

**SAYISAL GÖRÜNTÜ SEGMENTASYONUNDA BULANIK C-MEAN
KÜMELENDİRMESİ İLE LEVEL SET YAKLAŞIMI**

Uğurhan KUTBAY

**YÜKSEK LİSANS TEZİ
ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ**

**GAZİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

ARALIK 2011

ANKARA

Uğurhan KUTBAY tarafından hazırlanan “SAYISAL GÖRÜNTÜ SEGMENTASYONUNDA BULANIK C-MEAN KÜMELENDİRMESİ İLE LEVEL SET YAKLAŞIMI” adlı bu tezin yüksek lisans tezi olarak uygun olduğunu onaylarım.

Yrd. Doç. Dr. Fırat HARDALAÇ

Tez danışmanı, Elektrik Elektronik Mühendisliği

Bu çalışma, jürimiz tarafından oy birliği ile Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalında Yüksek Lisans Tezi olarak kabul edilmiştir.

Doç. Dr. Halil T. EYYUBOĞLU

Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği, Çankaya Üniversitesi

Yrd. Doç. Dr. Fırat HARDALAÇ

Elektrik Elektronik Mühendisliği, Gazi Üniversitesi

Yrd. Doç. Dr. Nursel AKÇAM

Elektrik-Elektronik Mühendisliği, Gazi Üniversitesi

08/12/2011

Bu tez ile G.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu Yüksek Lisans derecesini onaylamıştır.

Prof. Dr. Bilal TOKLU

Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürü

TEZ BİLDİRİMİ

Tez içindeki tüm bilgilerin etik davranış ve akademik kurallar çerçevesinde elde edilerek sunulduğu, ayrıca tez yazım kurallarına uygun olarak hazırlanan bu çalışmada bana ait olmayan her türlü ifade ve bilginin kaynağına eksiksiz atıf yapıldığını bildiririm.

Uğurhan KUTBAY

**SAYISAL GÖRÜNTÜ SEGMENTASYONUNDA BULANIK C-MEAN
KÜMELENDİRMESİ İLE LEVEL SET YAKLAŞIMI**

(Yüksek Lisans Tezi)

Uğurhan KUTBAY

GAZİ ÜNİVERSİTESİ

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

Aralık 2011

ÖZET

Bu çalışmada çok farklı kullanım alanları olan Level Set Fonksiyonu'nun görüntü işleme üzerine uygulanması incelenmiştir. Ayrıca, Modifiye Edilmiş Bulanık C-Mean Algoritması'yla oluşturulan kümelerle görüntü segmentasyonu yapılmıştır. Bu görüntü segmentasyonunun uygulaması ise bilgisayar tomografili karaciğer dokusu görüntüleriyle gerçekleştirilmiş ve Bulanık C-Mean Algoritması'na, Modifiye Edilmiş C-Mean Algoritmasına ve çalışmada önerilen yönteme göre iterasyon sayıları, çalışma süreleri ve segmentasyon kalitesi incelenmiştir.

Bilim Kodu :905.1.021
Anahtar Kelimeler : Level Set Fonksiyonu, Çift Kuyu Potansiyeli, Bulanık C-Mean, Bilgisayar Tomografisi
Sayfa Sayısı :49
Tez Yöneticisi : Yrd. Doç. Dr. Fırat HARDALAC

**LEVEL SET APPROACH WITH FUZZY C-MEAN CLUSTERING IN
DIGITAL IMAGE SEGMENTATION**

Ugurhan KUTBAY

GAZI UNIVERSITY

INSTITUTE OF SCIENCE AND TECHNOLOGY

December 2011

ABSTRACT

In this study, Level Set function, which is a very different application areas on the image processing, were investigated. In addition, the “Modified Fuzzy C-Mean Algorithm” image segmentation clusters were created. This application of image segmentation is performed in computer tomography images of liver tissue and Fuzzy C-Mean Algorithm, Modified C-Mean Algorithm and the proposed method examined in number of iterations, working times and the quality of segmentation.

Science Code : 905.1.021

Key Words :Level Set Function, Double Well Potential, Fuzzy C-Mean, Computed Tomography

Page Number :49

Adviser : Asst. Prof. Dr. Firat HARDALAÇ

TEŞEKKÜR

Çalışmalarım boyunca değerli yardım ve katkılarıyla beni yönlendiren hocam Yrd. Doç. Dr. Fırat HARDALAÇ'a sonsuz teşekkürlerimi bildirmek istiyorum. Ayrıca bu çalışmada bana destek olan Javad RAHEBİ'ye ve sevgili aileme teşekkür ederim.

İÇİNDEKİLER

	Sayfa
ÖZET.....	iv
ABSTRACT.....	v
TEŞEKKÜR.....	vi
İÇİNDEKİLER.....	vii
ÇİZİLGELERİN LİSTESİ.....	ix
ŞEKİLLERİN LİSTESİ.....	x
RESİMLERİN LİSTESİ.....	xi
SİMGELER ve KISALTMALAR.....	xii
1. GİRİŞ.....	1
2. LEVEL SET FONKSİYONU	3
2.1. Reinitialization.....	4
3. MESAFE AYARLAMALI LEVEL SET FONKSİYONU (MALSF).....	7
3.1. Mesafe Ayarlamalı Enerji Fonksiyonu.....	7
3.2. Enerji Minimizasyonu için Gradyen Akışı.....	9
3.3. Mesafe ayarlaması için Çift Kuyu Potansiyeli.....	13
3.4. Mesafe Ayarlama Etkisi.....	15
3.5. Sonlu Farklar Şeması.....	16
3.6. Görüntü Segmentasyonu Uygulaması.....	18
4. BULANIK C-MEAN ALGORİTMASI VE GÖRÜNTÜ SEGMENTASYONU.....	22
4.1 Bulanık C-Mean Algoritmasının Modellenmesi.....	22
4.2. Geliştirilmiş Bulanık C-Mean Algoritması (G-BCM).....	23
4.3. Üyelik Gelişimi.....	24
4.4. Kümeleme Prototipi Güncellemesi.....	24
4.5. Sapma Alanı Yaklaşımı.....	25
4.6. G-BCM Algoritması.....	25

	Sayfa
5. DENEYSEL SONUÇLAR.....	28
6. SONUÇ VE ÖNERİLER.....	40
KAYNAKLAR.....	46
ÖZGEÇMİŞ.....	49

ÇİZELGELERİN LİSTESİ

Çizelge	Sayfa
Çizelge 6.1. Kullanılan Metodlar İçin İterasyon ve Çalışma Süreleri.....	42
Çizelge 6.2. Kullanılan Metodlar İçin İterasyon Sayısındaki Azalmanın İncelenmesi.....	43
Çizelge 6.3. Kullanılan Metodlar İçin Çalışma Süresindeki Azalmanın İncelenmesi..	45

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil	Sayfa
Şekil 3.1. a)Çift Kuyu Potansiyeli , b) Çift Kuyu Potansiyelinin türevi, c)Çift Kuyu Potansiyelinin türevi, d) Uygunluk Fonksiyonu	14
Şekil 5.1. Level Set Fonksiyonunun Değerinin İterasyon Sayısına Göre Değişimi 1..	32
Şekil 5.2. Bulanık C-Mean Algoritması'nın Level Set Fonksiyonu Üzerindeki Gelişimi'ne Göre Anlık Çevre Değişimi 1.....	33
Şekil 5.3. Level Set Fonksiyonunun Değerinin İterasyon Sayısına Göre Değişimi 2..	35
Şekil 5.4. Bulanık C-Mean Algoritması'nın Level Set Fonksiyonu Üzerindeki Gelişimi'ne Göre Anlık Çevre Değişimi 2.....	36
Şekil 5.5. Level Set Fonksiyonunun Değerinin İterasyon Sayısına Göre Değişimi 3..	39
Şekil 5.6. Bulanık C-Mean Algoritması'nın Level Set Fonksiyonu Üzerindeki Gelişimi'ne Göre Anlık Çevre Değişimi 3.....	39

RESİMLER LİSTESİ

Resim	Sayfa
Resim 5.1. Bilgisayar Tomografili Karaciğer Dokusu Test Görüntüsü 1.....	29
Resim 5.2. Bilgisayar Tomografili Karaciğer Dokusu Test Görüntüsü 2.....	29
Resim 5.3. Bilgisayar Tomografili Karaciğer Dokusu Test Görüntüsü 3.....	30
Resim 5.4. Bulanık C-Mean Algoritmasına Göre Doku Segmentasyonu 1.....	31
Resim 5.5. UBKLSM [33] Doku Segmentasyonu 1.....	31
Resim 5.6. Bulanık C-Mean Algoritması'nın Level Set Fonksiyonu Üzerindeki Gelişimine Göre Doku Segmentasyonu 1.....	32
Resim 5.7. Bulanık C-Mean Algoritmasına Göre Doku Segmentasyonu 2.....	34
Resim 5.8. UBKLSM [33] Doku Segmentasyonu 2.....	34
Resim 5.9. Bulanık C-Mean Algoritması'nın Level Set Fonksiyonu Üzerindeki Gelişimine Göre Doku Segmentasyonu 2.....	35
Resim 5.10. Bulanık C-Mean Algoritmasına Göre Doku Segmentasyonu 3.....	37
Resim 5.11. UBKLSM Doku Segmentasyon 3.....	37
Resim 5.12. Bulanık C-Mean Algoritması'nın Level Set Fonksiyonu Üzerindeki Gelişimine Göre Doku Segmentasyonu 3.....	38

SİMGELER VE KISATILMALAR

Bu çalışmada kullanılmış bazı simgeler ve kısaltılmalar, açıklamaları ile birlikte aşağıda sunulmuştur.

Simgeler	Açıklama
C	Segmentasyonun yapılacak cismin Çevresi
s	Uzaysal Parametre
t	Zaman parametresi
F	Hız Fonksiyonu
N	Çevre Vektörünün İçsel Normal Vektörü
Φ	Görüntü Bilgisi
R_p	Level Set Ayarlama Terimi
\mathcal{E}_{ext}	Dış Enerji
p	Potansiyel İfadesi
x	Uzaysal Değişken
d_p	p Değişkenine Bağlı Fonksiyon
D	Difüzyon Oran Denklemi
G_σ	Gaussian Kernel Fonksiyonu
σ	Standart sapması
H	Heaviside Fonksiyonu
δ	Dirac Delta Fonksiyonu
L_g, A_g	Enerji Fonksiyonu
λ, μ ve α	Enerji Fonksiyonu sabiteleri
X_k, Y_k ve G_k	C-Mean Algoritmasındaki Grup Değerleri
x_k ve y_k	k 'ninci pikseldeki yoğunluktur
β_k	sapma alanındaki k 'ninci pikseldir

$w(y_k, y_r)$	Ağırlık Fonksiyonu
J_m	BCFCM nesnel fonksiyonu
$\{v_i\}_{i=1}^c$	Anlık Sınıf Prototipi
ε	Hata Oranı

Kısaltılmalar

Açıklama

AÇM	Aktif Çevre Modeli
BCM	Bulanık C-Mean
BCMALSF	Bulanık C-Mean Algoritması'nın Level Set Fonksiyonu
GACM	Geometric Active Contour Model
G-BCM	Geliştirilmiş Bulanık C-Mean Algoritması
İGD	İleri-Geri Difüzyon
LSF	Level set fonksiyonu
MALSF	Mesafe Ayarlamalı Level Set Fonksiyonu
MALSG	Mesafe Ayarlamalı Level Set Gelişmesi
UBKLSM	Uzaysal Bulanık Kümelendirmeli Level Set Metodları

1. GİRİŞ

Level set fonksiyonunun fikri ilk defa Osher ve Sethian [1] tarafından, Hamilton-Jacobi yaklaşımıyla, zaman bağımlı hareketli cisimler için fonksiyonların sayısal çözümü için ortaya çıkmıştır. Level set fonksiyonu (LSF) yüksek boyutlu fonksiyonları çözmek için geliştirilmiştir. Level Set yönteminin temel fikri, yüksek boyutlu bir fonksiyonu temsil etmek için LSF gibi yüksek boyutlu bir fonksiyonun sıfır düzeydeki çevresi, hareket formülü düzeyinde evrim gelişimi içeren çevre fonksiyon yardımıyla ayarlanır. Çözüm için bazı yöntemler Dervieux ve Thomasset [2, 3] tarafından 1970’li yıllarda önerildi. Osher ve Sethian [1]’dan sonra hesaplamalı geometri, akışkan dinamiği, görüntü işleme ve bilgisayar görmesi gibi yöntemlerde kullanılmaya başlandı. Görüntü işleme ve bilgisayar görmesi uygulamaları içinde Caselles [4] ve arkadaşları tarafından bağımsız olarak tanıtilen level set fonksiyonu ve Malladi [5] Active Contour (yılan algoritması) [6] bağlamında, modelleri görüntü segmentasyonu için erken yılan algoritması modelleri dinamik bir parametrik çevre açısından $C(s,t): [0,1] \times [1,\infty) \rightarrow \mathfrak{R}^2$ şeklinde tanımlanır.

Level Set fonksiyonun başka bir avantajı da karmaşık topoloji çevresini temsil ve idare edebilir olmasıdır. Bu sayede bölme, birleştirme ve aynı zamanda da doğal olarak topolojik değişiklikleri de ele almak mümkün olmaktadır. Bu işlemleri “Parametric Active Contour Model” [6, 8, 9]’de yapmak mümkün olmamaktadır. Başka bir özelliği de level set fonksiyonun sayısal hesaplamalar yapılabilir olmasıdır. Sabit bir kartezyen ızgara üzerinde parameterize etmek zorunda kalmadan level set ayarlamasını da yapabilmesi sebebiyle de tercih edilir bir yöntemdir.

Bu üstün özelliklerinden dolayı, level set yöntemleri büyük ölçüde uygulamalarında gelişme sağlamıştır. Görüntü segmentasyonunda daha da geliştirilmesi [7, 10-16], izleme [14] ve [17] ve stereonun yeniden yapılandırılmasında [18], vb. uygulamalarda kullanılır.

Level set fonksiyonun bu yaygın kullanım alanlarına rağmen yüksek iterasyon sayısında sonuca ulaşmasından dolayı uzun sürede segmentasyon yapabilmektedir. Bu sebepten dolayı Gelişmiş Bulanık C-Mean algoritması yardımıyla kümeler oluşturularak, resmin bütünüün taranması yerine oluşturulan kümelere en uygunu seçilerek level set fonksiyonunun işlemindeki iterasyon sayısı azaltılır.

Görüntü segmentasyonundaki bu iyileştirmeleri yapmak için 2. bölümde level set fonksiyonu tanıtılacaktır. Bir sonraki bölümde mesafe ayarlamalı level set fonksiyonu incelenecektir. 4. bölümde ise bulanık C-Mean algoritması ve görüntü segmentasyonu üzerindeki uygulaması incelenecektir. 5. bölümde ise bilgisayar tomografili karaciğer dokusu üzerinde, bulanık C-mean algoritmasının level set fonksiyonu uygulaması incelenmiştir. 6. bölümde ise elde edilen sonuçlar yorumlanmış ve uygulama alanıyla ilgili öneriler sunulmuştur.

