



## Kenar Tabanlı Düzey Kümeleriyle Otomatik Tıbbi İmge Bölütleme

### Automatic Medical Image Segmentation with Edge Based Level Sets

Bekir Dizdaroğlu

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

#### Özetçe

*Bu çalışmada, basit yapılı tıbbi imgelerin otomatik olarak bölütlenmesi için iyileştirilmiş kenar tabanlı bir düzey küme yöntemi önerilmiştir. Yöntemde, herhangi bir kullanıcı etkileşimi olmaksızın düzey küme fonksiyonuna başlangıçta sabit bir değer atanmaktadır. Her iterasyonda düzey küme fonksiyonu düzenleme işlemine tabi tutulmaktadır. Yumuşatılmış yerel yapı tensörü kullanılarak imgenin kenar bilgisi elde edilmektedir. İmgedeki nesnelere yumuşatılmış yapı tensörü yardımıyla otomatik olarak bölütlenmektedir. Ayrıca nesnenin kenarına konumlandırılan sıfır düzey çevriti her iterasyonda yönbağımlı bir yumuşatma işleminden geçirilmektedir. Önerilen yöntemde tıbbi görüntüleme teknikleriyle ile oluşturulan imgeler başarılı bir şekilde bölütlenebilmektedir.*

#### Abstract

*In this study, an improved edge-based level set method is proposed to automatically segment for medical images which have simple structure. In the method, a constant value is initially assigned to the level set function without a user interaction. The level set function is regularized at each iteration. The edge information of the image is obtained using the smoothed local structure tensor. Objects in the image are segmented automatically with the help of the smoothed structure tensor. Also, at each iteration the zero level contour positioned on the edge of the object is subjected to an anisotropic smoothing process. In the proposed method, images, which are created with medical imaging techniques, can be segmented successfully.*

#### 1. Giriş

Tıbbi imgelerde bölütleme işlemini başarılı bir şekilde gerçekleştirecek otomatik olarak çalışan bir yöntem literatürde hemen hemen yok denecek kadar azdır. Çünkü basit yapılı imgelerde bölütleme işlemi sorunsuz bir şekilde gerçekleştirilebilirken, karmaşık yapı ve doku bilgisine sahip imgelerin otomatik bir şekilde bölütlenmesinin yapılması oldukça zordur. Bu yüzden, çoğu bölütleme yöntemlerinde etkileşimli bir yaklaşım tercih edilmektedir.

Tıbbi imge bölütleme yaklaşımları: (i) piksel tabanlı, (ii) kenar tabanlı ve (iii) bölge tabanlı olmak üzere üç ana başlık altında toplanabilir. Piksel tabanlı yaklaşımlara Otsu adaptif

çizgi yöntemi [1] örnek olarak verilebilir. Kenar tabanlı yaklaşımlarda [2] imge gradyan bilgisi kullanılmasına rağmen, gradyan vektörünün genliğine bağlı olarak her zaman kapalı bir eğri elde edilemediğinden, bu öznelik bölütleme işleminde direkt olarak kullanılamamaktadır. Bölge tabanlı yöntemlerde [2] ise, imgenin histogram bilgisinden yararlanılmaktadır. Histogram bilgisinden elde edilen ortalama değer ve standart sapma gibi istatistiksel verilere bağlı olarak arkaplandan ayrılacak bölge için bir eşik belirlenmekte ve bu eşığe göre bölge büyütme yaklaşımıyla imge bölütlenmektedir. Bölütleme işleminde hem kenar hem de bölge bilgisini kullanan çizgi-kesme yaklaşımı gibi etkileşimli yöntemler de vardır [3]. Bu tür yaklaşımlarda, kullanıcı, nesne üzerinde ve imgenin arkaplanında kesin kısıt olarak adlandırılan çizgisel karalama yapar. Yöntemde, çizik atılmış pikseller, nesneye ve arkaplana ait olan bölge bilgilerinin elde edilmesinde kullanılırken, imge gradyan vektörü alanı da kenar bilgisinin üretilmesinde kullanılır.

