

## Bölge Tabanlı Düzey Kümeleriyle Tıbbi İmge Bölütme Medical Image Segmentation with Region Based Level Sets

Bekir Dizdaroğlu

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

### Özetçe

Bu bildiride, tıbbi imgelerin bölütlenmesi için hızlandırılmış bölge tabanlı bir düzey küme yaklaşımı ve onun başarımı incelenmiştir. Eğer verilen bir girdi imgesi homojen olmayan yeğinlik dağılımı içeriyorsa klasik yöntemlerle bölütleme işlemi gerçekleştirilmeye başarısızlıkla sonuçlanmaktadır. Bölge tabanlı düzey küme bölütme yönteminde, kullanıcı başlangıçta düzey küme fonksiyonuna ilk değer ataması yapar. Aslında ilk değer atama işlemi imge üzerinde herhangi bir yerden yapılabilir. Düzey kümesine ilk değer atama işlemi iki düzeyli bir fonksiyon yardımıyla yapılmaktadır. Düzey küme yaklaşımları çoğu durumda imgeleri başarılı bir şekilde bölütleyebilmektedir. Fakat yöntemlerin başlıca dezavantajı sonuca yavaş bir şekilde gitmesidir. Bu çalışmada, sırasıyla düzenleme terimi, uzunluk terimi, bölge terimi ve hizalama terimi olarak adlandırılan dört ana terim içeren hızlı bir bölge tabanlı düzey küme yöntemi önerilmiştir. Yöntem basit türev alma yaklaşımlarıyla sonuç imgesini başarılı bir şekilde üretmektedir. Elde edilen deneysel sonuçlar da bu savı doğrular niteliktedir.

### Abstract

In this study, an accelerated region-based level set approach for medical image segmentation and its performance are examined. If a given input image contains of inhomogeneous intensity distribution, performing segmentation with conventional methods has been unsuccessful. In the region based level set method, the user initializes the level set function. In fact, the process of initialization can be performed marking any region on the image. The initialization process for setting the level function is performed with the help of a binary function. In most cases, level set approaches can segment images successfully. However, the main drawback of the methods is to generate slowly the result. In this study, a fast region-based level set approach containing four main terms, called regularization term, length term, area term and alignment term respectively, is presented. The method generates the resulting image successfully by means of simple differentiation methods. The obtained experimental results seem to confirm this claim.

### 1. Giriş

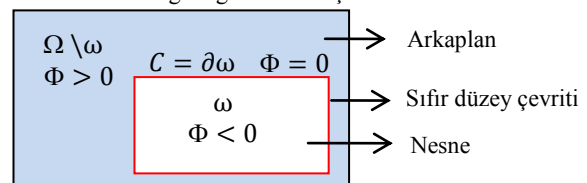
Tıbbi imgelerin bölütlenmesi için literatürde birçok yöntem geliştirilmesine rağmen [1-7], otomatik olarak çalışan ve doğruluklu bir şekilde bölütme işlemi gerçekleştirecek yaklaşımlar yok denecek kadar azdır.

Bölütme yöntemleri, piksel tabanlı [2], kenar tabanlı ve bölge tabanlı [3-6] olmak üzere birkaç ana başlık altında toplanabilir. Chan ve Vese, bölge tabanlı yöntemlere örnek olarak, parçalı-sabit bir model geliştirmişlerdir [3]. Fakat girdi imgesindeki yeğinlik dağılımı homojen değilse, bu yöntem başarılı bir şekilde bölütme işlemi gerçekleştirilememektedir. Daha sonraları, Vese ve Chan, parçalı-yumuşatılmış modele bağlı bölge tabanlı bir yöntem önermişlerdir [4]. Girdi imgesindeki yeğinlik dağılımı homojenlik içermese de bu yöntemle bölütme işlemi başarılı bir şekilde yapılabilmektedir. Ama yöntemin işlem karmaşıklığı oldukça fazladır. Li ve arkadaşları, imgedeki yeğinlik dağılımı homojen olmasa bile bölütme işlemi başarılı bir şekilde gerçekleştirecek düzey kümelerine bağlı bölge tabanlı bir yöntem sunmuşlardır [5]. Kimmel, hem bölge bilgisini hem de gürbüz bir tümeleştirme yöntemiyle hesaplanan kenar bilgisini kullanarak etkin bir şekilde bölütme işlemi gerçekleştirmiştir [6]. Boykov ve Jolly'in önerdikleri yöntemde ise, kullanıcı imgedeki nesne ve arkaplan üzerinde bazı karalanmış çizgiler oluşturur ve bu girdi verilerine bağlı olarak bölütme işlemi yapılır [7].