2. LEVEL SET FONKSİYONU

Level set fonksiyonunda uzaysal parametre olan s , $[0,1]$ arasında çevre noktalarını, t ise $[1, \infty)$ aralığında zaman alanını gösterir.

Bu parametrelere bağlı eğri gelişimi,

$$\frac{\partial C(s,t)}{\partial t} = FN \quad (2.1)$$

şeklinde tanımlanır.

(2.1) eşitliğinde F çevrenin hareket kontrolünü sağlayan hız fonksiyonu, N ise çevre vektörünün içsel normal vektörü olarak tanımlanır.

Burada eğri gelişimi (2.1) formülündeki parametrize edilmiş terimleri level set fonksiyonunda dönüştürülürse, dinamik çevre $C(s,t)$, zamana bağımlı sıfır Level Set fonksiyonuna dönüşür, yani $\Phi(x,y,t)$ fonksiyonuna dönüşür. Level set fonksiyonu sıfır düzeyine çevre içinde negatif değerler ve dışında pozitif değerler aldığını varsayarsak, normal vektörü $N = -\nabla\Phi/|\nabla\Phi|$ olarak tanımlanır. Buradaki ∇ , gradyan operatörüdür.

Eğri gelişimi formül (2.1) deki denklemi kısmi diferansiyel denkleme dönüştürüldüğünde,

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t} = F|\nabla\Phi| \quad (2.2)$$

geliştirilmiş Level Set fonksiyonunu elde edilir. Bu model “Active Contour Model” veya “Geometric Active Contour Model (GACM)” olarak da isimlendirilir.

2.1. Reinitialization

Bilimsel ve mühendislik problemlerinin dizi ve uygulamalarında level set yöntemleri kullanılmasına rağmen, uygulamalarındaki düzensizlikten dolayı level set fonksiyonunun gelişimi gerekir. Geleneksel level set yöntemlerinde, level set fonksiyonunda tipik düzensizlikler meydana gelir. Bu da nümerik hatalara sebep olmakta ve dolayısıyla level set fonksiyonunun kararlılığını bozar. Bu nümerik problemi çözmek için reinitialization adı verilen iyileştirme yapılmaktadır [19, 20]. Bu işlem level set fonksiyonunun işaretlenmiş uzaklık fonksiyonunda gelişiminin durdurulması için reinitialization tarafından periyodik olarak yapılmaktadır [20, 21].

Reinitialization işlemi için kararlı hal için evrim denklemi,

$$\frac{\partial C(\psi)}{\partial t} = \text{sign}(\Phi)(1 - |\nabla \psi|) \quad (2.3)$$

olarak tanımlanmaktadır. Burada Φ tekrar düzenleme yapılacak fonksiyonu ve $\text{sign}(\Phi)$ ise signum fonksiyonu olarak tanımlanmaktadır ve (1.4) formülündeki gibi tanımlanmaktadır.

$$\text{sign}(x) = \begin{cases} 1, & f(x) > 0 \\ 0, & f(x) = 0 \\ -1, & f(x) < 0 \end{cases} \quad (2.4)$$

İdeal olarak, bu denklemin kararlı çözümü işaretli uzaklık fonksiyonudur. Bu reinitialization metodu yaygın olarak Level Set fonksiyonunda kullanılır [21, 22]. Reinitialization için kullanılan başka bir yöntem de hızlı yürüyüş algoritmasıdır [19]. Reinitialization algoritması nümerik iyileştirme için faydalı olmasına rağmen, sıfır level set fonksiyonu için beklenen konumdan uzaklaştırabilir [19, 20, 23]. Bu sebeplerden ötürü reinitialization'dan olabildiğince kaçınmak gerekir [19].

Buna ek olarak reinitialization'nın level set fonksiyonu üzerine teorik ve pratik uygulamalarında problemler olmaktadır. Level set geliştirme denklemleri (2.2) eşitliğinde de gösterildiği gibi, hız denklemi F şeklinde yazılabilir. Hız fonksiyonu F , sıfır level set fonksiyonunun hareket klavuzu olarak tanımlanır ve işaretlenmiş mesafe fonksiyonu Level Set fonksiyonu olan Φ 'yi muhafaza edecek bir bileşeni yoktur. Bu durum teorik olarak Barles [24] tarafından kanıtlanmıştır. Hamilton-Jacobi denklemleri için çözümler işaretlenmiş mesafe fonksiyonu değildir. Ancak, level set fonksiyonu, reinitialization'ın bir sonucu olarak işaretlenmiş bir mesafe fonksiyonu olur. Teori ve uygulama arasındaki çelişki Gomes ve Faugeras [25] tarafından ortaya konulmuştur. Pratik bir bakış açısından, reinitialization kullanımının ne zaman ve nasıl yapılacağı, reinitialization'nın temel sorunlarını çözmek adına önem teşkil eder. Reinitialization ile ilgili daha önce bahsedilen teorik ve pratik sorunları nedeniyle, yeniden başlatma gerektirmeyen bir level set yöntemi takip etmek gerekir. Gomes and Faugeras [25] 'a göre level set formülasyonu üç tane kısmi diferansiyel eşitlik içerir. Bunlardan ilki, işaretli mesafe fonksiyonunu level set fonksiyonunu kısıtlamaktadır. Diğer iki eşitlik ise sıfır seviye çevresinin hareketini açıklar. Ancak, teorik olarak bu üç kısmi diferansiyel denklemin çözümünün olup olmadığı bilinmemektedir [30]. Ek olarak bu formülasyonun nümerik uygulaması hatalara sebep olur ve bu hatalar işaretlenmiş mesafenin özelliğini ve level set fonksiyonunun kararsızlığını yok edebilir. Weber ve arkadaşları [26] 'nın belirttiği gibi reinitialization işlemini ayrı ayrı tanıtmak gerekir. Weber [26] tanınmış geodesic aktif çevre uygulanmasında (geodesic active contour model-GACM), reinitialization işlemleri önlemek için bir uygulama stratejisi [11] önermektedir. Bu önerilen modelde her zaman adımında LSF güncellenmesi, temel evrim denklemi ile elde edilen bir iterasyon düzeni yerine, optimizasyon denklemini çözmek için karmaşık bir işlem tarafından yapılır. Teori ve uygulama arasında çelişmeye neden olur. Li ve arkadaşları [27] 'nın çalışmasında işaretlenmiş mesafe level set fonksiyonunun bir iç mekanizma ile varyasyon düzeyini ayarlama formülü önerilmiştir. Bu mekanizmada işaretlenmiş bir mesafe level set fonksiyonunun sapması için, bir durdurma terimi (penalty term) geliştirilmiştir. Burada durdurma, varyasyonel formülasyonunda az önce bahsedilen durdurma terimi ile ilişkilidir. Durdurma terimi sadece, yeniden başlatma gereğini ortadan kaldırır, aynı zamanda geleneksel level set formülasyonları

için kullanılan uygulanmasında daha verimli ve basit sayısal planının kullanılmasına olanak sağlar. Durdurma terimi sadece, reinitialization gereğini ortadan kaldırır ve uygulanmasında daha verimli basit sayısal programının kullanımını sağlar. Ancak, bu durdurma teriminin nümerik doğruluğu etkileyebilir, bazı durumlarda bu level set fonksiyonu üzerinde istenmeyen bir etkiye neden olabilir.

Bu tezde mesafe ayarlamasını sağlayacak terim ile, genel bir değişken seviyesini ayarlamak için, formülasyonu ve sıfır düzeyine doğru hareket için harici bir enerji ifadesi seçilir. Mesafe ayarlama terimi sıfır düzeyde gradyan kuvvetlerin bu tür bir potansiyel fonksiyonu ile tanımlanır. Böylece level set fonksiyonu, fonksiyonun sıfır düzeyine yakın, özellikle de işaretlenmiş bir mesafe profili için istenilen şekli koruması için, minimum noktalarından birine yaklaşır. Özellikle, iyi bir mesafe çifti arasındaki potansiyel mesafe ayarlama terimi için kolaylık sağlar. Level set gelişimi bu enerjiyi işlevsel olarak en aza indiren bir gradyan akım olarak elde edilir. Level set gelişiminde, level set fonksiyonu ve düzenli mesafe ayarlaması terimi türetilen bir ileri ve geri difüzyon (İGD) tarafından yapılır. Sonuç olarak, mesafe ayarlaması, tamamen reinitialization gereğini ortadan kaldırır. Ayrıca ön çalışmalarında durdurma terimi tarafından oluşturulan ve istenmeyen yan etkiyi önler [27].

Tezde önerilen formülasyonda level set gelişimi için mesafe ayarlamalı level set fonksiyonu (MALSF) düzenlenir. MALSF formülasyonun etkinliğini göstermek için, (görüntü segmentasyonunu ve hesaplama verimliliği artırmak için), yani basit ve etkili bir uygulanmasını sağlamak için kenar tabanlı Active Çevre Modeli (AÇM) uygulanabilir. Mesafe ayarlama terimleri nedeniyle, MALSF etki alanında ve verimli basit bir nümerik düzeni sağlamak için ve geleneksel level set formülasyonları için daha dar bant uygulamaları ile gerçekleştirilebilir. Ayrıca, nispeten geniş zaman adımları yeterli sayısal doğruluk sağlarken, anlamlı tekrarlamalar ve hesaplama zamanı sayısını azaltmak için de kullanılabilir.

3. MESAFE AYARLAMALI LEVEL SET FONKSİYONU (MALSF)

Level Set yöntemlerinde, sıfır seviye level set fonksiyonu için bir çevreyi (ya da daha genel bir hiperyüzey) belirtmektedir. Bir level set yönteminin kesin sonucu level set sıfır düzeyinde olmasına rağmen, seviyesini ayarlamak için evrim ve istikrarlı şekilde sayısal hesaplama doğru, iyi bir durumda LSF korumak için gereklidir. Bu level set fonksiyonu ve çok dik veya level set gelişimi sırasında (onun sıfır level set bir çevrede en azından) düz pürüzsüz olmasını gerektirir. Bu durum, $|\nabla\Phi|=1$ olduğunda benzersiz özellik için işaretlenmiş uzaklık fonksiyonları ile mümkün olabilmektedir ve buna işaretlenmiş uzaklık özelliği denilir. İki boyutlu bir görüntüde ($z=\Phi(x,y)$) işaretlenmiş mesafe fonksiyonu incelenirse, bu bir yüzey oluşturur. Buradaki fonksiyonun teğet düzlemi, hem xy düzlemi hemde z eksenini ile 45 eşit açı yapar. Bunun kontrolü, işaretlenmiş mesafe fonksiyonu ile yapılabilmektedir. Bu istenilen özellik, mesafe fonksiyonları yaygın level set yöntemleri için level set fonksiyonları olarak kullanılmıştır. Geleneksel level set formüllerinde, level set fonksiyonları genellikle periyodik işaretlenmiş bir mesafe fonksiyonu olarak yeniden başlatılmalıdır.

3.1. Mesafe Ayarlamalı Enerji Fonksiyonu

Enerji fonksiyonu,

$$\varepsilon(\Phi) = \mu R_p(\Phi) + \varepsilon_{ext}(\Phi) \quad (3.1)$$

olarak tanımlanır. Buradaki $R_p(\Phi)$ ifadesi level set ayarlama terimi olarak tanımlanır. $\mu > 0$ olmak üzere bir sabittir. ε_{ext} ifadesi ise dış enerjiyi temsil eder ve görüntü segmentasyonu verilerine bağlıdır. Level set ayarlama terimi,

$$R_p(\Phi) = \int_{\Omega} p |\nabla \Phi| dx \quad (3.2)$$

olarak tanımlanabilir.

Burada p potansiyel fonksiyonunu (veya enerji yoğunluğunu) $p: [0, \infty) \rightarrow \mathbb{R}$ 'ye tanımlar. Dış enerji ε_{ext} enerji level set fonksiyon seti sıfır düzeyine istenilen konuma (örneğin, görüntü segmentasyonu uygulamaları için bir nesne sınırı) alır ve zaman değişkeni minimum elde şekilde tasarlanır. $\varepsilon(\Phi)$ parametresini minimize etmek için gradyen flow kullanılması gerekmektedir. Potansiyel fonksiyonu $p(s) = s^2$ olan ayarlama terimi $R_p(\Phi)$ için $|\nabla \Phi|$ sıfır yapılmaya çalışılır. Böyle bir level set ayarlaması anlık sürede büyük ölçülü bir düzeltme etkisi oluşturur, ancak level set fonksiyonunu düzleştirmek için kesin sıfır düzeyinde çevre oluşturmaya çalışır. Level set düzenleme terimi yalnızca level set fonksiyonunu düzeltmez aynı zamanda işaretlenmiş mesafe fonksiyonu özelliğini $|\nabla \Phi| = 1$ 'de en az sıfır level set civarında atar, sırayla eğri gelişimi için doğru hesaplama sağlar. Bu sonuç potansiyel fonksiyonun ($p(s)$, $s = 1$ 'de minimum olacak şekilde, level set ayarlama terimi R_p , $|\nabla \Phi| = 1$ olduğunda minimize edilebilir. Bu nedenle, potansiyel fonksiyonu $s = 1$ 'de minimum değerde olması gerekir. Bu sebeple değişik level set formülasyonunda bu şekilde bir potansiyel fonksiyonu kullanılmıştır. İlgili level set ayarlama terimi, level set fonksiyonu ve işaretlenen mesafe özellik sürdürme rolü için mesafe ayarlaması terimi olarak adlandırılır. P potansiyelini en basite indirgenğinde,

$$p = p_1(s) = \frac{1}{2}(s - 1)^2 \quad (3.2)$$

burada $s = 1$ minimum tek noktasıdır. Bu potansiyel ($p = p_1(s)$) level set ayarlama terimi R_p ile düzenlendiğinde,

$$P(\Phi) = \int_{\Omega} \frac{1}{2} (|\nabla\Phi| - 1)^2 dx \quad (3.3)$$

olarak, Φ işaretlenmiş mesafe fonksiyonundaki sapma olarak tanımlanabilir. Enerji fonksiyonu, tüm etki alanında işaretlenen mesafe özelliğini korumak amacıyla bir durdurma terimi olarak önerilmektedir [27]. Enerji minimizasyonu için türetilmiş level set gelişimi bazı durumlarda level set fonksiyonu üzerinde etkisinin üzerine mesafe ayarlı potansiyel fonksiyonu oluşturulur. Bu potansiyel fonksiyonunun amacı $|\nabla\Phi| = 1$ yaparak sıfır level set ayarını yapmaktır. $|\nabla\Phi| = 0$ değeri ise sıfır level set ayarından uzaklaştığını gösterilmektedir. Level set fonksiyonu böyle bir profili korumak için, potansiyel fonksiyonunu minimum yapmak için $s = 1$ veya $s = 0$ olması gerekir. Böyle bir potansiyel değeri, minimum noktalarda çift noktada, minimum bir potansiyeldir.