Düzey kümeleriyle bölütleme işlemlerinde de benzer yaklaşımlar kullanılmaktadır [4-8]. Genelde düzey küme bölütleme yaklaşımları oldukça yavaş bir şekilde sonuca gitmesine rağmen, klasik yaklaşımlara göre daha doğruluklu sonuçlar üretmektedir. Bu yüzden, tıbbi imge işleme alanında düzey kümeleriyle imge bölütleme yaklaşımlarından oldukça yararlanılmaktadır. Düzey kümeleriyle imge bölütleme işlemi, kenar ve bölge tabanlı olmak üzere iki ana başlık altında toplanabilir [4-5]. Diğer taraftan etkileşimli ve otomatik olmak üzere de iki farklı sınıflandırma yapılabilir.

Bu bildiride basit yapılı tıbbi imgelerin bölütlenmesinde kullanılabilecek düzey kümelerine bağlı kenar tabanlı ve otomatik olarak çalışan modifiye edilmiş bir yaklaşım geliştirilmiştir.

#### 2. Düzey Kümeleriyle İmge Bölütleme

$f: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ ,  $\Omega \rightarrow \mathbb{R}^2$  bölgesinde tanımlı gri düzeyli bir imgeyi ve  $\Phi: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$  ise düzey küme fonksiyonunu gösterebilir.  $\mathbf{x} = (x, y) \in \Omega$  imge koordinatlarını temsil etsin.

İmgedeki kenar ve bölge bilgilerini kullanan düzey kümeleriyle imge bölütleme yöntemlerinde, genelde üç ana terim dikkate alınmaktadır [5-6]: (i) düzenleme terimi, (ii) uzunluk terimi ve (iii) alan terimi.

Düzenleme terimi, düzey küme fonksiyonunu yumuşatma işlemini gerçekleştirmektedir. Eğer düzey küme fonksiyonu düzenlenilmezse, bölütleme işlemi başarılı bir şekilde yapılamamaktadır.

## Tıbbi Görüntüleme 1

2. Gün 26 Eylül 2014 Cuma (09.00-10.00)

Uzunluk terimi ise, bölülenecek nesnenin sınırlarına oturtulacak olan düzey küme fonksiyonunun yumuşatılmış olan sıfırncı düzeyini dikkate almaktadır. Bu düzey, sıfır düzey çevriti olarak da adlandırılmaktadır. Kapalı bir eğri olan sıfır düzey çevritinin nesnenin kenarına konumlandırılırken yumuşatılması, başka bir ifadeyle gürültüden arındırılması uzunluk teriminin görevidir.

Son olarak alan terimi, sıfır düzey çevritinin nesnenin kenarına doğru hareket ettirilerek oturtulmasını sağlar. Etkileşimli yöntemlerde kullanıcıdan başlangıçta bir veri girişi alınır ve bu veri girişiyle sıfır düzey çevritine bir ilk değer atanması yapılır. Kenar tabanlı yöntemlerde, genelde kapalı bir eğri olarak çizim şeklinde gerçekleştirilen girdi verisinin ya nesnenin iç bölgesinden ya da dış bölgesinden seçilmesi gerekmektedir. Fakat bölge tabanlı yöntemlerde böyle bir kısıtlama söz konusu değildir. Otomatik yöntemlerde ise, başlangıçta sabit bir düzey küme fonksiyonu dikkate alındığından bu türden bir veri girişine gereksinim duyulmamaktadır. Bu bağlamda, düzey küme fonksiyonuna üç farklı şekilde ilk değer atanması yapılabilir:

(i) İşaretli bir uzaklık fonksiyonu kullanılır [4]:

$$\Phi_{ilklandırma} = \begin{cases} -u(\mathbf{x}) & \Omega_0 \text{ bölgesinde} \\ 0 & \text{sıfır düzey çevritinde} \\ u(\mathbf{x}) & \Omega \setminus \Omega_0 \text{ bölgesinde} \end{cases} \quad (1)$$

Burada,  $\Omega_0$  kullanıcı tarafından başlangıçta işaretlenen bir bölgedir (Şekil 1.a).