Bu bildiride ise düzey kümelerine dayalı hızlandırılmış bölge tabanlı bir yöntemin piksel tabanlı bir yöntem olan Otsu eşikleme yöntemiyle [2], bölge büyüme yöntemiyle [1] ve çizge kesme yöntemiyle [7] karşılaştırılması yapılmış ve yöntemlerin başarımları incelenmiştir.

### 2. Düzey Kümeleriyle İmge Bölütme

$I: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ ,  $\Omega \rightarrow \mathbb{R}^2$  bölgesinde tanımlı gri düzeyli bir imgeyi ve  $\Phi: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$  ise düzey küme fonksiyonunu temsil etsin.  $\mathbf{x} = (x, y) \in \Omega$  ve  $\mathbf{y} = (x, y) \in \Omega$  imge koordinatlarını gösterebilir. Düzey küme fonksiyonunu kullanarak imge bölütme nasıl yapılacağı ile ilgili bir çizim Şekil 1.'de verilmiştir. Düzey küme fonksiyonu nesne kenarlarında sıfır değeri almaktadır. Düzey küme fonksiyonunun kapalı bir eğri olan bu düzeyi sıfır düzey çevriti olarak adlandırılmaktadır. Dikkat edilirse, düzey küme fonksiyonunun nesnenin iç ve dış kısımlarında aldığı değerlerse zıt işaretlidir.



Şekil 1: Düzey kümeleri yaklaşımı ile nesne bölütme. Sıfır düzey çevriti nesnenin sınırlarını temsil etmektedir. Burada  $\omega \subset \Omega$  dir.

### Sinyal ve Görüntü İşleme

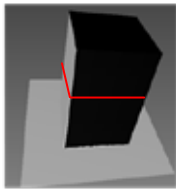
3. Gün 27 Eylül 2014 Cumartesi (10.45-11.30)

Düzye kümeleriyle imge bölütleme yöntemlerinde, her iterasyonda düzye küme fonksiyonunun düzenlenmesi, başlangıçta kullanıcı tarafından kabaca işaretlemeyle ilk değeri ataması yapılan düzye küme fonksiyonunun sıfır düzye çevritinin nesnenin kenarına konumlandırılması ve sıfır düzye çevritinin yumuşatılması gerekmektedir.

Li ve arkadaşları tarafından geliştirilen yöntemde düzye küme fonksiyonuna Şekil 2.'de gösterildiği gibi iki düzyeyle bir fonksiyon kullanılarak ilk değeri ataması yapılmaktadır [5]:

$$\Phi_{iklendirme} = \begin{cases} -c_0 & \omega \text{ bölgesinde} \\ c_0 & \Omega \setminus \omega \text{ bölgesinde} \end{cases} \quad (1)$$

Burada,  $c_0$  sabit bir değerdir (Şekil 2).



Şekil 2: Düzey küme fonksiyonuna iki düzyeyle fonksiyonla ilk değeri atanması. Kırmızı çizgi sıfır düzye çevritini göstermektedir.

Aşağıdaki altbölümde bölge tabanlı düzye kümeleri ile bölütleme işleminin nasıl yapıldığı detaylı bir şekilde anlatılmıştır.

#### 2.1. Bölge Tabanlı Düzey Küme Bölütleme Yaklaşımları

Parçalı sabit bir yaklaşım olan Chen-Vese yönteminde [2], imge yeğirliği düzgün bir dağılım gösteriyorsa, imgenin başarılı bir şekilde bölütlenmesi gerçekleştirilmektedir. Bölge tabanlı bu yöntemde aşağıdaki gibi bir enerji fonksiyoneli dikkate alınmaktadır:

$$E_{CV}(\Phi) = \lambda_1 \int_{\Omega} |I(\mathbf{x}) - c_1|^2 H(\Phi(\mathbf{x})) d\mathbf{x} + \lambda_2 \int_{\Omega} |I(\mathbf{x}) - c_2|^2 (1 - H(\Phi(\mathbf{x}))) d\mathbf{x} + \vartheta \int_{\Omega} \delta(\Phi) |\nabla \Phi| d\mathbf{x}$$