3.2. Enerji Minimizasyonu için Gradyen Akışı

“Kısmi Diferansiyel Denklemler ve Değişim Hesaplarında” [28] enerji fonksiyonunu minimize etmek için ,

$$\frac{\partial\Phi}{\partial t} = - \frac{\partial F}{\partial\Phi} \quad (3.4)$$

olarak tanımlanır. Burada $\frac{\partial F}{\partial\Phi}$ enerji fonksiyonunun Gateaux çözümlüdür. Bu gelişim denklemi, zamana bağlı bir $\Phi(x, t)$ fonksiyondur. Buradaki x , Ω alanındaki

uzaysal deęişkendir. t ise $t \geq 0$ için zaman deęişkenidir. Gelişim fonksiyonu $\Phi(x,0) = \Phi_0(x)$ deęeriyle başlamaktadır. Zaman baęımlı gelişim fonksiyonu $\Phi(x,t)$, Gateaux çözümüne zıt işaretle bir vektördür.

$R_p(\Phi)$ fonksiyonunun Gateaux çözümü,

$$\frac{\partial R_p}{\partial \Phi} = -div(d_p |\nabla \Phi| \nabla \Phi) \quad (3.5)$$

olarak ifade edilir.

(3.5) notasyonunda $div()$ ifadesi diverjans parametresi olarak tanımlanmaktadır ve d_p fonksiyonu ise,

$$d_p(s) \triangleq \frac{p'(s)}{s} \quad (3.6)$$

olarak tanımlanmaktadır. (3.1) formülünde Gateaux çözümünü dış enerji denkleminde uyguladığımızda,

$$\frac{\partial \varepsilon}{\partial \Phi} = \mu \frac{\partial R_p}{\partial \Phi} + \frac{\partial \varepsilon_{ext}}{\partial \Phi} \quad (3.7)$$

ifadesi elde edilir. Burada $\frac{\partial \varepsilon_{ext}}{\partial \Phi}$, ε_{ext} ifadesinin Φ 'ye göre çözümüdür. (3.7)

eşitliğindeki $\frac{\partial R_p}{\partial \Phi}$ ifadesinin yerine (3.5) notasyonundaki ifadeyi yerine yazarsak,

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t} = \mu \operatorname{div}(d_p |\nabla \Phi| \nabla \Phi) - \frac{\partial \varepsilon_{ext}}{\partial \Phi} \quad (3.8)$$

ifadesi elde edilir.

Bu kısmi diferansiyel denklemde önerilen gelişmiş level set denklemi, (3.1) formülünden türetilmiştir. Bu kısmi diferansiyel denklemi Neumann sınır koşullarıyla [29] ve Φ_0 başlangıç fonksiyonu çözülebilir. Level set gelişiminin (3.8) MALSF için level set fonksiyonununun işaretlenmiş mesafe özelliği, çevre denkleminin korunması ile mümkün olabilir ve bu da mesafe ayarlama terimi $R_p(\Phi)$ ile ilişkilidir.

Mesafe ayarlama etkisinin MALSF'deki etkisi $\mu R_p(\Phi)$ teriminde gradyan akış teriminde görülebilmektedir.

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t} = \mu \operatorname{div}(d_p |\nabla \Phi| \nabla \Phi) \quad (3.9)$$

Difüzyon oran denklemi incelenirse [30],

$$D = \mu d_p (\nabla \Phi) \quad (3.10)$$

Enerjinin gradyan akışını (3.11) formülündeki gibi gösterilebilir.

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t} = \operatorname{div}(D \nabla \Phi) \quad (3.11)$$

Difüzyon oranı $P(\Phi)$ potansiyeli için pozitif veya negatif işaretli olabilir. $d_p(\nabla\Phi)$ pozitif işarette olduğu zaman ileri difüzyon olarak adlandırılır ve bu durumda $|\nabla\Phi|$ nin değeri azalmaktadır. $d_p(\nabla\Phi)$ negatif işaretli olduğu zaman level set fonksiyonunda geri difüzyon olarak adlandırılır ve bu durumda $|\nabla\Phi|$ 'nin değeri artmaktadır. Bu artış $p(s)$ potansiyel fonksiyonunun minimum noktalarından birine gelinceye kadar devam eder. Eğer fonksiyonu ile (3.2) denklemindeki potansiyelin basite indirgenmiş hali birleştirilirse, d_p fonksiyonunu (3.12) 'deki gibi elde edilir.

$$d_p(s) = 1 - 1\left(\frac{1}{s}\right) \quad (3.12)$$

d_p fonksiyonunu (3.9) formülünde yerine koyduğumuzda kısmi diferansiyel denklem (3.13) deki şekilde oluşur.

$$\frac{\partial\Phi}{\partial t} = \mu \left[\nabla^2\Phi - \operatorname{div} \left(\frac{\nabla\Phi}{|\nabla\Phi|} \right) \right] - \frac{\partial\mathcal{E}_{ext}}{\partial\Phi} \quad (3.13)$$

Bu formülasyonda ∇^2 Laplace operatörüdür ve $\operatorname{div} \left(\frac{\nabla\Phi}{|\nabla\Phi|} \right)$ operatörü de çevrenin ortalama eğriliğini hesaplamaktadır.

Bu tip ileri veya geri difüzyon $p = p_1$ potansiyelini kullanarak $|\nabla\Phi| = 1$ olana kadar sürdürülmektedir. Bunun anlamı ileri ve geri difüzyon, işaretli bir mesafe fonksiyonudur.

3.3. Mesafe ayarlaması için Çift Kuyu Potansiyeli

Potansiyel fonksiyonunun mesafe etkisinden kurtulmak için çift kuyu potansiyeli kullanılabilir. Çift kuyu potansiyelinin level set fonksiyonu için özelleştirilmiş şekli (3.14) 'deki gibi oluşturulabilir.

$$p_2(s) = \begin{cases} \frac{1}{(2\pi)^2}(1 - \cos(2\pi s)), & \text{if } s \leq 1 \\ \frac{1}{2}(s-1)^2, & \text{if } s \geq 1 \end{cases} \quad (3.14)$$

$p_2(s)$ fonksiyonu çift kuyu potansiyeline göre iki noktada birden minimum olabilmektedir. Bu noktalar $s = 0$ ve $s = 1$ noktalarıdır [30].

$[0, \infty)$ sınırları arasında tanımlanan $p_2(s)$ fonksiyonunun birinci dereceden türevi (3.15) 'deki gibi bir $p_2'(s)$ fonksiyonudur.

$$p_2'(s) = \begin{cases} \frac{1}{2\pi} \sin(2\pi s), & \text{if } s \leq 1 \\ (s-1), & \text{if } s \geq 1 \end{cases} \quad (3.15)$$

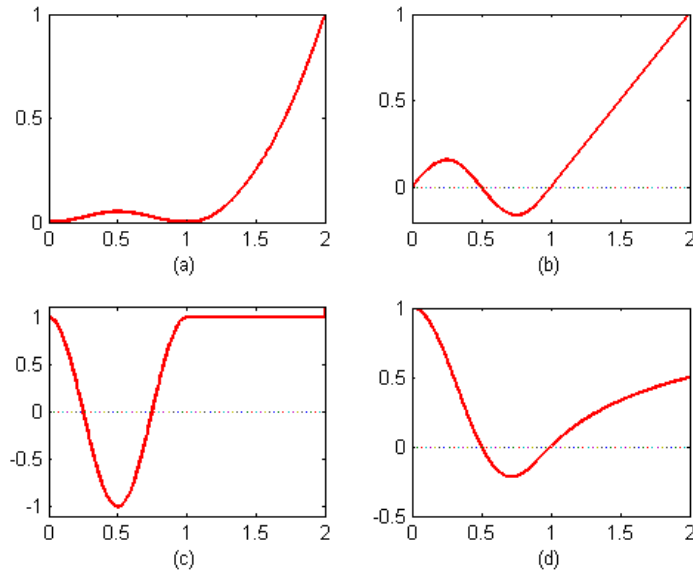
$[0, \infty)$ sınırları arasında tanımlanan $p_2(s)$ fonksiyonunun ikinci dereceden türevi de (3.16) daki gibi bir $p_2''(s)$ fonksiyonudur.

$$p_2''(s) = \begin{cases} \cos(2\pi s), & \text{if } s \leq 1 \\ 1, & \text{if } s \geq 1 \end{cases} \quad (3.16)$$

$d_p(s) = p_2'(s)/s$ uygunluk fonksiyonunun doğruluğu (3.17) formülündeki gibi kanıtlanırsa, ($s \in (0, \infty)$ sınırları içerisinde $|d_p(s)| < 1$ olmak zorundadır.)

$$\lim_{s \rightarrow 0} d_p(s) = \lim_{s \rightarrow \infty} d_p(s) = 1 \quad (3.17)$$

Şekil-1'de $p_2(s)$, $p_2'(s)$, $p_2''(s)$ ve $d_p(s)$ fonksiyonlarının s parametresine göre değişim grafiği görülmektedir.



Şekil 3.1. a)Çift Kuyu Potansiyeli, b) Çift Kuyu Potansiyelinin türevi, c) Çift Kuyu Potansiyelinin türev, d) Uygunluk Fonksiyonu

Difüzyon denkleminde yola çıkarsak ,

$$|\mu d_p(|\nabla\Phi|)| < \mu \quad (3.18)$$

olur ve bu potansiyel için difüzyon oranı $p = p_2$ olur. Üç farklı $|\nabla\Phi|$ ifadesi için, üç farklı $\mu d_p(|\nabla\Phi|)$ durumu oluşmuştur.

Durum 1: $|\nabla\Phi| > 1$ durumunda difüzyon oranı pozitif işaretli olur yani ileri doğru difüzyon gerçekleşir ve $|\nabla\Phi|$ azalmaya başlar.

Durum 2: $1/2 < |\nabla\Phi| < 1$ durumunda difüzyon oranı negatif işaretli olur, geri difüzyon gerçekleşir ve $|\nabla\Phi|$ artmaya başlar.

Durum 3: $|\nabla\Phi| < 1/2$ durumunda ise difüzyon oranı Durum 1'deki gibi pozitif işaretlidir ve ileri difüzyon gerçekleşir, ancak $|\nabla\Phi|$ azalmaya başlar ve $|\nabla\Phi|$ sıfır oluncaya kadar devam eder.

3.4. Mesafe Ayarlama Etkisi

İleri ve geri difüzyon etkisindeki anlık görüntü fonksiyonu olan $\Phi_0(x)$ birim basamak fonksiyonu olur ve $-c_0, c_0$ değerlerine sahip olacak şekilde (3.19) formülündeki gibi tanımlanır.

$$\Phi_0''(x) = \begin{cases} -c_0, & \text{if } x \leq R_0 \\ c_0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.19)$$

Burada $c_0 > 0$ dır ve R_0, Ω alanında bir bölge tanımlanmaktadır. Eğer birim basamak fonksiyonu R_0 bölgesindeki bir kutucuk olarak kullanılırsa bir dikdörtgen olarak şekillenir. Eğer $c_0 = 10$ olursa, Φ_0 basamak şeklini alır. Φ nin son değeri,

işaretlenmiş mesafe fonksiyonunun sıfır seviye bandında olduğunu ve şeklin sınırlarının dışına geldiğini gösterir. Bu oluşan bant mesafe ayarlama bandı olarak adlandırılır ve c_0 'ın değeriyle kontrol edilir.

Üç durum için c_0 'ın değeri incelenirse,

Durum 1 için $-c_0$ dan c_0 a keskin bir zıplama olur. Bu durumda difüzyon oranı $\mu d_p(|\nabla\Phi|)$ nin değeri pozitif işaretli oluyor ve $|\nabla\Phi|$ nin değeri 1 olana kadar azalmaya devam eder.

Durum 2 için Φ fonksiyonu sıfır seviye ayarlamasına ulaşır. Bunun için $|\nabla\Phi|$ 'nın değeri anlık sıfır olur ve bunun anlamı $\mu d_p(|\nabla\Phi|)$ nin değerinin işaretlenmiş mesade bandı için de sıfırdan büyük veya eşit olmasıdır.

Durum 3 için $|\nabla\Phi|$ anlık olarak artmakta ve salınımına girmektedir ve bu durum çift kuyu fonksiyonu kullanılarak ($p = p_2$) giderilebilir.

3.5. Sonlu Farklar Şeması

Eğer bir görüntü verisi $\Phi(x, y, t)$ şeklinde zamana ve düzleme bağlı bir level set fonksiyonu olursa kısmi türevler $\frac{\partial\Phi}{\partial x}$ ve $\frac{\partial\Phi}{\partial y}$ şeklinde merkez farkları gösterir.

Kısmi türevlerin hesapları için $\Delta x = \Delta y = 1$ [30] sabit adım aralıkları olarak belirtilmiştir. Zamana bağlı kısmi türev olan $\frac{\partial\Phi}{\partial t}$ ise yaklaşık ileri farkı [30]

göstermektedir. $\Phi(x, y, t)$ fonsiyonunun ayrık zamandaki formu ise $\Phi_{i,j}^k$ şeklinde olup, (i, j) uzaysal değişkenlerdir ve k ise zamansal değişkendir. Sonlu farklar denkleminde (3.20) formülündeki gibi gösterilmektedir.

$$L(\Phi_{i,j}^k) = (\Phi_{i,j}^{k+1} - \Phi_{i,j}^k) / \Delta t \quad (3.20)$$

Eğer bir sonraki karenin verisi olan $\Phi_{i,j}^{k+1}$ denklemden çekilirse,

$$\Phi_{i,j}^{k+1} = \Phi_{i,j}^k + \Delta t L(\Phi_{i,j}^k), k \in \mathbb{N} \quad (3.21)$$

şekline dönüşür.

(3.21) denklemini için Courant-Friedrichs-Lewy koşulu ($\mu\Delta t < 1/4$) sayısal sabitlik için gereklidir. Hızlı bir eğri gelişimi için Courant-Friedrichs-Lewy koşulunu sağlayan durumda Δt 'nin birden büyük olması gerekir. Bu koşullar altında Level Set fonksiyonu incelendiğinde,

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t} = F|\nabla \Phi| + A \cdot \nabla \Phi \quad (3.22)$$

şeklinde verilebilir [30]. Bu (3.22) formülasyonunda F skaler, A ise vektörel bir değişkendir. Mesafe ayarlama etkisi de level set fonksiyonuna eklendiğinde,

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t} = \mu \operatorname{div}(d_p |\nabla \Phi| \nabla \Phi) + F|\nabla \Phi| + A \cdot \nabla \Phi \quad (3.23)$$

şeklinde elde edilir.

3.6. Görüntü Segmentasyonu Uygulaması

Kenar göstergesi fonksiyonu (3.24) formülündeki gibi tanımlanabilir [30].

$$g = \frac{1}{1 + |\nabla G_\sigma * I|^2} \quad (3.24)$$

(3.24) formülündeki I , Ω alanında görüntü verisini göstermektedir. G_σ ise σ standart sapmasıyla Gaussian Kernel fonksiyonudur. (3.24) eşitliğindeki konvolüsyon gürültüyü azaltma amaçlı yapılır.