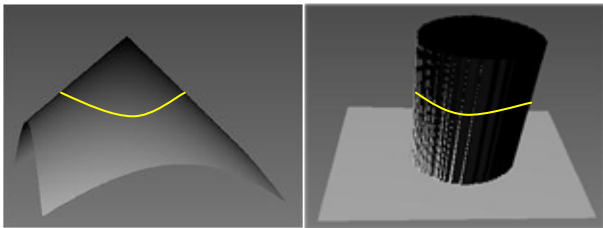
(ii) İki düzeyli bir fonksiyon kullanılır [5-6]:

$$\Phi_{ilklandırma} = \begin{cases} -c_0 & \Omega_0 \text{ bölgesinde} \\ c_0 & \Omega \setminus \Omega_0 \text{ bölgesinde} \end{cases} \quad (2)$$

Burada,  $c_0$  sabit bir değerdir (Şekil 1.b).

(iii) Otomatik bölütleme yöntemlerinde sabit bir fonksiyon kullanılır [7-8] (Şekil 1.c):

$$\Phi_{ilklandırma} = \mp c_0 \quad \Omega \text{ bölgesinde} \quad (3)$$



(a)

(b)



(c)

Şekil 1: Düzey küme fonksiyonuna ilk değer atanması: (a) İşaretli uzaklık fonksiyonu, (b) iki düzeyli fonksiyon ve (c) sabit fonksiyon. Şekillerdeki sarı çizgiler başlangıçtaki sıfır düzey çevritini temsil etmektedir.

## 2.1. Kenar Tabanlı Düzey Küme Bölütleme Yaklaşımları

Düzey kümeleriyle imge bölütleme yöntemlerinde aşağıda verilen enerji fonksiyonelinin minimize edilmesi gerekmektedir:

$$E(\Phi) = \mu R(\Phi) + \vartheta L(\Phi) + \alpha A(\Phi) \quad (4)$$

Burada,  $R(\cdot)$ ,  $L(\cdot)$  ve  $A(\cdot)$  sırasıyla düzenleme terimini, uzunluk terimini ve alan terimini temsil etmektedir.  $\mu$ ,  $\vartheta$  ve  $\alpha$  ise ağırlık katsayılarıdır.  $L_i$  ve arkadaşları [5]'de önerdikleri kenar tabanlı imge bölütleme yönteminde,

$$\begin{aligned} R(\Phi) &= \int_{\Omega} p(\Phi) d\Omega \\ L(\Phi) &= \int_{\Omega} g \delta_{\varepsilon}(\Phi) |\nabla \Phi| d\Omega \\ A(\Phi) &= \int_{\Omega} g H_{\varepsilon}(-\Phi) d\Omega \end{aligned} \quad (5)$$

deşitliklerini kullanmışlardır.

Denklem (4)'deki enerji fonksiyonelinin minimize edilmesinde, Euler-Lagrange yaklaşımına bağlı bayır inişi iteratif yöntemi dikkate alınmaktadır. Bu bağlamda her iterasyonda düzey küme fonksiyonundaki düzensizliği ortadan kaldırmak için  $R(\cdot)$  düzenleme terimi [5] çözümlendiğinde:

$$\frac{\partial \Phi_R}{\partial t} = \mu \operatorname{div}(d(|\nabla \Phi|) \nabla \Phi) \quad (6)$$

elde edilir. Burada,  $d(|\nabla \Phi|) = 1 - |\nabla \Phi|^{-1}$  fonksiyonuyla  $\Phi$  düzey küme fonksiyonunun yönbağımlı bir şekilde düzenlenmesi sağlanmaktadır.  $d(\cdot)$  fonksiyonu,  $p(\cdot)$  potansiyel fonksiyonuna bağlı olarak aşağıdaki gibi alınmaktadır [5]:

$$d(x) = x^{-1} \times (\partial p(x) / \partial x)$$

$L_i$  ve arkadaşları [5], ilk önceleri potansiyel fonksiyon olarak aşağıdaki gibi bir öneride bulunmuşlardır:

$$p_1(x) = \frac{1}{2}(x - 1)^2 \quad (7)$$

Eğer  $|\nabla \Phi| = 0$  değerini alırsa,  $d(\cdot)$  fonksiyonunda sıfıra bölme hatası ortaya çıkacağından, daha sonraları  $p(\cdot)$  potansiyel fonksiyonu aşağıdaki gibi yeniden uyarlanmıştır:

$$p_2(x) = \begin{cases} \frac{1}{(2\pi)^2} (1 - \cos(2\pi x)) & \text{if } x < 1 \\ \frac{1}{2}(x - 1)^2 & \text{if } x \geq 1 \end{cases} \quad (8)$$