Burada  $\lambda_1$  ve  $\lambda_2$  bölgelere ait ağırlık katsayılarıdır.  $\vartheta$  ise uzunluk teriminin ağırlık katsayısıdır.  $H$  birim basamak fonksiyonu ve  $\delta = H'$  ise yumuşatılmış birim dürtü fonksiyonudur. Denklemdeki ilk iki ifade alan terimi olarak adlandırılmaktadır ve bu terim, sıfır düzye çevritinin nesnenin kenarlarına konumlandırılmasını sağlamaktadır. Son terim ise, uzunluk terimi olarak adlandırılmaktadır ve sıfır düzye çevritinin yumuşatılmasını sağlamaktadır. Denklemde,  $c_1$  ve  $c_2$  ise nesnenin iç ve dış bölgesindeki ortalama yeğirlik değerlerini temsil etmektedir ve aşağıdaki gibi hesaplanmaktadır:

$$c_1 = \frac{\int_{\Omega} H(\Phi(\mathbf{x})) I(\mathbf{x}) d\mathbf{x}}{\int_{\Omega} H(\Phi(\mathbf{x})) d\mathbf{x}} \quad c_2 = \frac{\int_{\Omega} (1 - H(\Phi(\mathbf{x}))) I(\mathbf{x}) d\mathbf{x}}{\int_{\Omega} (1 - H(\Phi(\mathbf{x}))) d\mathbf{x}}$$

Fakat eğer imge yeğirliği bu bölgelerde homojen bir dağılım göstermiyorsa, ortalama yeğirlik değerlerine bağlı olarak yapılan bölütleme işlemi başarısızlıkla sonuçlanacaktır. Li ve

arkadaşları tarafından önerilen yöntemde bu türden sorunlar bir süzgeçleme yaklaşımı dikkate alınarak çözüme kavuşturulmuştur [5]. Önerilen imge bölütleme yaklaşımında aşağıda verilen enerji fonksiyoneli dikkate alınmıştır:

$$E(\Phi) = \mu R(\Phi) + \vartheta L(\Phi) + \sum_{i=1}^2 \lambda_i A_i(\Phi) \quad (2)$$

Burada,  $R(\cdot)$ ,  $L(\cdot)$  ve  $A(\cdot)$  sırasıyla düzenleme terimini, uzunluk terimini ve alan terimini ifade etmektedir.  $\mu$ ,  $\vartheta$  ve  $\lambda_1$  ve  $\lambda_2$  ise ağırlık katsayılarıdır. Li ve arkadaşları [5]'de önerdikleri bölge tabanlı yöntemde,

$$R(\Phi) = \int_{\Omega} \rho(\Phi) d\mathbf{x},$$

$$L(\Phi) = \int_{\Omega} \delta_{\epsilon}(\Phi) |\nabla \Phi| d\mathbf{x},$$

$$A_1(\Phi) = \int_{\Omega} \int_{\Omega} G_{\sigma}(\mathbf{y} - \mathbf{x}) |I(\mathbf{x}) - f_1(\mathbf{y})|^2 H_{\epsilon}(\Phi(\mathbf{x})) d\mathbf{x} d\mathbf{y}$$

$$= \int_{\Omega} \left( \int_{\Omega} G_{\sigma}(\mathbf{y} - \mathbf{x}) |I(\mathbf{x}) - f_1(\mathbf{y})|^2 d\mathbf{y} \right) H_{\epsilon}(\Phi(\mathbf{x})) d\mathbf{x}$$

$$= \int_{\Omega} e_1(\mathbf{x}) H_{\epsilon}(\Phi(\mathbf{x})) d\mathbf{x}$$

ve

$$A_2(\Phi) =$$

$$\int_{\Omega} \int_{\Omega} G_{\sigma}(\mathbf{y} - \mathbf{x}) |I(\mathbf{x}) - f_2(\mathbf{y})|^2 (1 - H_{\epsilon}(\Phi(\mathbf{x}))) d\mathbf{x} d\mathbf{y}$$

$$= \int_{\Omega} e_2(\mathbf{x}) (1 - H_{\epsilon}(\Phi(\mathbf{x}))) d\mathbf{x}$$

denklemlerini kullanmışlardır. Burada  $G_{\sigma}$  standart sapması  $\sigma$  olan normalize edilmiş bir Gauss süzgeçidir. Denklemlerdeki  $e_1(\cdot)$  ve  $e_2(\cdot)$  fonksiyonları aşağıdaki alınmaktadır:

$$e_1(\mathbf{x}) = \int_{\Omega} G_{\sigma}(\mathbf{y} - \mathbf{x}) |I(\mathbf{x}) - f_1(\mathbf{y})|^2 d\mathbf{y}$$

$$= I^2(\mathbf{x}) [G_{\sigma}(\mathbf{x}) * \mathbf{1}] - 2I(\mathbf{x}) [G_{\sigma}(\mathbf{x}) * f_1(\mathbf{x})] + G_{\sigma}(\mathbf{x}) * f_1^2(\mathbf{x})$$

ve

$$e_2(\mathbf{x}) = \int_{\Omega} G_{\sigma}(\mathbf{y} - \mathbf{x}) |I(\mathbf{x}) - f_2(\mathbf{y})|^2 d\mathbf{y}$$

Burada  $f_1(\mathbf{x})$  ve  $f_2(\mathbf{x})$  fonksiyonları ise, süzgecin  $\sigma$  standart sapmasına bağlı olarak  $\mathbf{x}$  noktası civarındaki piksellerin ağırlıklı ortalamasını vermektedir:

$$f_1(\mathbf{x}) = \frac{G_{\sigma}(\mathbf{x}) * [H_{\epsilon}(\Phi(\mathbf{x})) I(\mathbf{x})]}{G_{\sigma}(\mathbf{x}) * H_{\epsilon}(\Phi(\mathbf{x}))}$$

ve

$$f_2(\mathbf{x}) = \frac{G_{\sigma}(\mathbf{x}) * [(1 - H_{\epsilon}(\Phi(\mathbf{x}))) I(\mathbf{x})]}{G_{\sigma}(\mathbf{x}) * (1 - H_{\epsilon}(\Phi(\mathbf{x})))}$$

Böylece imge yeğirliği homojenlik içermese dahi süzgeçleme işlemi yardımıyla bölütleme işlemi başarılı bir şekilde gerçekleştirilebilmektedir.

Denklem (2)'deki enerji fonksiyonelinin minimize etmek için Euler-Lagrange yaklaşımına bağlı bayır inişi iteratif yöntemi kullanılmaktadır. Denklem (2)'deki terimler ayrı ayrı

## Sinyal ve Görüntü İşleme

3. Gün 27 Eylül 2014 Cumartesi (10.45-11.30)

göz önüne alındığında, çözümler aşağıdaki verildiği gibi olmaktadır.

Düzye küme fonksiyonundaki düzensizliğin yok edilmesi için elde edilen çözüm:

$$\frac{\partial \Phi_R}{\partial t} = \mu \operatorname{div}(d(|\nabla \Phi|) \nabla \Phi) \quad (3)$$

Burada,  $d(|\nabla \Phi|) = 1 - |\nabla \Phi|^{-1}$  fonksiyonuyla  $\Phi$  düzey küme fonksiyonu yönbağımlı bir şekilde düzenlenilmektedir.  $d(\cdot)$  fonksiyonu,  $p(\cdot)$  potansiyel fonksiyonuna bağlı olarak aşağıdaki gibi ifade edilir [5]:  $d(x) = x^{-1} \times (\partial p(x)/\partial x)$ . Denklemdaki potansiyel fonksiyonunun ifadesi aşağıdaki gibidir [5]:

$$p(x) = \begin{cases} \frac{1}{(2\pi)^2} (1 - \cos(2\pi x)) & \text{if } x \leq 1 \\ \frac{1}{2} (x - 1)^2 & \text{if } x \geq 1 \end{cases} \quad (4)$$

Sıfır düzey çevritinin yumuşatılması için elde edilen çözüm [5]:

$$\frac{\partial \Phi_L}{\partial t} = \vartheta \delta_\varepsilon(\Phi) \operatorname{div} \left( \frac{\nabla \Phi}{|\nabla \Phi|} \right) \quad (5)$$

Sıfır düzey çevritinin nesnenin kenarına konumlandırılması için elde edilen çözüm:

$$\frac{\partial \Phi_A}{\partial t} = -\delta_\varepsilon(\Phi) (\lambda_1 e_1 - \lambda_2 e_2) \quad (6)$$

Daha hızlı bir şekilde sonuç üretmek için, bu çalışmada bölge tabanlı düzey kümeleriyle bölütleme yöntemine kenar bilgisini de dikkate alan bir hizalama terimi [6] eklenmiştir:

$$N = \int_c \left| \nabla (G_\sigma * I)^T \frac{\nabla \Phi}{|\nabla \Phi|} \right| dx \quad (7)$$

Hizalama teriminin çözümünden aşağıdaki denklem elde edilir:

$$\frac{\partial \Phi_N}{\partial t} = -\beta \operatorname{sign}(\nabla (G_\sigma * I)^T \nabla \Phi) \Delta (G_\sigma * I) \delta_\varepsilon(\Phi) \quad (8)$$

Burada  $\beta$  ağırlık katsayısıdır.