Level set fonksiyonunun, enerji fonksiyonu,

$$\varepsilon(\Phi) = \mu R_p(\Phi) + \lambda L(\Phi) + \alpha A_g(\Phi) \quad (3.25)$$

olarak tanımlanmıştır [30]. Bu formülasyonda $\lambda > 0$, $\alpha \in \mathfrak{R}$ ve Φ sınırında $\Phi : \Omega \rightarrow \mathfrak{R}$ tanımlanır. (3.25) formülündeki $L(\Phi)$ ve $A_g(\Phi)$ (3.26) ve (3.27) 'deki şekilde tanımlanmıştır.

$$A_g(\Phi) = \int_{\Omega} g H(-\Phi) dx \quad (3.26)$$

$$L_g(\Phi) = \int_{\Omega} g \delta(\Phi) |\nabla \Phi| dx \quad (3.27)$$

(3.26) formülasyonundaki $H(-\Phi)$ Heaviside fonksiyonunu, (3.27) fonksiyonundaki $\delta(\Phi)$ ise Dirac Delta fonksiyonunu göstermektedir. $L_g(\Phi)$ fonksiyonu, Φ görüntü verisininin sıfır seviyesini gösteren bir fonksiyondur. Sıfır seviye bir Φ verisi, bir kenarı belirtmektedir ve bu kenar $[0, 1]$ aralığında verilmektedir. Enerji fonksiyonu olan $L_g(\Phi)$ [30] (3.28) şekilde tanımlanabilir.

$$L_g(s) = \int_0^1 gC(s)|C'(s)|ds \quad (3.28)$$

(3.28) eşitliğindeki $C(s)$, Φ görüntü verisindeki bir kenarı temsil eder. Bu fonksiyon ilk defa Casseles ve arkadaşları [9] tarafından, “Geodesic Active Contour Model” olarak belirtilmiştir. Diğer enerji fonksiyonu $A_g(\Phi)$ ise görüntüdeki ağırlıklı alanı $\Omega_{\Phi}^- = \{x : \Phi(x) < 0\}$ bölgesinde hesaplanır. Bu fonksiyonun negatif değerleri sıfır seviye kenarın içini, pozitif değerler ise sıfır seviye kenarın dışını göstermektedir. Bunun anlamı eğer anlık kenar objenin dışında kalıyorsa α değeri pozitif olması gerekir.

δ ve H fonksiyonlarının anlık değerleri δ_ε and H_ε [13, 20] olarak (3.29) ve (3.30) formüllerindeki gibi tanımlanır.

$$\delta_\varepsilon(x) = \begin{cases} \frac{1}{2\varepsilon} \left[1 + \cos\left(\frac{\pi x}{\varepsilon}\right) \right], & |x| \leq \varepsilon \\ 0, & |x| \geq \varepsilon \end{cases} \quad (3.29)$$

$$H_\varepsilon(x) = \begin{cases} \frac{1}{2} \left(1 + \frac{x}{\varepsilon} + \frac{1}{\pi} \sin\left(\frac{\pi x}{\varepsilon}\right) \right), & |x| \leq \varepsilon \\ 1, & x > \varepsilon \\ 0, & x < -\varepsilon \end{cases} \quad (3.30)$$

(3.31) formülündeki H_ε , δ_ε anlık fonksiyonunun birinci dereceden türevidir

$$(H'_\varepsilon = \delta_\varepsilon).$$

Eğer δ_ε fonksiyonunu (3.27) formülündeki yerine koyarsak ve H_ε fonksiyonunu (3.26) eşitliğinde yerine koyarsak enerji fonksiyonu (3.31) daki gibi şekillenir.

$$\varepsilon_\varepsilon(\Phi) = \mu \int_{\Omega} p(|\nabla\Phi|) dx + \lambda \int_{\Omega} g \delta_\varepsilon(\Phi) |\nabla\Phi| dx + \alpha \int_{\Omega} g H_\varepsilon(-\Phi) dx \quad (3.31)$$

(3.31) formülündeki enerji fonksiyonu gradyen akışı kullanarak (3.32) formülündeki gibi azaltılabilir.

$$\frac{\partial\Phi}{\partial t} = \mu \operatorname{div}(d_p |\nabla\Phi| \delta_\varepsilon) + \lambda \delta_\varepsilon(\Phi) \operatorname{div} \left(g \frac{\nabla\Phi}{|\nabla\Phi|} \right) + \alpha g \delta_\varepsilon(\Phi) \quad (3.32)$$

Bu fonksiyon “Mesafe Ayarlamalı Level Set Gelişmesi (MALSG)” [30] olarak adlandırılır ve yüksek zaman adımlarıyla iterasyon yapılmasına imkan tanır. Bunun anlamı sıfır seviye kenara ulaşması için daha az iterasyon gerektiğidir.

Ancak bu iterasyon sayısındaki azalma yüksek hız gerektiren segmentasyon işleri için de yavaş olmaktadır. Segmentasyonun hızını artırmak için, bütün resmi taramak yerine Bulanık C-Mean algoritması kullanarak oluşturulan kümelerden optimum olanı kullanılarak iterasyon sayısında azalma ve dolayısıyla hız artışı hedeflenmiştir.

4. BULANIK C-MEAN ALGORİTMASI VE GÖRÜNTÜ SEGMENTASYONU

Kümelendirme algoritmaları içinde K-Mean (Lloyd,1957) ve Bulanık C-Mean (Bezdek, 1981) adında öne çıkan iki yöntem mevcuttur. Bu iki yöntemin karmaşıklığı diğer yöntemlerden daha azdır. Bu algoritmaları gerçekleştirebilmek için i adet küme merkezine ihtiyaç duyulmaktadır. Bu küme merkezleri, her şablon için mesafe tabanlı sınıflandırılmalı ve yeni kümelendirme merkezleri kümelendirme sonuçlarıyla düzeltilmelidir. Bu işlem, istenilen sınırlar elde edilinceye kadar devam ettirilir.

4.1. Bulanık C-Mean Algoritmasının Modellenmesi

Standart Bulanık C-Mean Algoritması (BCM) [31] iteratif, gözetimsiz bir kümelendirme algoritmasıdır. Bu tezde kullanılan algoritma ise standart Bulanık C-Mean Algoritması'ndan biraz farklı olup Ahmed [32] tarafından geliştirilmiştir. Karaciğer dokusunun bilgisayarlı tomografisi incelendiğinde, (4.1) formülündeki gibi uzaysal değişkenli bir kazanç alanı tanımlanır.

$$Y_k = X_k G_k \quad \forall k \in \{1, 2, \dots, N\} \quad (4.1)$$

X_k , Y_k ve G_k grup değerleridir ve gerçek yoğunluk, gözlemlenmiş yoğunluk ve k noktasındaki piksel alan kazancıdır. N ise bilgisayar tomografisindeki toplam piksel sayısıdır.

Logaritmik dönüşüm uygulaması, ek bir sapma alanı şeklinde modellenmesini (4.2) formülünde olduğu gibi sağlamıştır.

$$y_k = x_k + \beta_k \quad \forall k \in \{1, 2, \dots, N\} \quad (4.2)$$

Bu formülde x_k ve y_k gerçek ve gözlemlenmiş logaritmik değiştirilmiş k 'nci pikseldeki yoğunluktur. β_k ise sapma alanındaki k 'nci pikseldir. Eğer alan kazancı biliniyorsa, geleneksel yoğunluk tabanlı düzeltilmiş verilere uygulanmış doku sınıflandırıcı görüntü segmentasyonu yapmak kolaydır.

4.2 Geliştirilmiş Bulanık C-Mean Algoritması (G-BCM)

Bulanık C-Mean Algoritmasının gelişimi için (4.3) formülasyonu ile sağlanır.

$$J_m = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N u_{ik}^p \|y_k - \beta_k - v_i\|^2 + \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N u_{ik}^p \left(\sum_{y_r \in N_k} w(y_k, y_r) \|y_r - \beta_r - v_i\|^2 \right) \quad (4.3)$$

(4.3) formülasyonundaki $w(y_k, y_r)$, ağırlık fonksiyonudur ve aşağıdaki gibi tanımlanır.

$$\sum_{y_r \in N_k} w(y_k, y_r) = \alpha, \quad 0 \leq \alpha < 1, \quad \forall k \in \{1, 2, \dots, N\} \quad (4.4)$$

$w(y_k, y_r) = \frac{\alpha}{N_R}$ olduğu zaman, J_m BCM nesnel fonksiyonudur [32].

Optimizasyon problemi (4.5) deki gibi yaklaşık J_m parametrelerine göre giderilir.

$$\min_{u_{ik}, v_i, \beta_k} J_m \quad (4.5)$$

Nesnel fonksiyonu BCM algoritmasına göre hesaplanabilir. Bunu gerçekleştirmek için ilk olarak J_m 'in u_{ik} , v_i , β_k parametrelerine göre türevleri alınır. Bu işlem u_{ik} , v_i , β_k parametrelerinin J_m in sıfır olacağı değere göre gerçekleştirilir. Gerekli olmayan koşullarda ise değeri maksimum olarak alınır. Bunu gerçekleştirmek için, gerekli üç parametre için yaklaşık sonuçları ve algoritmaları aşağıdaki gibidir.

4.3 Üyelik Gelişimi

$$u_{ik}^* = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left[\frac{D_{ik} + \gamma_{ik}}{D_{ij} + \gamma_{ij}} \right]^{1/(p-1)}} \quad (4.6)$$

$$(4.6) \text{ formülündeki } D_{ik} = \|y_k - \beta_k - v_i\|^2 \text{ ve } \gamma_{ik} = \sum_{y_r \in N_k} w(y_k, y_r) \|y_r - \beta_r - v_i\|^2$$

şeklindedir [33].

4.4 Kümeleme Prototipi Güncellemesi

Kümeleme güncellemesi (4.7) formülündeki gibi yapılır [33].

$$v_i^* = \frac{\sum_{k=1}^N u_{ki}^p ((y_k - \beta_k) + \sum_{y_r \in N_k} w(y_k, y_r) (y_r - \beta_r))}{\sum_{k=1}^N u_{ki}^p (1 + \sum_{y_r \in N_k} w(y_k, y_r))} \quad (4.7)$$

4.5 Sapma Alanı Yaklaşımı

Sapma alanı yaklaşımı (4.8) formülündeki gibi olmaktadır [33].

$$\beta_k^* = y_k - \frac{\sum_{i=1}^c v_i (u_{ik}^p + \sum_{y_r \in N_k} w(y_k, y_r) u_{ir}^p)}{\sum_{i=1}^c (u_{ik}^p + \sum_{y_r \in N_k} w(y_k, y_r) u_{ir}^p)} \quad (4.8)$$

Bu verilere göre yakınsama için teoriyi incelersek,

Eğer $w(y_k, y_r) \geq 0$ olur ve $\sum_{y_r \in N_k} w(y_k, y_r) = \alpha$, $0 \leq \alpha < 1$ olursa, $\forall k \in \{1, 2, \dots, N\}$ ve

N_k için 4 veya 8 bağlantılı komşusu olur. Bu durumda nesnel fonksiyon olan J_m yakınsar.

4.6. G-BCM Algoritması

G-BCM algoritmasınının sapma alanını düzeltmek ve görüntü segmentasyonunun farklı kümeler halinde belirlemek için aşağıdaki adımlar gerçekleştirilir.

Adım1:

Ağırlık fonksiyonu $0 \leq \alpha < 1$, $\sigma \geq 1$ durumunda, (4.9) formülündeki gibidir.

$$w(y_k - y_r) = \alpha e^{-\frac{\|y_k - y_r\|^2}{\sigma^2}} \quad (4.9)$$

Adım2:

Anlık sınıf prototipini $\{v_i\}_{i=1}^c$ çok küçük bir değere eşitleriz (örneğin 0,01). v_i değeri $\{v_i = \log(255 * (2i - 1) / 2c)\}_{i=1}^c$ şeklinde bir fonksiyon olabilir.

Adım3:

Bölünme matrisini (4.6) formülündeki üyelik fonksiyonuna göre güncellenir.

Adım4:

Küme prototipi (4.7) formülündeki küme güncellemesi yapılarak yeni kenarlar ortalama ağırlıklar belirlenilerek elde edilir.

Adım5:

Tahmini sapma değeri (4.8) formülü kullanılarak belirlenir.

Bu işlemler bittikten sonra geri dönüşüm için Adım3'ten sonra istenilen ε hata değerine ulaşıncaya kadar devam eder. ε (4.10) formülündeki gibi tanımlanır ve operatör tarafından değiştirilebilir. (örneğin 0,001 değeri atanabilir)

$$\|V_{new} - V_{old}\| < \varepsilon \quad (4.10)$$

(4.10) formülündeki $\|\cdot\|$ operatörü Eucladian normudur. V ise küme vektörünün merkezini temsil etmektedir.

4. bölümde anlatılan Geliştirilmiş Bulanık C-Mean Algoritması'nın, level set fonksiyonu üzerindeki uygulaması için “Deneysel Sonuçlar” bölümünde, bilgisayar tomografili karaciğer dokusu örnekleri üzerinde önerilen yaklaşım incelenmiştir.

5. DENEYSEL SONUÇLAR

Amaçlanan segmentasyon uygulamasını gerçekleştirmek için üç adet bilgisayar tomografili karaciğer dokusu test görüntüleri olan Resim 5.1, Resim 5.2 ve Resim 5.3 deki test görüntüleri kullanılmıştır. Bu çalışmada aşağıdaki parametreler .

