yaklaşımlar dikkate alınarak önerilen yöntemin başarımının artırılmasına çalışılacaktır.

5. Kaynakça

- [1] Dizdaroğlu, B., Ataer-Cansizoglu, E., Kalpathy-Cramer, J., Keck, K., Chiang, M. F., and Erdogmus, D., "Level sets for retinal vasculature segmentation using seeds from ridges and edges from phase maps". In *Machine Learning for Signal Processing (MLSP), 2012 IEEE International Workshop on*, 1-6.

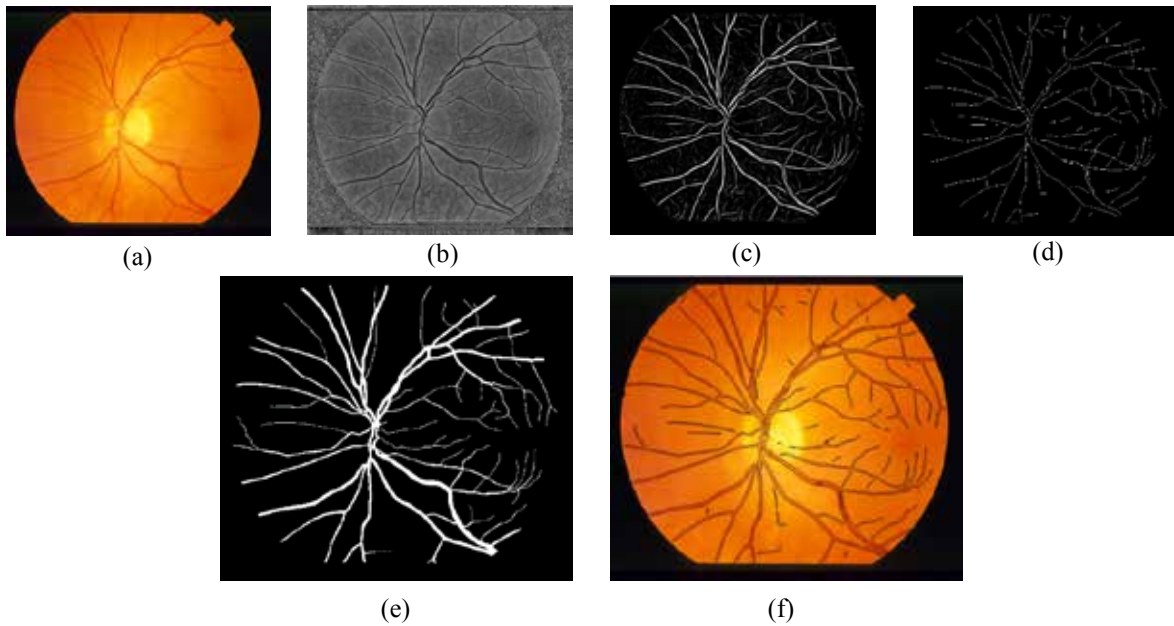
Tıbbi Görüntüleme 2

1. Gün / 15 Ekim 2015, Perşembe

- [2] Dizdaroğlu, B., Ataer-Cansizoglu, E., Kalpathy-Cramer, J., Keck, K., Chiang, M. F., and Erdogmus, D., “Structure-based level set method for automatic retinal vasculature segmentation”. *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, 2014(1), 39, 2014.
- [3] Dizdaroğlu, B., “Retinal vasculature segmentation based on fast level set method”, *23th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)*, Malatya, 2015, 855-858.
- [4] Zhao, Y. Q., Wang, X. H., Wang, X. F., and Shih, F. Y., “Retinal vessels segmentation based on level set and region growing”. *Pattern Recognition*, 47(7), 2437-2446, 2014.
- [5] Guo, Z., Lin, P., Ji, G., and Wang, Y., “Retinal vessel segmentation using a finite element based binary level set method”. *Inverse Problems and Imaging*, 8(2), 459-473, 2014.
- [6] Zhao, Y., Rada, L., Chen, K., Harding, S., and Zheng, Y., “Automated vessel segmentation using infinite perimeter active contour model with hybrid region information with application to retina images”. *IEEE Trans. Med. Imaging*. Basım aşamasında, 2015.
- [7] Gross, R., and Brajovic, V., “An image preprocessing algorithm for illumination invariant face recognition”. In *Audio-and Video-Based Biometric Person Authentication*. Springer Berlin Heidelberg, 10-18, 2003.
- [8] Li, C., Xu, C., Gui, C., and Fox, M. D., “Distance regularized level set evolution and its application to image segmentation”. *IEEE Transactions on Image Processing*, 19(12), 3243-3254, 2010.
- [9] Chan, T. F., and Vese, L. A., “Active contours without edges”. *IEEE Transactions on Image Processing*, 10(2), 266-277, 2001.
- [10] Estellers, V., Zosso, D., Lai, R., Osher, S., Thiran, J., and Bresson, X., “Efficient algorithm for level set method preserving distance function”. *IEEE Transactions on Image Processing*, 21(12), 4722-4734, 2012.
- [11] Adalsteinsson, D., and Sethian, J. A., “The fast construction of extension velocities in level set methods”. *Journal of Computational Physics*, 148(1), 2-22, 1999.
- [12] Mendonca, A.M., and Campilho, A., “Segmentation of retinal blood vessels by combining the detection of centerlines and morphological reconstruction”. *IEEE Trans. Med. Imag.*, 25, 1200-1213, 2006.
- [13] Martinez-Perez, M.E., Hughes, A.D., Stanton, A.V., Thom, S.A., Bharath, A.A., Parker, K.H., “Retinal blood vessel segmentation by means of scale-space analysis and region growing”, *Proceedings of the Second International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*. Springer-Verlag, London, UK, 1999, 90-97.

Tablo 1: Bölütleme yöntemlerinin başarımları

Yöntem	Veri Setleri					
	DRIVE			STARE		
	Duyarlılık	Özgüllük	Geçerlilik	Duyarlılık	Özgüllük	Geçerlilik
Dizdaroğlu ve arkadaşları [2]	0.6926	0.9726	0.9441	0.7704	0.9613	0.9365
Zhao ve arkadaşları [6]	0.742	0.982	0.954	0.780	0.978	0.956
Önerilen	0.7089	0.9810	0.9460	0.7549	0.9792	0.9561



Şekil 3: Bölütleme işlem adımları: a) 700×605 boyutundaki retina imgesinin gürültüsünün azaltılması, b) yeşillik dağılımı tekdüze edilmiş imge, c) $\mathcal{H}(m)$ imgesi, d) iskelet imgesi, e) elle işaretlenmiş kan damarları ve f) önerilen yöntemle elde edilen sonuç.