Yukarıdaki denklemlerde,  $H_\varepsilon$  yumuşatılmış birim basamak fonksiyonu ve  $\delta_\varepsilon = H'_\varepsilon$  birim dürtü fonksiyonuna ait denklemler,  $\varepsilon$  sabitine bağlı olarak sırasıyla aşağıda verilmiştir [5]:

$$H_\varepsilon(x) = \frac{1}{2} \left[ 1 + \frac{2}{\pi} \arctan \left( \frac{x}{\varepsilon} \right) \right] \text{ ve } \delta_\varepsilon(x) = \frac{1}{\pi} \frac{\varepsilon}{\varepsilon^2 + x^2} \quad (9)$$

Burada  $\varepsilon$  yumuşatma parametresi, genelde 1.5 değerine setlenmektedir.

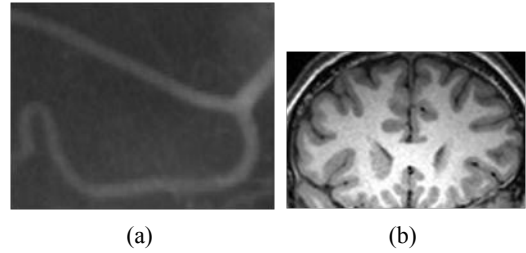
$\Phi$  küme fonksiyonunun minimize edilmesi için aşağıdaki ifade verilebilir:

$$\partial \Phi / \partial t = \partial \Phi_R / \partial t + \partial \Phi_L / \partial t + \partial \Phi_A / \partial t + \partial \Phi_N / \partial t \quad (10)$$

Sonuç olarak, Neumann sınır koşullarına bağlı olarak düzey küme fonksiyonunun her iterasyonda optimize edilmesi için aşağıdaki ifade kullanılır:  $\Phi_{(t+1)} = \Phi_{(t)} + \tau \times \partial \Phi_{(t)} / \partial t$ , burada  $\tau$  zaman adımı sabitidir. Yöntemde, Taylor serisi açılımına bağlı sonlu farklar yaklaşımı kullanılarak birinci ve ikinci mertebeden kısmi türevlerin hesaplanması yapılabilir.

## 3. Deneysel Çalışmalar

Bu çalışmada test imgeleri olarak Şekil 3.'de verilen MR-görüntüleme tekniğiyle üretilen bir beyin görüntüsü ve X-ışını görüntüleme tekniğiyle üretilen bir damar görüntüsü kullanılmıştır. Bu bildiriye, literatürdeki makalelerdeki [1-7] gibi hemen hemen aynı parametre değerleri dikkate alınmıştır. Bölge büyütme yönteminde bölgelerdeki piksellerin ortalama değerleri bir tolerans değeri karşılaştırılmıştır. Bu değer, damar X-ışını görüntüsü için 16 ve beyin MR görüntüsü için 50 olarak alınmıştır. Düzey kümesiyle bölütleme yaklaşımında iterasyon sayısı 17 ile 40 arasında değişmektedir.



Şekil 3: Test imgeleri: (a) 103 x 131 boyutlarında damar X-ışını görüntüsü ve (b) 111 x 110 boyutlarında beyin MR görüntüsü.

Şekil 4.'de damar X-ışını görüntüsüne ait bölütleme sonuçları verilmiştir. Otsu uyarılarını eşikleme yönteminde damar bölgeleri bağlantılı bir şekilde elde edilemediği gibi, arkaplandan bazı bölgeler de bölütleme sonucuna hatalı bir şekilde eklenmiştir (Şekil 4.a).