C : Anlık Level Set Fonksiyonu'nun anlık gradyen kuvvet kontrol parametresi,

$\sigma = 2$: Gaussian düzeltme fonksiyonunun kontrol parametresi (3.15) eşitliği,

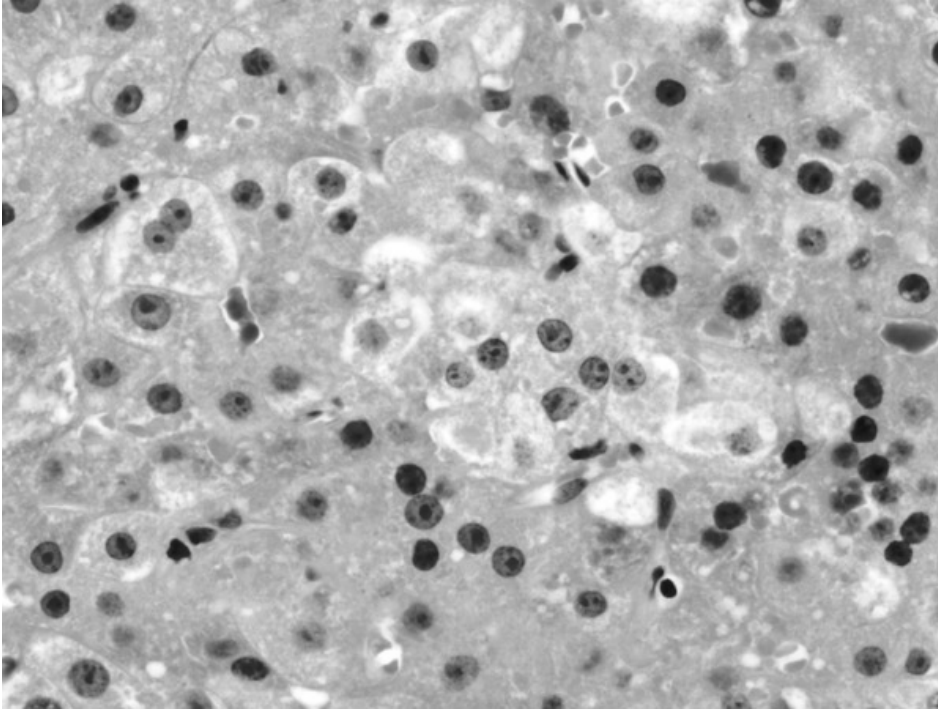
$\varepsilon = 1,5$: Dirac fonksiyonunun ($\delta(\phi)$) düzenleyicisi (3.33) formülü,

$\mu = 0,1$: (3.33) denklemindeki $\partial\phi/\partial t$ teriminin ağırlık parametresi,

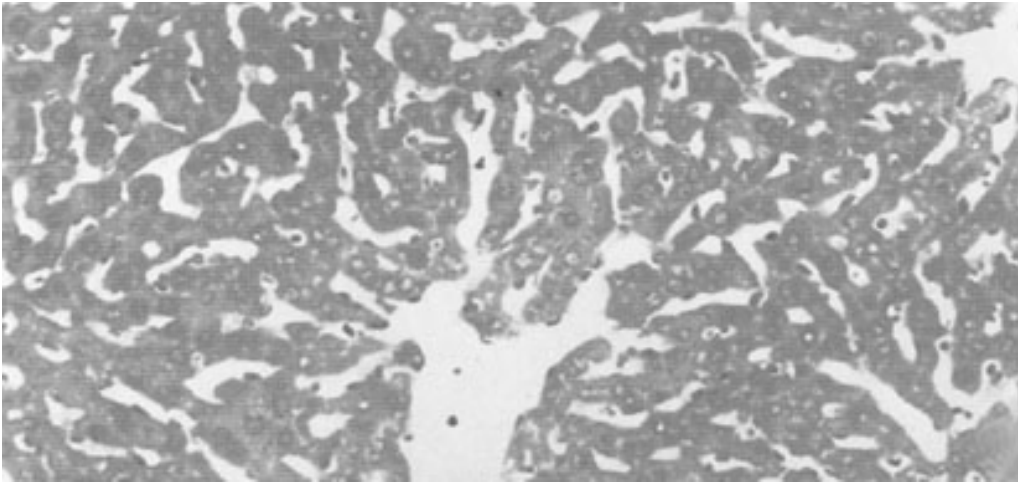
$\lambda = 2$: (3.33) denkleminde çevre uzunluğunun doğruluğunu düzenleyen parametresi,

$\alpha = 1,7$: (3.33) denklemindeki yapay balon kuvveti,

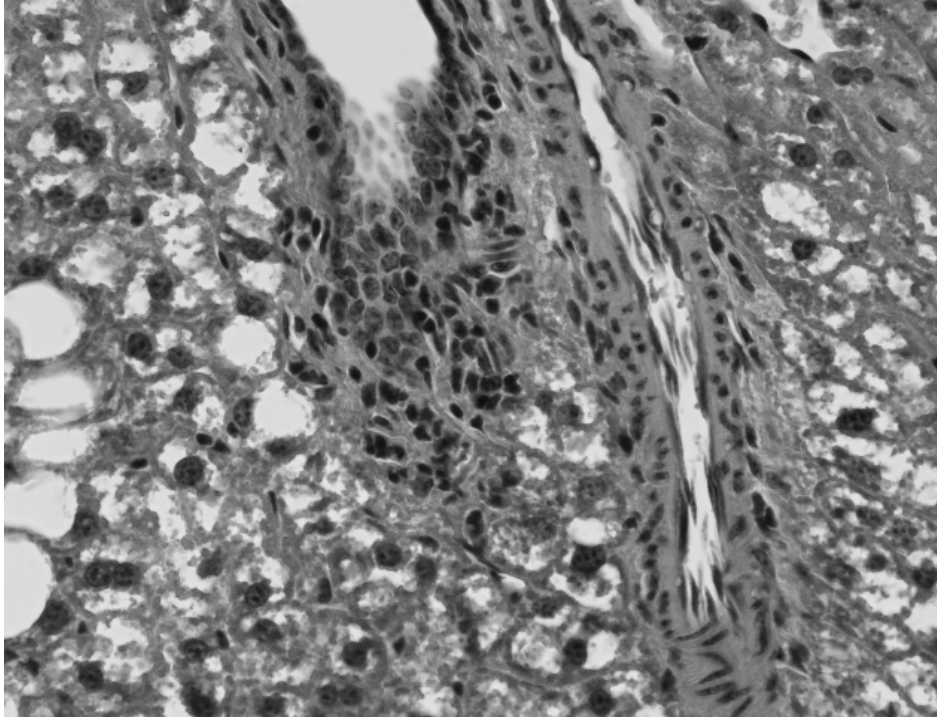
$\tau = 2$: Level Set Fonksiyonu'nun zaman basamağıdır.



Resim 5.1. Bilgisayar Tomografili Karaciğer Dokusu Test Görüntüsü 1

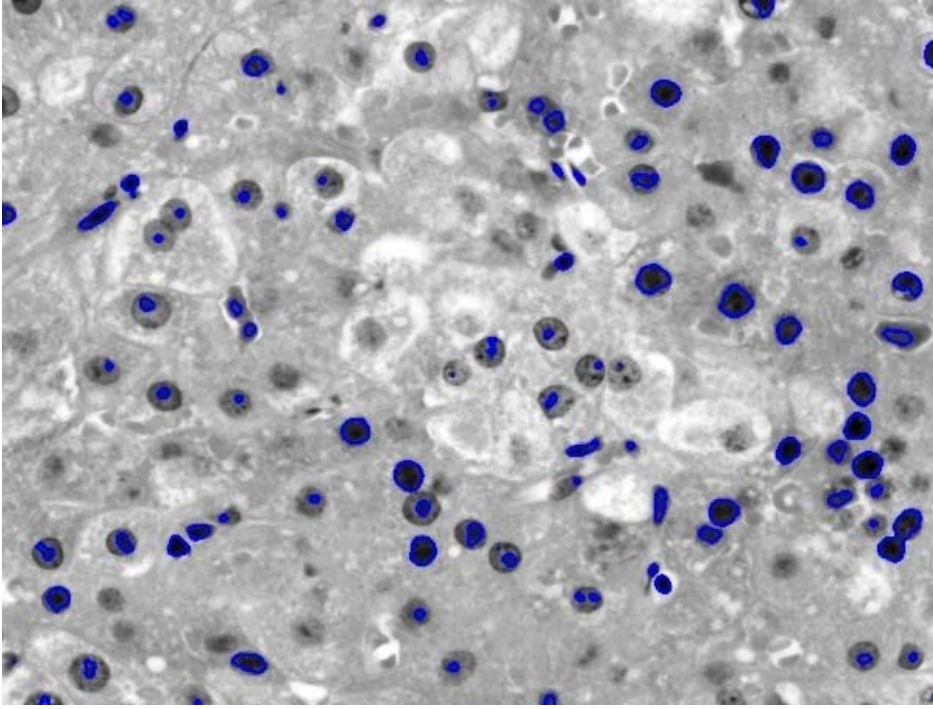


Resim 5.2. Bilgisayar Tomografili Karaciğer Dokusu Test Görüntüsü 2

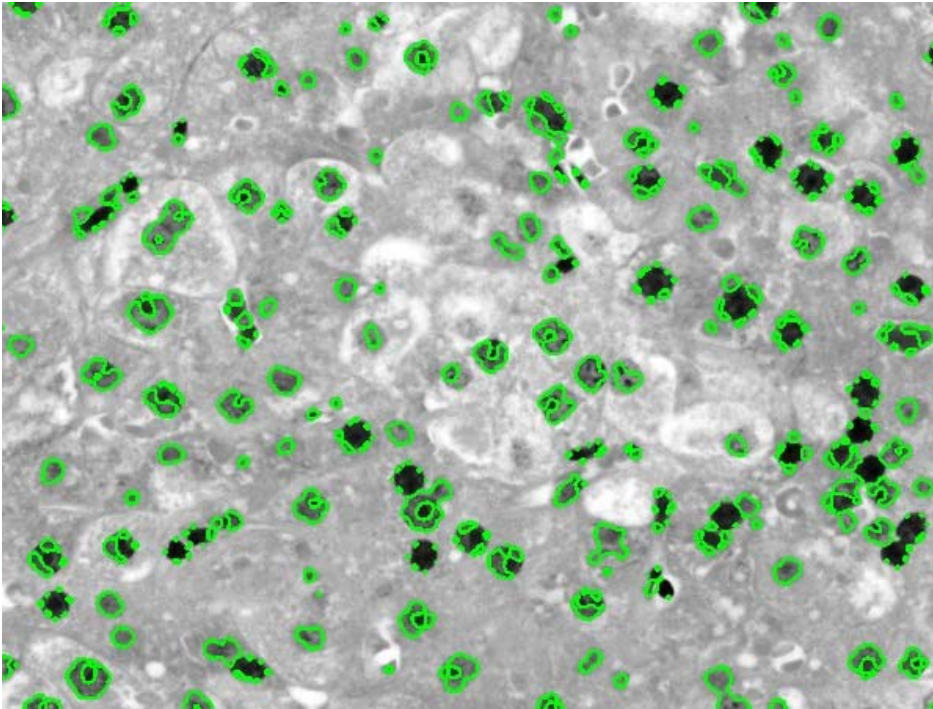


Resim 5.3. Bilgisayar Tomografili Karaciğer Dokusu Test Görüntüsü 3

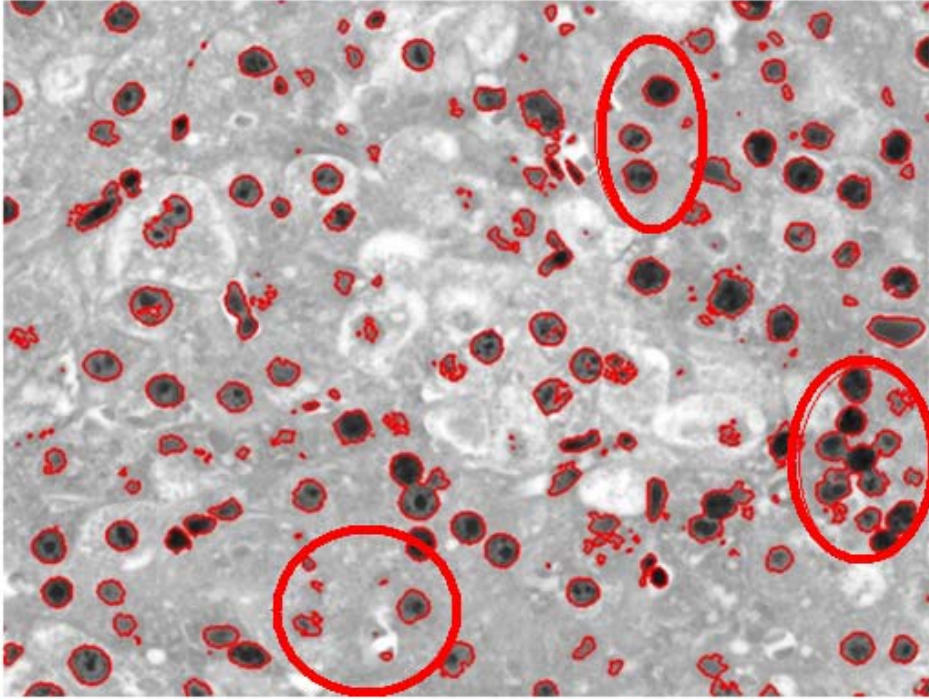
İlk uygulama Resim 5.1 de görülen Bilgisayar tomografili karaciğer dokusu üzerinde gerçekleştirilmiştir. Bu karaciğer görüntüsüne Bulanık C-Mean algoritması (Resim 5.4), Biang Li ve arkadaşları [32] nın geliştirdiği “Uzaysal Bulanık Kümelendirmeli Level Set Metodları” (UBKLSM) Algoritması (Resim 5.5) ve Bulanık C-Mean Algoritması’nın Level Set Fonksiyonu üzerindeki gelişimi (BCMALSF) (Resim 5.6)) incelenmiştir. Resim 5.6 daki kırmızı elipsler içindeki alanlar incelendiğinde diğer iki yonteme göre daha iyi sonuçlar elde edildiği gözlenmiştir. Şekil 5.1 de Level set fonksiyonunun değerinin, iterasyon sayısı boyunca değişimi görülmektedir. Şekil 5.2 ise tezde önerilen yonteme göre anlık çevre değişimini göstermektedir.



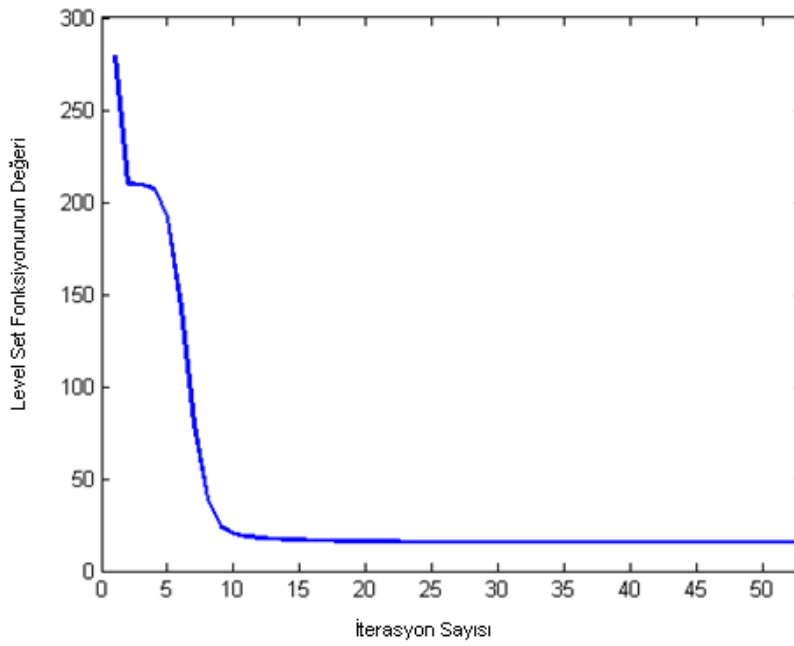
Resim 5.4. Bulanık C-Mean Algoritmasına Göre Doku Segmentasyonu 1