Kenar tabanlı düzey küme bölütleme yaklaşımlarında, kenar bildirim fonksiyonu olarak genelde imge gradyanından elde edilen yumuşatılmış bir fonksiyon kullanılır:

$$g = (1 + |\nabla(G_{\sigma} * f)|^2)^{-1} \quad (9)$$

Uzunluk fonksiyonelinin minimize edilmiş ifadesi aşağıdaki gibi elde edilir [5]:



## Tıbbi Görüntüleme 1

2. Gün 26 Eylül 2014 Cuma (09.00-10.00)

$$\frac{\partial \Phi_L}{\partial t} = \vartheta \delta_\varepsilon(\Phi) \operatorname{div} \left( g \frac{\nabla \Phi}{|\nabla \Phi|} \right) \quad (10)$$

Alan fonksiyonelinin minimize edilmiş ifadesi içinse aşağıdaki denklem kullanılır [5]:

$$\frac{\partial \Phi_A}{\partial t} = \alpha \delta_\varepsilon(\Phi) g \quad (11)$$

Li ve arkadaşları [5],  $\Phi$  düzey küme fonksiyonuna ilk değer ataması yapmak için Denklem (2)'deki gibi iki düzeyli bir fonksiyon kullanmışlardır. Yöntemde, ilk değer ataması yapılmış  $\Phi$  düzey küme fonksiyonunun sıfır düzey çevritinin genişlemesi veya daralması alan terimindeki  $\alpha$  katsayısının işaretine göre yapılmaktadır.

Literatürde otomatik olarak çalışan ve kenar tabanlı düzey kümesi yöntemlerini kullanan bölütleme yaklaşımları da vardır. Li ve arkadaşları kenarları tam anlamıyla belirgin olmayan nesnelere otomatik olarak bölütlenmesi için uzunluk terimini aşağıdaki gibi ifade etmişlerdir [7]:

$$\frac{\partial \Phi_L}{\partial t} = \vartheta \delta_\varepsilon(\Phi) \operatorname{div} (|\nabla \Phi|^{s(|\nabla(G_\sigma * f)|) - 2} \nabla \Phi) \quad (12)$$

Burada  $s(x) = 1.5 - (2 + x)^{-1}$  olarak alınmaktadır. İlgili çalışmadaki alan terimi ise aşağıda verilmiştir [7]:

$$\frac{\partial \Phi_A}{\partial t} = \alpha \delta_\varepsilon(\Phi) \times (\nabla^2 G * f) \quad (13)$$

Burada  $\nabla^2 G$ , Gauss süzgecinin Laplasıdır (LoG süzgeci). Süzgecin girdi imgesiyle evrişimden elde edilen çıktı imgesinde kenar geçişlerinde otomatik olarak işaret değişikliği olduğundan, sıfır düzey çevritinin genişlemesi ve daralması için  $\alpha$  katsayısının işaretini kullanıcının tekrardan değiştirmesine gerek kalmamaktadır. Ayrıca süzgeç, nesne kenarlarında sıfır değeri ürettiğinden yöntem tamamen otomatik olarak çalışmaktadır. Fakat süzgeç gürültüye karşı oldukça duyarlı olduğundan, diğer bir çalışmada alan terimi için tensör yaklaşımına bağlı olarak aşağıdaki gibi bir ifade göz önüne alınmıştır [8]:

$$\frac{\partial \Phi_A}{\partial t} = \alpha \delta_\varepsilon(\Phi) \operatorname{div}(J_\sigma \nabla f) \quad (14)$$

Burada  $J_\sigma$  yumuşatılmış yapı tensörüdür ve  $G_\sigma$  Gauss süzgecine bağlı olarak aşağıdaki gibi ifade edilir [9]:

$$J_\sigma = G_\sigma * (\nabla f \nabla f^T)$$

Otomatik bölütleme yöntemlerinde,  $H_\varepsilon$  yumuşatılmış birim basamak fonksiyonu ve  $\delta_\varepsilon = H'_\varepsilon$  yumuşatılmış birim dürtü fonksiyonu  $\varepsilon$  sabitine bağlı olarak sırasıyla aşağıdaki gibi alınmıştır [7-8]:

$$H_\varepsilon(x) = \frac{1}{2} \left[ 1 + \frac{2}{\pi} \arctan \left( \frac{x}{\varepsilon} \right) \right] \quad (15)$$
$$\delta_\varepsilon(x) = H'_\varepsilon(x) = \frac{1}{\pi} \frac{\varepsilon}{\varepsilon^2 + x^2}$$