Bölge büyütme yönteminde ise, başlangıç aşamasında kullanıcının herhangi bir pikseli veya piksel topluluğunu seçmesi gerekmektedir. Burada, bölütleme işleminin başlangıç noktası olarak damarın ikiye ayrıldığı bölgedeki herhangi bir piksel seçilmiştir. Bölge büyütme yöntemi damarı tam olarak bölütleyemediği Şekil 4.b'den görülmektedir. Ayrıca yöntem başlangıç noktasına da oldukça bağımlıdır.

Çizge kesme yönteminde ise, başlangıçta kullanıcının hem arkaplanda hem de nesnenin iç kısmında bazı çizgisel karalama yapması gerekmektedir. Ayrıca arkaplanda yapılan karalamalarla nesnenin iç kısmında yapılan karalamaların birbirini kesmemesi gerekmektedir. Bu karalamalar, kesin kısıt olarak adlandırılır ve bölütleme işleminde bölge bilgilerinin elde edilmesinde kullanılmaktadır. Yöntemde, ayrıca gradyan vektör alanı kenar bilgisi olarak kullanılmaktadır. Şekil 4.c-d'den görülebileceği gibi, yöntemde en iyi çözümü elde etmek için kullanıcının optimum bir karalama işlemi gerçekleştirmesi gerekmektedir.

Hızlandırılmış bölge tabanlı düzey kümeleri ile bölütleme işleminde ise, kullanıcının başlangıçta bazı bölgeleri kapalı bir şekilde işaretlemesi gerekmektedir. Bu işaretlenmiş bölgeler düzey küme fonksiyonuna ilk değer aktarılması işleminde kullanılmaktadır. Yöntemde, ayrıca bu işaretlenmiş bölgelerin nesnenin iç kısmından seçilmesi gerekir diye bir kısıtlama söz konusu değildir (Şekil 4.e). Diğer yöntemlerle karşılaştırma yapıldığında, düzey kümesiyle bölütleme yöntemi damar bölgesinin en iyi bir şekilde bölütlenmiştir. [5]'deki yöntemin dezavantajlarından bir tanesi, yöntemin yavaş bir şekilde sonuca gitmesidir. Bu yüzden yönteme bir de hizalama terimi eklenmiş ve yöntemin sonuca gitmesi %30 civarında hızlandırılmıştır. Yöntemin bir diğer dezavantaj ise, parametre ayarlamalarının en iyi bir şekilde yapılması gerekliliğidir.

## Sinyal ve Görüntü İşleme

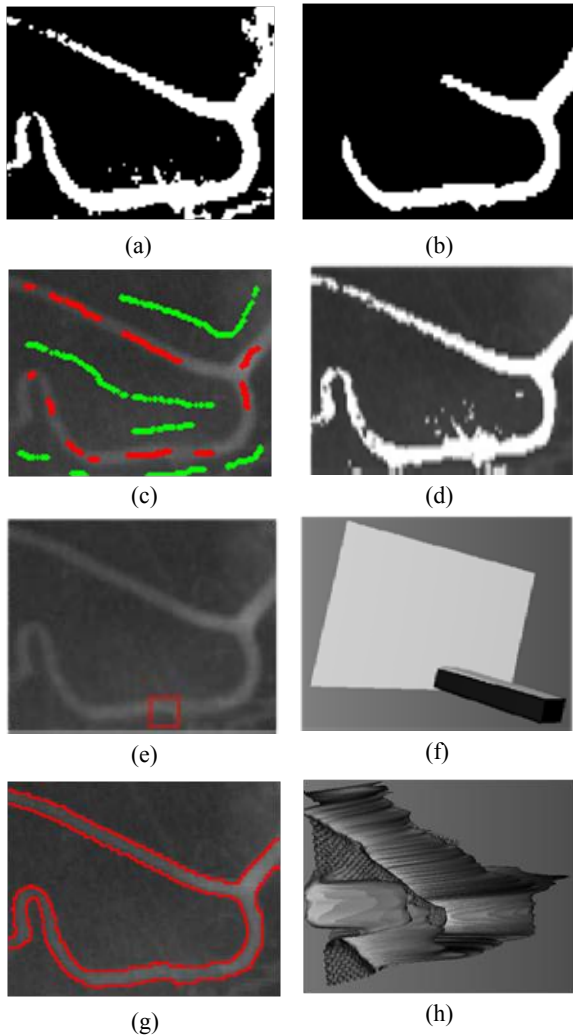
3. Gün 27 Eylül 2014 Cumartesi (10.45-11.30)

Şekil 5.'de ise, diğer bir görüntü olan beyin MR imgesinin bölütleme sonuçları verilmiştir. Şekillerden görülebileceği gibi, en iyi sonucu yine bölge tabanlı düzey küme yöntemi üretmiştir.