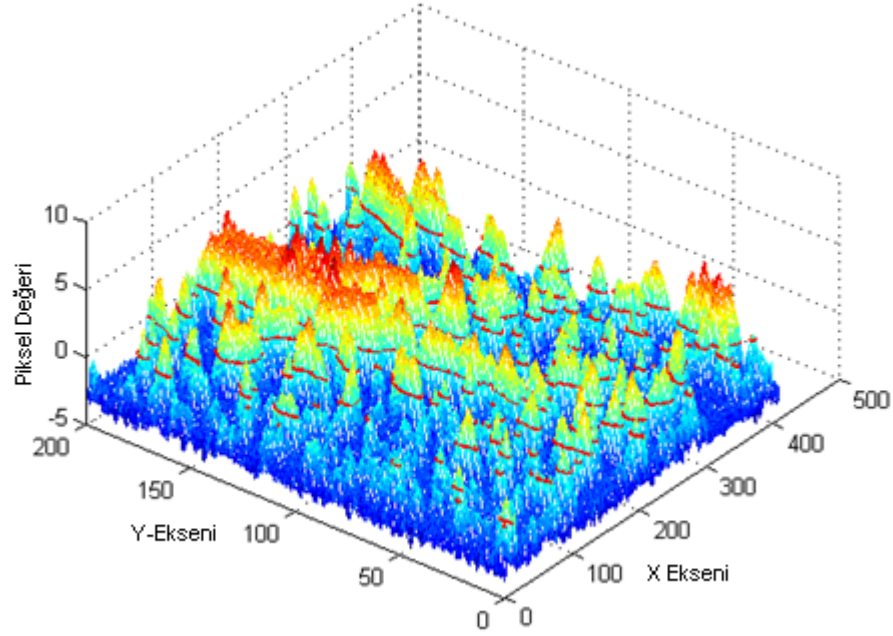
Resim 5.5. UBKLSM [33] Doku Segmentasyonu 1



Resim 5.6. Bulanık C-Mean Algoritması'nın Level Set Fonksiyonu Üzerindeki Gelişimine Göre Doku Segmentasyonu 1

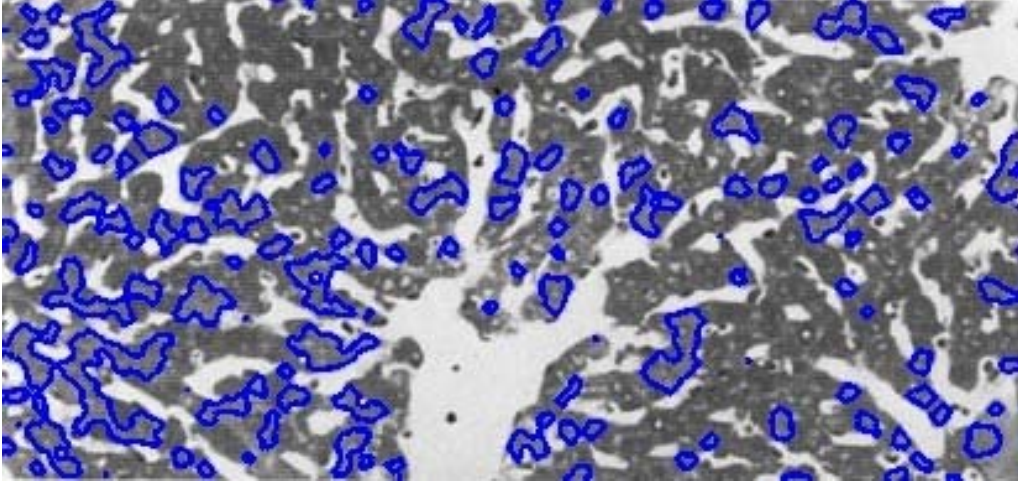


Şekil 5.1. Level Set Fonksiyonunun Değerinin İterasyon Sayısına Göre Değişimi 1

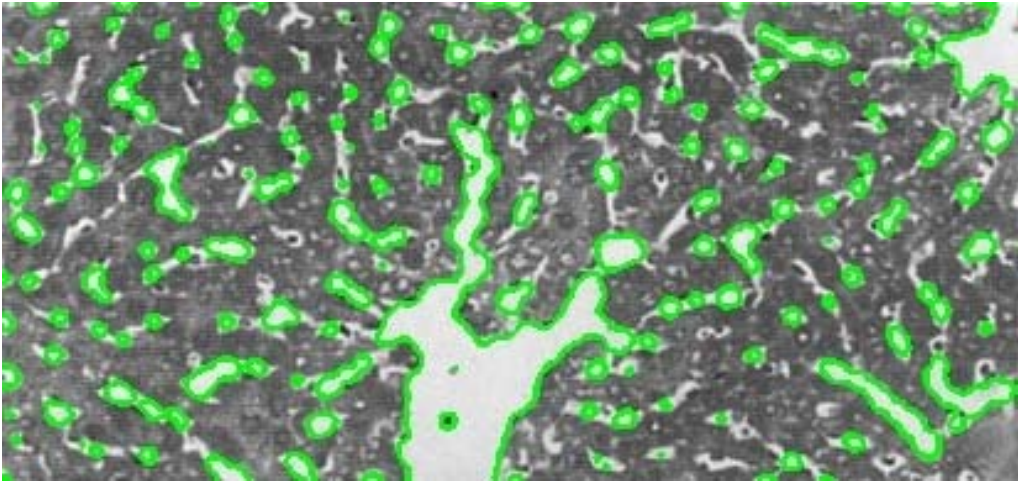


Şekil 5.2. Bulanık C-Mean Algoritması'nın Level Set Fonksiyonu Üzerindeki Gelişimi'ne Göre Anlık Çevre Değişimi 1

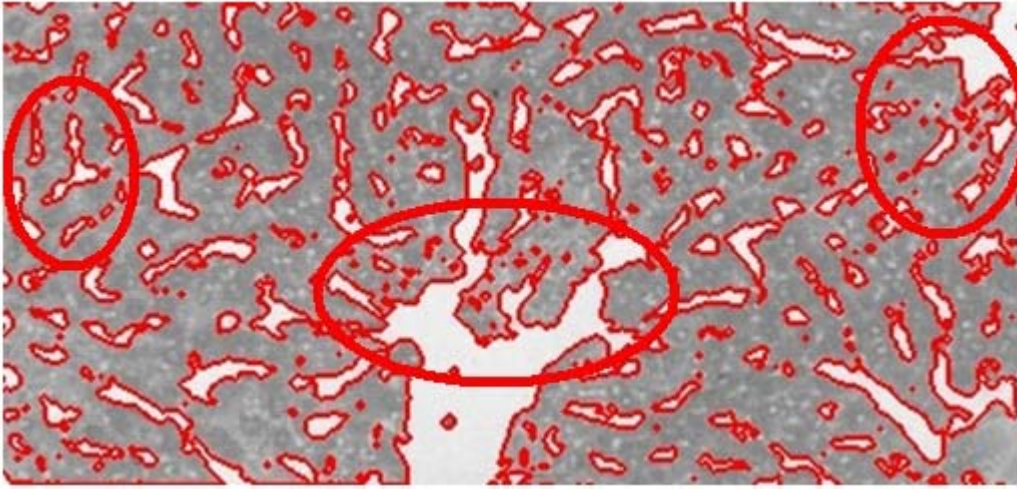
İlk uygulamadaki verilerin doğruluğunu kanıtlamak için, ikinci uygulamada başka bir bilgisayar tomografili karaciğer dokusu üzerinde (Resim 5.2) gerçekleştirilmiştir. Bu uygulamada da ilk uygulamada olduğu gibi Bulanık C-Mean algoritması (Şekil 5.7), UBKLSM [33] (Resim 5.8) ve Bulanık C-Mean Algoritması'nın Level Set Fonksiyonu üzerindeki gelişimi (Resim 5.9) incelenmiştir. İlk yöntemle benzer şekilde Şekil 5.3 Level Set Fonksiyonu'nun değerinin iterasyon sayısı boyunca değişimi görülmektedir. Şekil 5.4 ise tezde önerilen yöntemle göre anlık çevre değişimini göstermektedir. Resim 5.9 daki kırmızı elipsler içindeki alanlar incelendiğinde tezde önerilen fonksiyonun diğer yöntemlere göre daha başarılı olduğu görülmektedir.



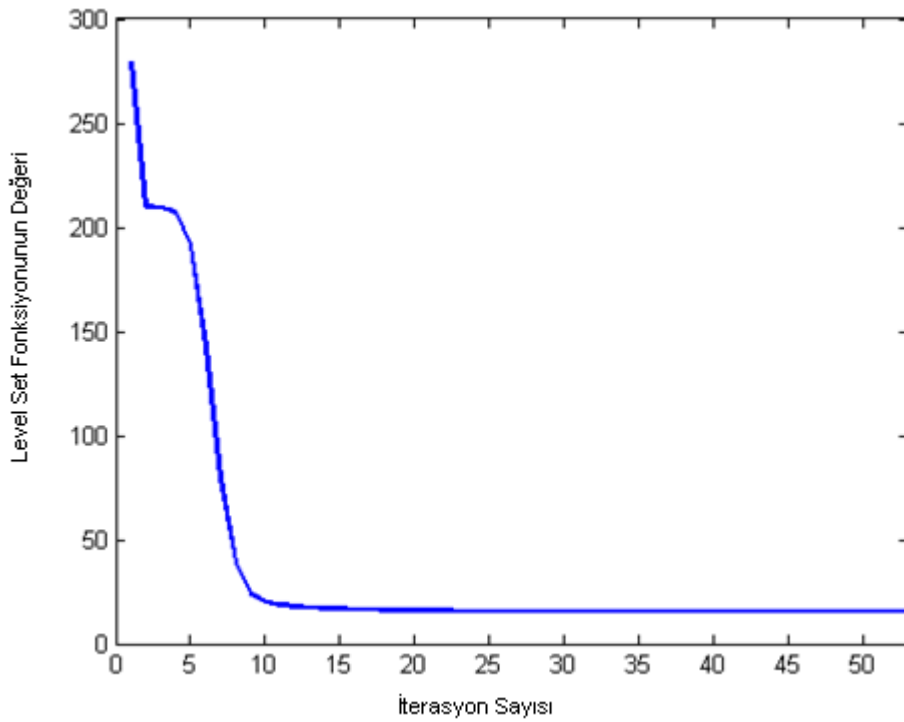
Resim 5.7. Bulanık C-Mean Algoritmasına Göre Doku Segmentasyonu 2



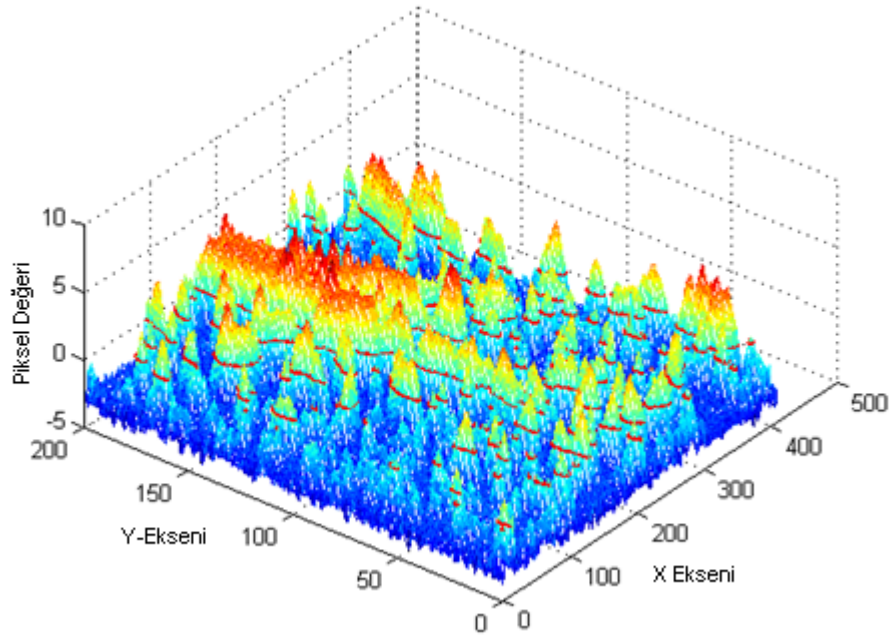
Resim 5.8. UBKLSM [33] Doku Segmentasyonu 2



Resim 5.9. Bulanık C-Mean Algoritması'nın Level Set Fonksiyonu Üzerindeki Gelişimine Göre Doku Segmentasyonu 2

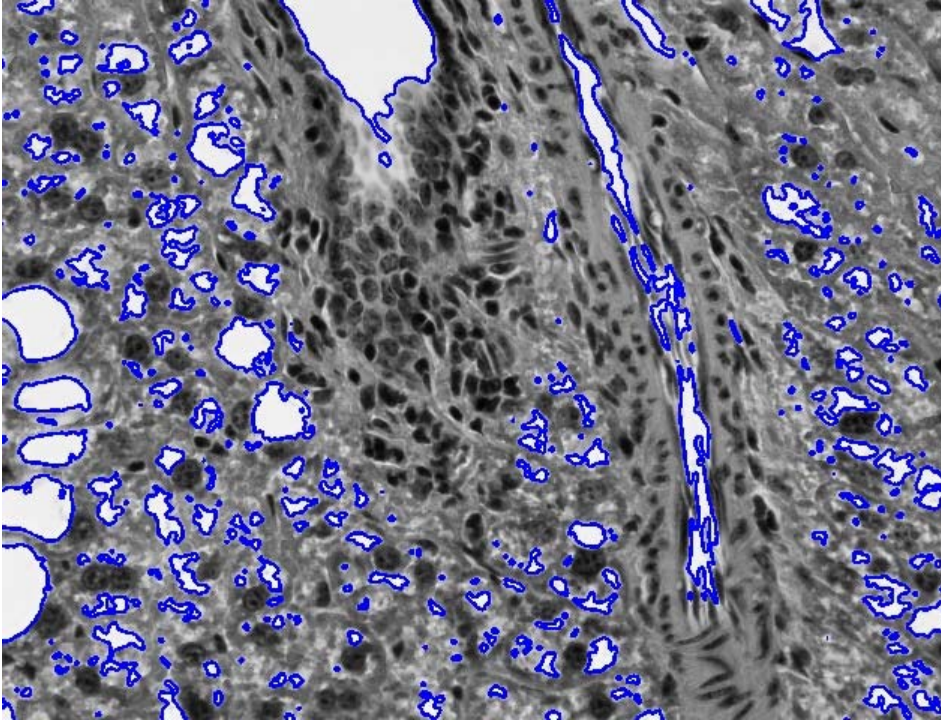


Şekil 5.3. Level Set Fonksiyonunun Değerinin İterasyon Sayısına Göre Değişimi 2

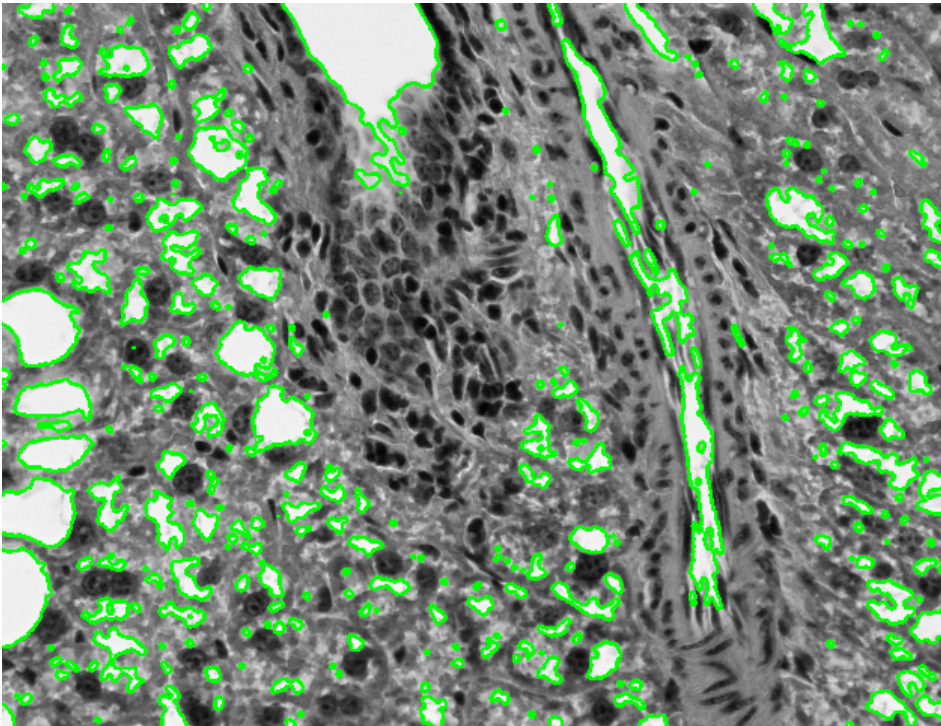


Şekil 5.4. Bulanık C-Mean Algoritması'nın Level Set Fonksiyonu Üzerindeki Gelişimi'ne Göre Anlık Çevre Değişimi 2