$\Phi$  küme fonksiyonuna bağlı olarak enerji fonksiyonelinin minimize edilmesi için aşağıdaki ifade verilebilir:

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t} = \frac{\partial (\Phi_R + \Phi_L + \Phi_A)}{\partial t} \quad (16)$$

Kenar tabanlı bölütleme işleminde kullanılan düzey küme fonksiyonunu en uygun bir şekle sokma işlemi içinse aşağıdaki ifade yazılabilir:  $\Phi_{(t+1)} = \Phi_{(t)} + dt \times \partial \Phi_{(t)} / \partial t$ , burada  $dt$  zaman adımı sabitidir. Denklem çözümünde Neumann sınır koşulları dikkate alınmaktadır. Birinci mertebeden kısmi türev alma işleminde basitçe merkezi sonlu farklar yaklaşımı kullanılmaktadır.

### 2.1.1. Ağırlık Katsayılarının Bölütleme İşlemine Etkileri

Yöntemlerde,  $\mu \times dt < (4)^{-1}$  Courant-Friedrichs-Lewy koşulu sağlanmak zorundadır [5]. Bu yüzden, genelde  $\mu = 0.04$  ve  $dt = 5.0$  alınmaktadır. Ayrıca yöntemler,  $\vartheta$  katsayısına da fazla bir bağımlılık göstermemektedir, bu bağlamda  $\vartheta = 5.0$  olarak alınabilir [5].  $\varepsilon$  parametresinin büyük değeri seçilmesi, bölütlenen nesne kenarlarının tam olarak doğruluklu elde edilememesine neden olacağından, bu parametre genelde 1.5 değerine ayarlanmaktadır. Girdi imgesini ve yapı tensörünü yumuşatmak için Gauss süzgecinin standart sapması genelde 1.5 ile 2.0 aralığında alınmaktadır.  $\alpha$  katsayısı genelde 0.15 olarak alınmıştır. Ayrıca  $c_0$  değeri küçük değeri seçilirse, imgedeki yeni çevritlerin kolay ve hızlı bir şekilde ortaya çıkması sağlanmış olmaktadır.  $c_0 = 1$  değerine ayarlanmıştır.

## 3. İyileştirilmiş Bölütleme Yöntemi

Li ve arkadaşlarının önermiş olduğu yöntem interaktif olarak çalışmaktadır [5-6]. Öte yandan, otomatik olarak çalışan yöntemlerden LoG süzgeci [7] gürültüye oldukça duyarlı olduğun hatalı kenar verileri üretebilmektedir. Yapı tensörü yaklaşımına [8] bağlı otomatik çalışan diğer bir yöntem daha doğruluklu kenar bilgisi üretmektedir. Fakat her iki otomatik yöntemde de düzey küme fonksiyonunun düzenlenmesinde bazı durumlarda sorun çıkaran Denklem (7)'deki  $p_1$  potansiyel fonksiyonu kullanılmıştır. Önerilen otomatik yöntemde ise, üç farklı çalışmadan en iyi sonucu üretebilecek şekilde aşağıdaki denklem dikkate alınmıştır:

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t} = \mu \operatorname{div}(d(|\nabla \Phi|) \nabla \Phi) + \vartheta \delta_\varepsilon(\Phi) \operatorname{div} (|\nabla \Phi|^{s(|\nabla(G_\sigma * f)|) - 2} \nabla \Phi) + \alpha \delta_\varepsilon(\Phi) \operatorname{div}(J_\sigma \nabla f) \quad (17)$$

İyileştirilmiş yöntemde Denklem (8)'deki  $p_2$  potansiyel fonksiyonu kullanılmıştır.