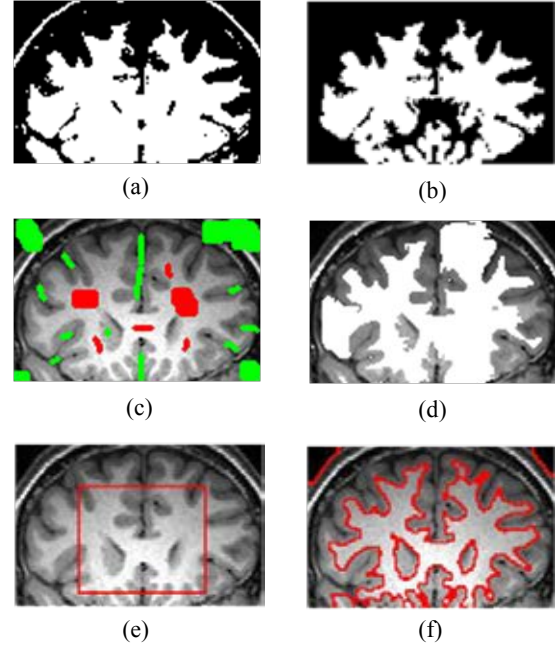
Yöntemler için, Visual C++ Platformu kullanılarak bir uygulama geliştirilmiştir. Pentium 2.20 GHz işlemcili ve 2 GB RAM belleğe sahip bir dizüstü bilgisayarda, Şekil 4.g'deki test imgesinin bölütlenmesi için geçen süre yaklaşık olarak 20 saniyedir.

## 4. Sonuçlar

Bu çalışmada hızlandırılmış bölge tabanlı düzey kümeleriyle bölütleme yönteminin diğer yöntemlere göre avantajları ve dezavantajları karşılaştırılmıştır. Daha sonraki çalışmalarda, yönbağımsız bir süzgeçleme tekniği yerine imgedeki yapı ve doku bilgisini de dikkate alan yönbağımlı bir süzgeçleme tekniğini kullanarak bölütleme işleminin nasıl gerçekleştirileceği araştırılacaktır.



Şekil 4: Damar X-ışını görüntüsü için bölütleme sonuçları: (a) Otsu eşikleme yöntemi, eşik değeri = 70. (b) Bölge büyütme yöntemi. (c) Çizge kesme yönteminde karalanmış çizgiler ve (d) bölütleme sonucu. (e) Düzey kümesi yaklaşımında kullanıcı tarafından işaretlenen bölgeler, (f) düzey küme fonksiyonuna ilk değer atanması, (g) bölütleme sonucu ve (h) düzey küme fonksiyonunun en son hali.



Şekil 5: Beyin MR görüntüsü için bölütleme sonuçları: (a) Otsu eşikleme yöntemi, eşik değeri = 121. (b) Bölge büyütme yöntemi. (c) Çizge kesme yönteminde karalanmış çizgiler ve (d) bölütleme sonucu. (e) Düzey kümesi yaklaşımında kullanıcı tarafından işaretlenen bölge ve bölütleme sonucu.

## 5. Kaynakça

- [1] Bankman, I., *Handbook of medical image processing and analysis*, Second Edition, Academic Press Series in Biomedical Engineering, Elsevier, Burlington, MA, 2009.
- [2] Otsu, N., "A threshold selection method from gray-level histogram", *IEEE Trans. System Man Cybernetics*, vol. 9, no. 1, pp. 62-66, 1979.
- [3] Chan, T. and Vese, L., "Active contours without edges", *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 10, no. 2, pp. 266-277, 2001.
- [4] Vese, L. and Chan, T., "A multiphase level set framework for image segmentation using the Mumford and Shah model", *Int. J. Comput. Vis.*, vol. 50, pp. 271-293, 2002.
- [5] Li, C., Kao, Gore, C. J. C. and Ding, Z., "Minimization of region-scalable fitting energy for image segmentation", *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 17, no. 10, pp. 1940-1949, 2008.
- [6] Kimmel, R., "Fast Edge Integration", *Geometric Level Set Methods in Imaging Vision and Graphics*, pp. 59-77, 2003.
- [7] 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.