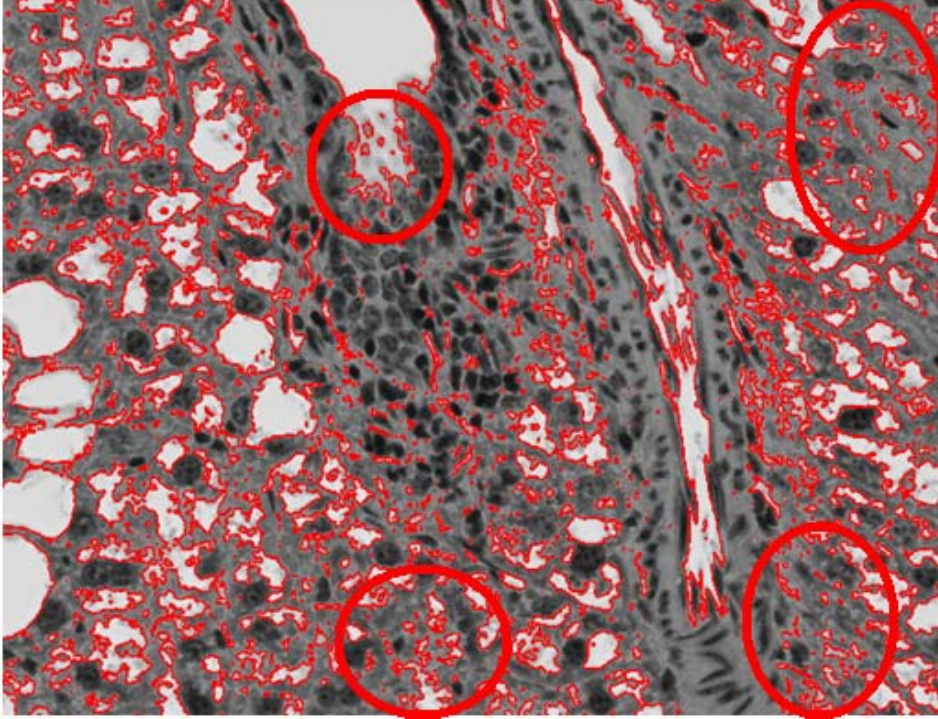
Son uygulama da bilgisayar tomografili karaciğer dokusu (Resim 5.3) üzerinde gerçekleştirilmiştir. Bu uygulamada da diğer uygulamada olduğu gibi Bulanık C-Mean algoritması (Resim 5.10), UBKLSM [33] (Resim 5.11) ve Bulanık C-Mean Algoritması'nın Level Set Fonksiyonu üzerindeki gelişimi (Resim 5.12) incelenmiştir. Diğer uygulamalarda da incelendiği üzere Şekil 5.5 Level Set Fonksiyonu'nun değerinin iterasyon sayısı boyunca değişimini, Şekil 5.6 de ise Bulanık C-Mean Algoritması'nın Level Set Fonksiyonu üzerindeki gelişiminin anlık çevre değişimini göstermektedir.



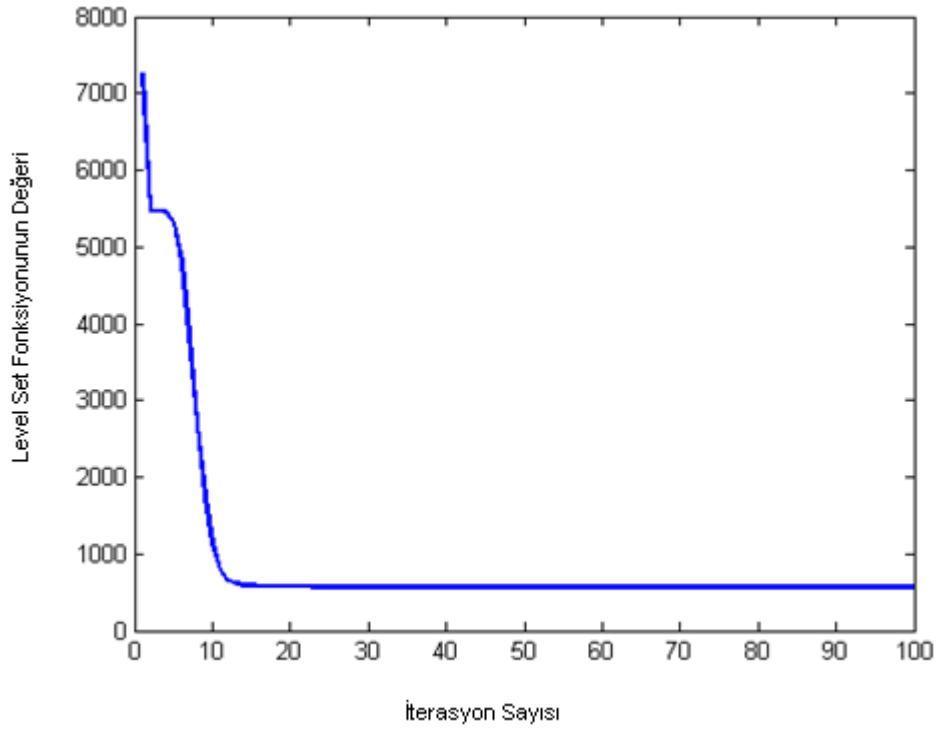
Resim 5.10. Bulanık C-Mean Algoritmasına Göre Doku Segmentasyonu 3



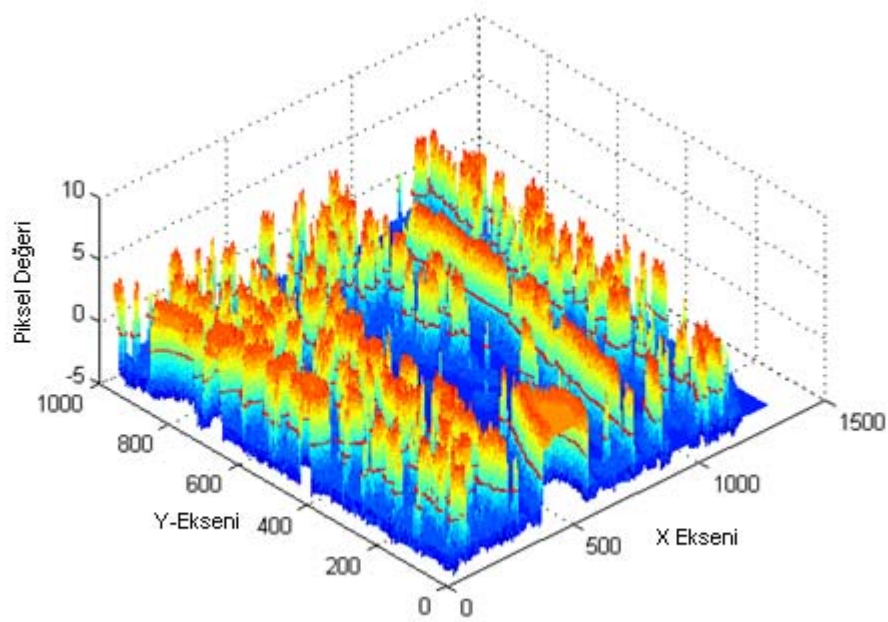
Resim 5.11. UBKLSM [33] Doku Segmentasyonu 3



Resim 5.12. Bulanık C-Mean Algoritması'nın Level Set Fonksiyonu Üzerindeki Gelişimine Göre Doku Segmentasyonu 3



Şekil 5.5. Level Set Fonksiyonunun Değeri İterasyon Sayısına Göre Değişimi 3



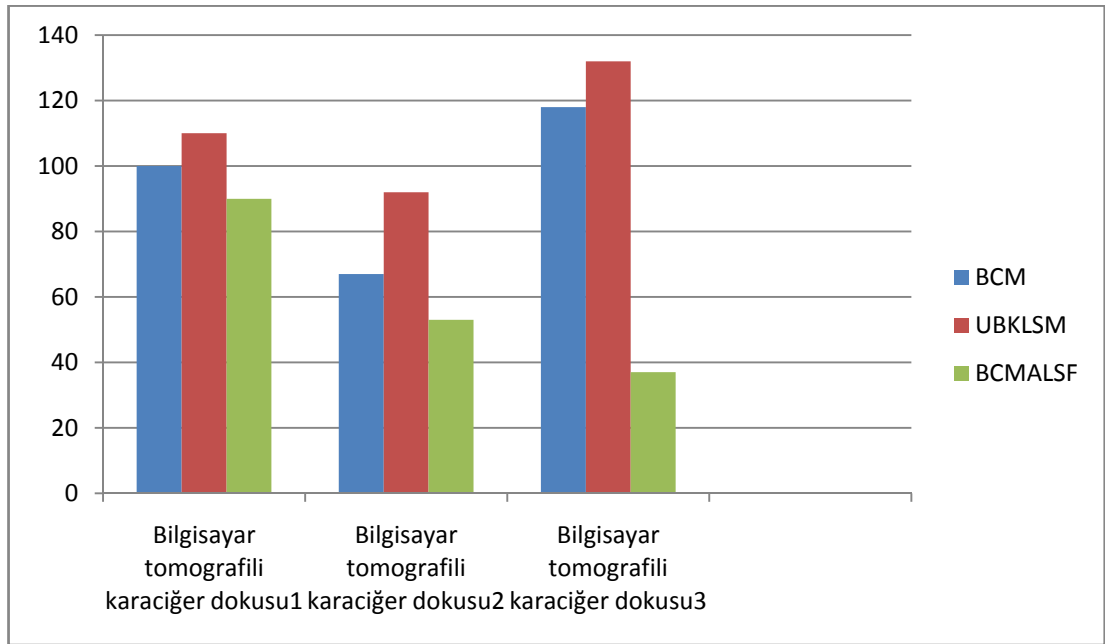
Şekil 5.6. Bulanık C-Mean Algoritması'nın Level Set Fonksiyonu Üzerindeki Gelişimi'ne Göre Anlık Çevre Değişimi 3

6. SONUÇ VE ÖNERİLER

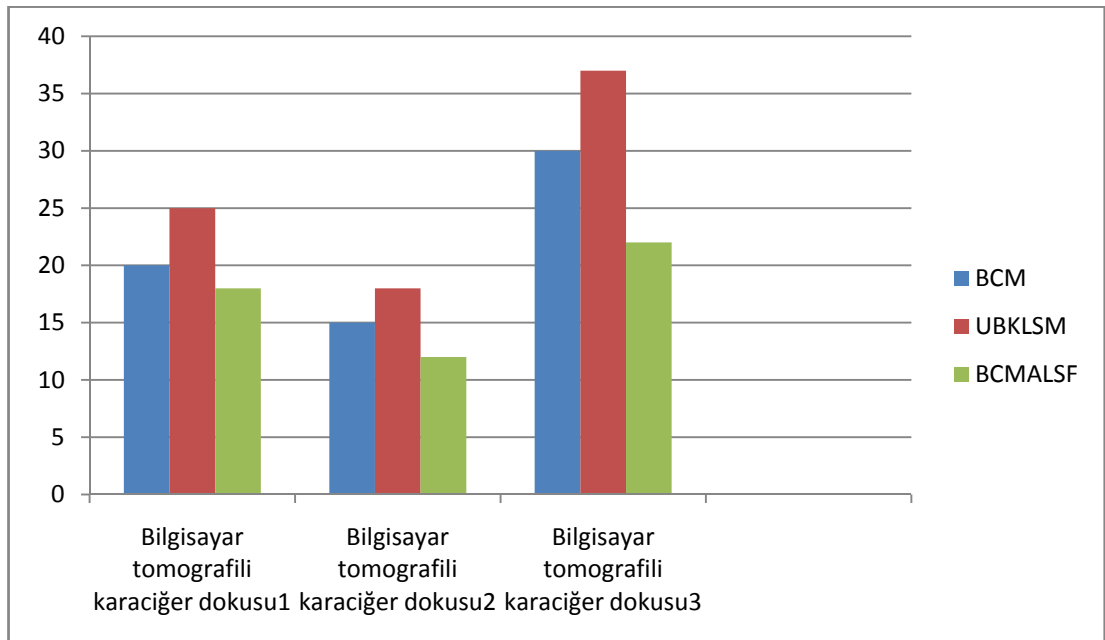
Deneysel sonuçlar Bing Nan Li ve arkadaşlarının [33] sonuçlarıyla ve BCM algoritmasına göre karşılaştırmıştır. Resimlerden de görüldüğü üzere tezde önerilen yaklaşım, Bing Nan Li ve arkadaşları [33] nin yaklaşımına kıyasla görsel kalite açısından daha iyi sonuçlar vermektedir.

Bu tezde Mesafe ayarlamalı Level Set Fonksiyonu'nun Geliştirilmiş Bulanık C-Mean Kümelendirme Metodu'yla bilgisayar tomografili karaciğer dokusu üzerinde segmentasyon uygulaması yapılmıştır.