## 4. Deneysel Çalışmalar

Yöntemlerin geçerliliğini göstermek için gri düzeyli iki farklı test imgesi kullanılmıştır. Şekil 2.'de verildiği gibi, bir tanesi herhangi bir damara ait X-ışını görüntüsü ve bir diğeri ise beyin MR görüntüsüdür. Yöntemlerde iterasyon sayısı 25 olarak setlenmiştir. LoG süzgecin standart sapması  $\sigma = 1.1$  ve maske boyutu  $9 \times 9$  olarak alınmıştır.

Şekil 2.c-d'de test imgelerinden elde edilen yumuşatılmış yapı bilgilerine ait 3-boyutlu grafikler verilmiştir. Dikkat edilirse nesne kenarlarında sıfır geçişleri olduğu ve bu geçişlerde işaret değişikliği meydana geldiği görülmektedir.

Şekil 3.'de damar görüntüsüne ait bölütleme sonuçları verilmiştir. Sonuçlardan görülebileceği gibi, LoG süzgecine



## Tıbbi Görüntüleme 1

2. Gün 26 Eylül 2014 Cuma (09.00-10.00)

dayalı otomatik bölütleme [7] sonucunda damar bölgesinin dışındaki bölgeler de işaretlenmiştir. Tensor yaklaşımı dayalı [8]'deki otomatik yöntem ve önerilen yöntem doğruluklu bir şekilde damarları bölütlerken, düzey küme fonksiyonunun düzenlenmesi en optimum şekilde önerilen yöntemle elde edilmiştir. Burada dikkat edilmesi gereken, eğer düzey küme fonksiyonu düzenlenmezse, çoğu durumda bölütleme işlemi başarılı bir şekilde gerçekleştirilmemektedir.

Şekil 4.'de ise, beyin görüntüsüne ait bölütleme sonuçları verilmiştir. Şekillerden görülebileceği gibi, hemen hemen bütün yöntemler başarılı bir şekilde bölütleme işlemi gerçekleştirmişlerdir.

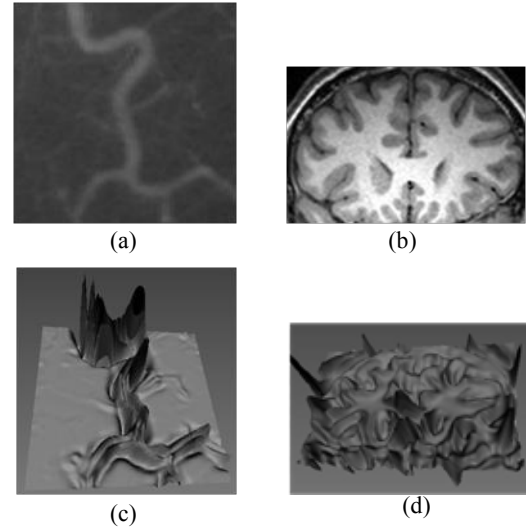
Yöntemlere ait bir program Visual C++ Platformu kullanılarak yazılmıştır ve Pentium 2.20 GHz işlemcili ve 2 GB RAM belleğe sahip bir dizüstü bilgisayarda koşulan program, Şekil 3.c'de test imgesinin bölütlenmesi için yaklaşık olarak 6 sn. sürmüştür. Bu da göstermektedir ki, aslında yöntem hızlı bir şekilde sonuca gitmektedir.

## 5. Sonuçlar

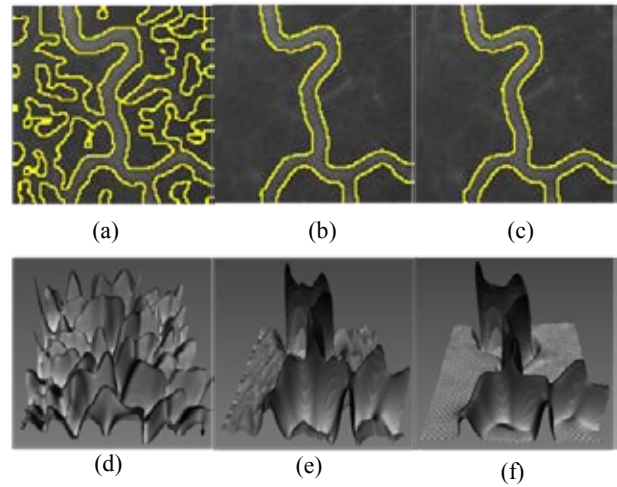
Bu çalışmada basit yapılı tıbbi imgelerin bölütlenmesi için kenar tabanlı düzey kümelerine bağlı otomatik bir yöntem önerilmiştir. Yöntemle tıbbi imgeler başarılı bir şekilde bölütlenebilmektedir. İleriki çalışmalarda önerilen yöntemin daha etkin bir şekilde sonuç üretebilmesi için imge yapı ve doku bilgisinin karmaşık sayı düzleminde süzgeçleme tekniğiyle elde edilmesi üzerine bir araştırma yapılacaktır.