Tezde amaçlanan metod geleneksel level set fonksiyonlarına göre daha kararlı iterasyon adımlarında ilerlediği (Şekil 5.1, Şekil 5.3, Şekil 5.5) görülmektedir. Mesafe ayarlamalı Level Set Fonksiyonu'nun Uzaysal Bulanık Kümelendirme Metodu, Bing Nan Li ve arkadaşlarının [33] metodu ve BCM algoritmasıyla karşılaştırıldığında daha yüksek hızda, daha az işleme zamanında ve daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür. Amaçladığımız metod da daha uzun zaman adımları kullanılmasına izin verdiğinden, daha az iterasyon sayısında level set fonksiyonu gelişimini tamamlamadığı Çizelge 6.1 de görülmektedir. Çizelge 6.1 incelendiğinde tezde amaçlanan metod, incelenen diğer metodlardan daha hızlı çalıştığı görülmektedir. Ayrıca hangi algoritmada kaç tane küme kullanıldığı da Çizelge 6.1 de gösterilmiştir. İterasyon sayısındaki değişimin daha rahat incelenebilmesi için kullanılan 3 yöntemle ait karşılaştırılma tablosu Şekil 6.1 deki gibidir. Zamana göre bu üç yöntemin karşılaştırılma tablosu ise Şekil 6.2 deki gibidir



Şekil 6.1. Kullanılan Metodlar İçin İterasyon Sayıları

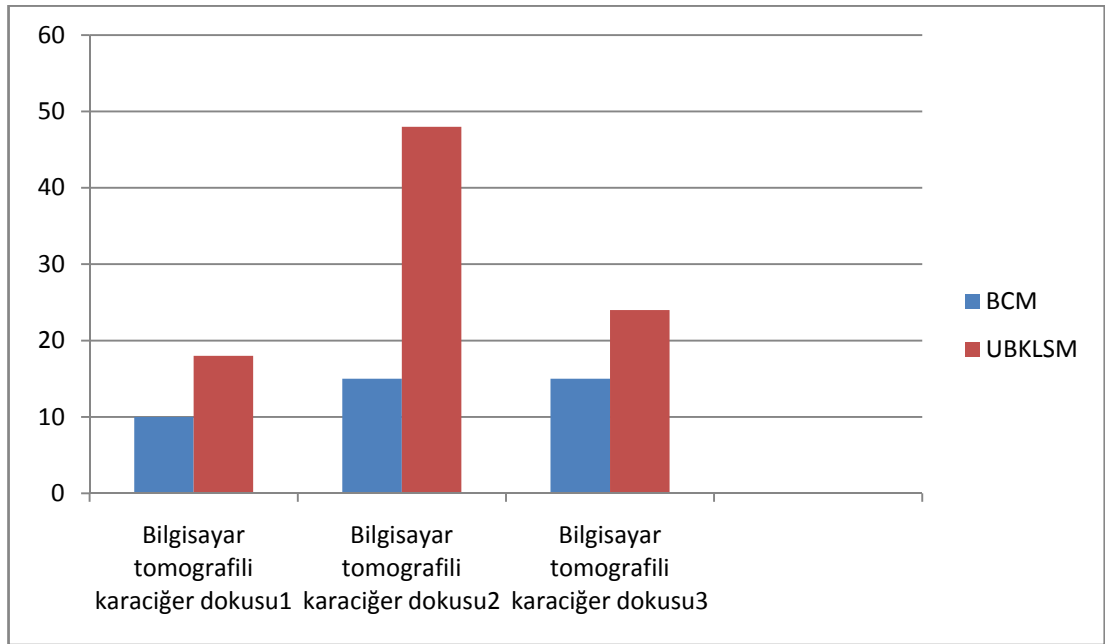


Şekil 6.2. Kullanılan Metodlar İçin Segmantasyon Süreleri (Sn)

Çizelge 6.1. Kullanılan Metodlar İçin İterasyon ve Çalışma Süreleri

Şekiller	Küme Sayısı	Kullanılan Metod	İterasyon Sayısı	Çalışma Süresi(sn)
Bilgisayar tomografili karaciğer dokusu1 (452*600 piksel) (Şekil5.1)	4	BCM	100	20
	4	UBKLSM	110	25
	4	BCMALSF	90	18
Bilgisayar tomografili karaciğer dokusu2 (200*413 piksel) (Şekil5.2)	3	BCM	67	15
	3	UBKLSM	92	18
	3	BCMALSF	53	12
Bilgisayar tomografili karaciğer dokusu3 (962*1261 piksel) (Şekil5.3)	5	BCM	118	30
	5	UBKLSM	132	37
	5	BCMALSF	100	22

Çizelge 6.2 incelendiğinde iterasyon sayısı Bulanık C-Mean Algoritması'na göre en az %10 en çok %15 azaldığı, Modifiye Edilmiş C-Mean Algoritması'na göre de en az %14 en çok %48 azaldığı görülmüştür. Ayrıca iterasyon sayısındaki azalma Şekil 6.3 de de görüldüğü gibi %50'lere yaklaşan iterasyon sayısında azalma olmaktadır. Bu da segmentasyon süresini oldukça azaltmaktadır.

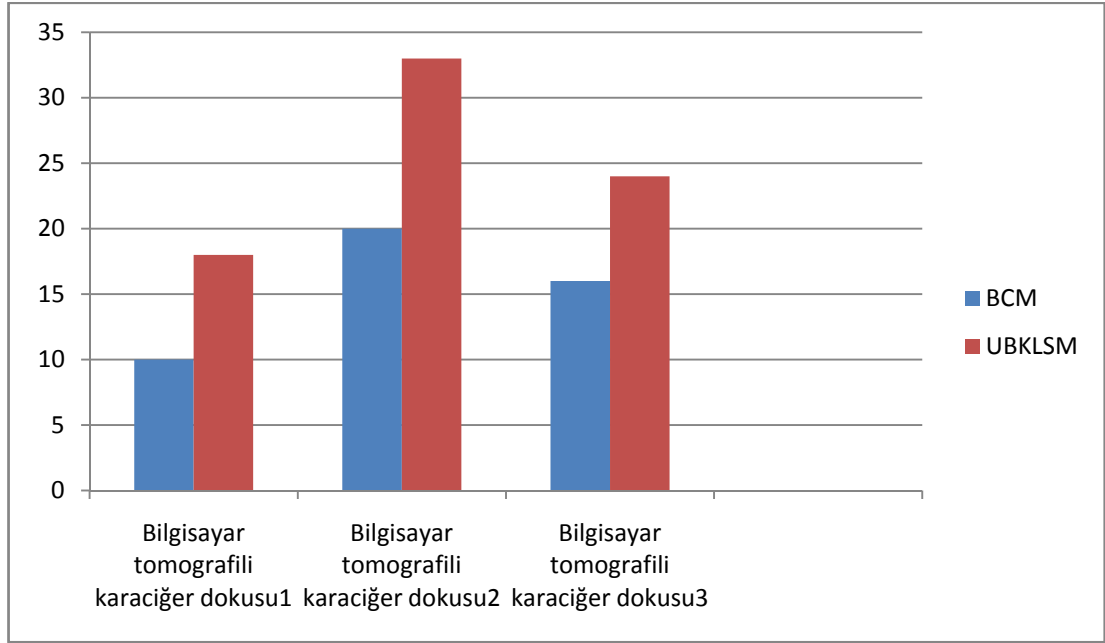


Şekil 6.3. Kullanılan Metodlar İçin İterasyon Sayısındaki Azalma Oranları

Çizelge 6.2. Kullanılan Metodlar İçin İterasyon Sayısındaki Azalmanın İncelenmesi

İterasyon Sayısı Oranları	BCM(%)	UBKLSM(%)
Bilgisayar tomografili karaciğer dokusu (452*600 piksel) (Şekil5.1)	10	18
Bilgisayar tomografili karaciğer dokusu (200*413 piksel) (Şekil5.2)	15	48
Bilgisayar tomografili karaciğer dokusu (962*1261 piksel) (Şekil5.3)	15	24

Çizelge 6.3 de segmentasyon süresi bakımından incelendiğinde, Bulanık C-Mean Algoritması'na göre en az %10 en çok %26, Modifiye Edilmiş C-Mean Algoritması'na göre de en az %28 en çok %41 kısa sürede segmentasyonun gerçekleştirildiği görülmektedir. Ayrıca bu değişim Şekil 6.4 de daha ayrıntılı olarak incelenebilmektedir.



Şekil 6.4. Kullanılan Metodlar İçin Segmantasyon Sürelerindeki Azalma Oranları

Çizelge 6.3. Kullanılan Metodlar İçin Çalışma Süresindeki Azalmanın İncelenmesi

Çalışma Süreleri Oranları	BCM(%)	UBKLSM(%)
Bilgisayar tomografili karaciğer dokusu (452*600 piksel) (Şekil5.1)	10	18
Bilgisayar tomografili karaciğer dokusu (200*413 piksel) (Şekil5.2)	20	33
Bilgisayar tomografili karaciğer dokusu (962*1261 piksel) (Şekil5.3)	16	40

Bu bağlamda, Mesafe ayarlamalı Level Set Fonksiyonu'nun Bulanık Kümelendirme Metodu, level set fonksiyonunun gelişimini kontrol altına almak için önemli bir metod olduğu görülmektedir. Ayrıca tezde önerilen metod geleneksel bulanık C-Mean metodlarından daha iyi segmentasyon sonuçları verdiği ve daha hızlı çalıştığı tespit edilmiştir.

Daha hızlı segmantasyon işleminde dolayı, yüksek hız gerektiren (özellikle savunma sanayisi uygulamalarında), görüntü işleme ve örüntü tanıma uygulamalarında tezde önerilen metodun kullanılması fayda sağlayacağı düşünülmektedir.

KAYNAKLAR

1. Osher, S., Sethian, J., "Fronts propagating with curvature-dependent speed: Algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations," *J. Comput. Phys.*, 79(1): 12–49, (1988).
2. Dervieux, A., Thomasset, F., "A finite element method for the simulation of Rayleigh-Taylor instability," *Lecture Notes Math.*, 771: 145–158, (1980).
3. Dervieux, A., Thomasset, F., "Multifluid incompressible flows by a finite element method," *Lecture Notes Phys.*, 141: 158–163, (1980).
4. Caselles, V., Catta, F., Coll, T., Dibos, F., "A geometric model for active contours in image processing," *Numer. Math.*, 66(1): 1–31, (1993).
5. Malladi, R., Sethian, J., Vemuri, B., "Shape modeling with front propagation: A level set approach," *IEEE Trans. Pattern. Anal. Mach. Intell.*, 17(2): 158–175, (1995).
6. Kass, M., Witkin, A., Terzopoulos, D., "Snakes: Active contour models," *Int. J. Comput. Vis.*, 1(4): 321–331, (1987).
7. Xu, C., Yezzi, A., Prince, J., "On the relationship between parametric and geometric active contours," *Proc. 34th Asilomar Conf. Signals, Syst., Comput.*, Pacific Grove, CA, 483–489 (2000).
8. Zhu, S., Yuille, A., "Region competition: Unifying snakes, region growing, and Bayes/MDL for multiband image segmentation," *IEEE Trans. Pattern. Anal. Mach. Intell.*, 18(9): 884–900, (1996).
9. Xu, C., Prince, J., "Snakes, shapes, and gradient vector flow," *IEEE Trans. Imag. Process.*, 7(3): 359–369, (1998).
10. Kichenassamy, S., Kumar, A., Olver, P., Tannenbaum, A., Yezzi, A., "Gradient flows and geometric active contour models," *Proc. 5th Int. Conf. Comput. Vis.*, 810–815, (1995).
11. Caselles, V., Kimmel, R., Sapiro, G., "Geodesic active contours," *Int. J. Comput. Vis.*, 22(1): 61–79 (1997).
12. Kimmel, R., Amir, A., Bruckstein, A., "Finding shortest paths on surfaces using level set propagation," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 17(6): 635–640, (1995).
13. Samson, C., Blanc-Feraud, A., Aubert, G., Zerubia, J., "A variational model for image classification and restoration," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 22(5): 460–472, (2000).

14. Paragios, N., Deriche, R., “Geodesic active contours and level sets for detection and tracking of moving objects,” *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 22(3): 266–280, (2000).
15. Chan, T., Vese, L., “Active contours without edges,” *IEEE Trans. Image Process.*, 10(2): 266–277, (2001).
16. Li, C., Kao, C., Gore, J., Ding, Z., “Minimization of region-scalable fitting energy for image segmentation,” *IEEE Trans. Image Process.*, 17(10): 1940–1949, (2008).
17. Cremers, D., “A multiphase levelset framework for variational motion segmentation,” *Scale Space Meth. Comput. Vis.*, 599–614, (2003).
18. Jin, H., Soatto, S., Yezzi, A., “Multi-view stereo reconstruction of dense shape and complex appearance,” *Int. J. Comput. Vis.*, 63(3): 175–189, (2005).
19. Sethian, J., “Level Set Methods and Fast Marching Methods,” Cambridge, U.K.: *Cambridge Univ. Press*, 271-291, (1999).
20. Osher, S., Fedkiw, R., “Level Set Methods and Dynamic Implicit Surfaces,” *New York: Springer-Verlag*, 1-23, (2002).
21. Sussman, M., Smereka, P., Osher, S., “A level set approach for computing solutions to incompressible two-phase flow,” *J. Comput. Phys.*, 114(1): 146–159, (1994).
22. Sussman, M., Fatemi, E., “An efficient, interface-preserving level set redistancing algorithm and its application to interfacial incompressible fluid flow,” *SIAM J. Sci. Comput.*, 20(4): 1165–1191, (1999).
23. Peng, D., Merriman, B., Osher, S., Zhao, H., Kang, M., “A PDE based fast local level set method,” *J. Comput. Phys.*, 155(2): 410–438, (1999).
24. Barles, G., Soner, H., Souganidis, P., “Front propagation and phase field theory,” *SIAM J. Control Optim.*, 31(2): 439–469, (1993).
25. Gomes, J., Faugeras, O., “Reconciling distance functions and level sets,” *J. Vis. Commun. Image Represent.*, 11(2): 209–223, (2000).
26. Weber, M., Blake, A., Cipolla, R., “Sparse finite elements for geodesic contours with level-sets,” *Proc. Eur. Conf. Comput. Vis.*, 391–404 (2004).

27. Li, C., Xu, C., Gui, C., Fox, M., “Level set evolution without re-initialization: A new variational formulation,” *Proc. IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit.*, 1: 430–436 (2005).
28. Aubert, G., Kornprobst, P., “Mathematical Problems in Image Processing: Partial Differential Equations and the Calculus of Variations,” *New York: Springer-Verlag*, 271-278, (2002).
29. Evans, L., “Partial Differential Equations. Providence,” *Amer.Math. Soc.*, 65-85, (1998).
30. Li, C., Xu, C., Gui, C., Fox, M., “Distance Regularized Level Set Evolution and Its Application to Image Segmentation” *IEEE Transactions ON Image Processing*, 19(12): 3243-3253, (2010).
31. Bezdek, J., Pal, S., “Fuzzy Models for Pattern Recognition”, *New York: IEEE Press*, 37-45, (1992).
32. Ahmed, M., Yamany, S., “A Modified Fuzzy C-Means Algorithm for Bias Field Estimation and Segmentation of MRI Data”, *IEEE Trans. On Medical Imaging*, 21(3): 193-199. (2002)
33. Li, B., Chui, C., Chang, S., Ong, S., “Integrating spatial fuzzy clustering with level set methods for automated medical image segmentation”, *Computers in Biology and Medicine*, 1–10 (2011)

ÖZGEÇMİŞ

Kişisel Bilgiler

Soyadı,Adı :KUTBAY Uğurhan
Uyruğu :T.C.
Doğum tarihi ve yeri :22.06.1985,ANKARA
Medeni hali :Bekar
Telefon :0(533)7366614
e-mail :ukutbay@gazi.edu.tr

Eğitim

Derece	Eğitim birimi	Mezuniyet tarihi
Lisans	Gazi Üniversitesi/Elektrik- Elektronik Mühendisliği Bölümü	2009
Lise	Malatya Anadolu Lisesi	2003

Yabancı Dil

İngilizce