## 6. Kaynakça

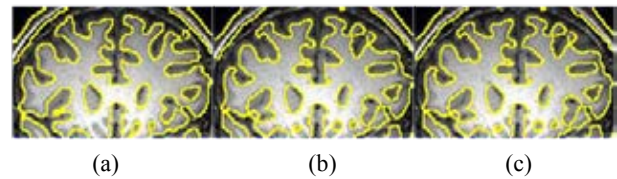
- [1] Otsu, N., "A threshold selection method from gray-level histogram", *IEEE Trans. System Man Cybernetics*, vol. 9, no. 1, pp. 62-66, 1979.
- [2] Bankman, I., *Handbook of medical image processing and analysis*, Second Edition, Academic Press Series in Biomedical Engineering, Elsevier, Burlington, MA, 2009.
- [3] Boykov, Y., Jolly, M.-P., "Interactive graph cuts for optimal boundary and region segmentation of objects in N-D images", *In: Proc. IEEE Int. Conf. on Computer Vision*, 2001.
- [4] Caselles, V., Kimmel, R., and Sapiro, G., "Geodesic active contours", *Int. J. Comput. Vis.*, vol. 22, no. 1, pp. 61-79, 1997.
- [5] Li, C., Xu, C., Gui, C., and Fox, M. D., "Distance regularized level set evolution and its application to image segmentation", *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 19, no. 12, pp. 3243-3254, 2010.
- [6] Li, C., Huang, R., Ding, Z., Gatenby, C., Metaxas, D. N., and Gore, J. C., "A level set method for image segmentation in the presence of intensity inhomogeneities with application to MRI", *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 20, no. 7, pp. 2007-2016, 2011.
- [7] Li, M., He, C., and Zhan, Y., "Adaptive regularized level set method for weak boundary object segmentation", *Mathematical Problems in Engineering*, 2012.
- [8] Li, M., He, C. and Zhan, Y., "Tensor diffusion level set method for infrared targets contours extraction", *Infrared Physics and Technology*, vol. 55, no. 1, pp. 19-25, 2012.
- [9] Weickert, J., "Coherence-Enhancing Diffusion Filtering", *International Journal of Computer Vision*, vol. 31, no.2-3, pp. 111-127, 1999.



Şekil 2: Test imgeleri: (a) 119 × 78 boyutlarında damar X-ışını görüntüsü ve (b) 111 × 110 boyutlarında beyin MR görüntüsü. Alan terimindeki  $div(J_{\sigma} \nabla f)$  denklemine bağlı olarak test imgelerinden elde edilen verilerin grafiksel olarak 3-boyutlu gösterimi: (c) damar X-ışını görüntüsü için grafik ve (d) beyin MR görüntüsü için grafik.



Şekil 3: X-ışını görüntüleme tekniği ile elde edilen damar imgesinin bölütlenmesi: (a) LoG süzgeci yaklaşımı, (b) yapı tensörü yaklaşımı ve (c) önerilen yöntem. Düzenleştirilmiş düzey küme fonksiyonları: (d) LoG süzgeci yaklaşımı, (e) yapı tensörü yaklaşımı ve (f) önerilen yöntem. Dikkat edilirse önerilen yöntemle elde edilen son düzey küme fonksiyonu en iyi bir şekilde düzenlenmiştir.



Şekil 4: MR görüntüleme tekniği ile elde edilen beyin imgesinin bölütlenmesi: (a) LoG süzgeci yaklaşımı, (b) yapı tensörü yaklaşımı ve (c) önerilen yöntem.