

KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

NÖTROSOFİK YAKLAŞIM İLE GÖRÜNTÜ BÖLÜTLEME

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Matematik Mühendisi Sinem ÖZDEMİR

NİSAN 2018
TRABZON

**KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

NÖTROSOFİK YAKLAŞIM İLE GÖRÜNTÜ BÖLÜTLEME

Matematik Mühendisi Sinem ÖZDEMİR

**Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsünde
"YÜKSEK LİSANS (BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ)"
Unvanı Verilmesi İçin Kabul Edilen Tezdir.**

**Tezin Enstitüye Verildiği Tarih : 02.04.2018
Tezin Savunma Tarihi : 20.04.2018**

Tez Danışmanı: Doç. Dr. Bekir DİZDAROĞLU

Trabzon 2018

Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü
Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalında
Sinem ÖZDEMİR tarafından hazırlanan

NÖTROSOFİK YAKLAŞIM İLE GÖRÜNTÜ BÖLÜTLEME

**başlıklı bu çalışma, Enstitü Yönetim Kurulunun 19.12.2017 gün ve 1732 sayılı kararıyla
oluşturulan jüri tarafından yapılan sınavda**

YÜKSEK LİSANS TEZİ
olarak kabul edilmiştir.

Jüri Üyeleri

Başkan : Doç. Dr. Erdal KILIÇ
Üye : Doç. Dr. Bekir DİZDAROĞLU
Üye : Dr. Öğr. Üyesi Güzin ULUTAŞ

Prof. Dr. Sadettin KORKMAZ
Enstitü Müdürü

ÖNSÖZ

Görüntü bölütleme işlemi genellikle görüntü analizinin ilk aşamasını oluşturmaktadır. Nesne tanımadan tutunda hastalıkların teşhisine kadar birçok alanda kullanılan bölütleme işlemi, görüntü işleminin temel ve önemli bir basamağını oluşturmaktadır. Genel olarak gerçek dünya belirsizliklerden oluştuğu için önerilen nütrosifik yaklaşım ile görüntü bölütleme işleminde bu belirsizlik ifade edilmek istenmiştir. Ayrıca bulanık eşikleme yaklaşımı da kullanılarak bölütleme işlemi için doğru eşik belirlenmesi amaçlanmıştır. Gürültülü görüntüler üzerinde yerel olmayan yayılım yöntemi de kullanılarak yapılan bölütleme işlemi sonuçları Kappa katsayısı ve doğruluk ve hassalık açısından değerlendirilmiştir.

Çalışmalarım süresince bilgi, görüş ve önerileriyle bana yardımcı olan çok değerli danışman hocam Sayın Doç. Dr. Bekir DİZDAROĞLU'na teşekkürlerimi bir borç bilirim ve şükranlarımı sunarım.

Hayatım boyunca en büyük desteğim olan bu desteğini yüksek lisans eğitimim sürecinde de devam ettiren başta annem Güner ÖZDEMİR olmak üzere tüm aileme teşekkür eder şükranlarımı ve saygılarımı sunarım.

Sinem ÖZDEMİR

Trabzon 2018

TEZ ETİK BEYANNAMESİ

Yüksek Lisans Tezi olarak sunduğum “Nötrosifik Yaklaşım ile Görüntü Bölütleme” başlıklı bu çalışmayı baştan sona kadar danışmanım Doç. Dr. Bekir DİZDAROĞLU’ nun sorumluluğunda tamamladığımı, verileri/örnekleri kendim topladığımı, deneyleri/analizleri ilgili laboratuvarlarda yaptığımı/yaptırdığımı, başka kaynaklardan aldığım bilgileri metinde ve kaynakçada eksiksiz olarak gösterdiğimi, çalışma sürecinde bilimsel araştırma ve etik kurallara uygun olarak davrandığımı ve aksinin ortaya çıkması durumunda her türlü yasal sonucu kabul ettiğimi beyan ederim. 20/04/2018

Sinem ÖZDEMİR

İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa No</u>
ÖNSÖZ	III
TEZ ETİK BEYANNAMESİ.....	IV
İÇİNDEKİLER.....	V
ÖZET	VII
SUMMARY	VIII
ŞEKİLLER DİZİNİ	IX
TABLolar DİZİNİ.....	XIII
SEMBOLLER DİZİNİ	XV
1. GENEL BİLGİLER	1
1.1. Giriş.....	1
1.2. İmge Bölütleme.....	2
1.3. Görüntü Bölütleme İşleminin Özellikleri	2
1.4. Görüntü Bölütleme Stratejileri.....	3
1.5. Kenar Belirleme	3
1.5.1. Türev Almaya Dayalı Kenar Belirleme Yöntemleri.....	4
1.5.1.1. Gradyan Tabanlı Yöntemler.....	5
1.5.1.1.1. Sobel Kenar Belirleme Yöntemi	7
1.5.1.1.2. Prewitt Kenar Belirleme Yöntemi	8
1.5.1.2. Laplasyen Tabanlı Yöntemler	9
1.6. Bölge Bölütleme	11
1.6.1. Eşikleme.....	11
1.6.2. Bölge Büyütme	12
1.6.3. Bölme ve Birleştirme	12
1.6.4. Düzey Küme Yöntemi	12
1.6.4.1. Düzey Kümeleriyle İmge Bölütleme	13
1.6.4.1.1. Düzey Küme Gösterimi ve Denklemler.....	14
1.6.4.1.2. Bölge Tabanlı Düzey Küme Bölütleme Yaklaşımı	15
1.6.4.1.3. Uzaklığı Düzenlenmiş Düzey Kümeleri	17
1.6.4.1.4. Uzaklık Düzenleştirme Enerji Fonksiyonu.....	18

1.6.4.1.5. Enerji Minimizasyonu İçin Gradyan Akışı	19
1.6.4.1.6. Uzaklık Düzenlileştirilmesi İçin İki Kuyulu Potansiyel Fonksiyon	20
1.7. Görüntü Bölütlemeye Kullanılan Değerlendirme Kriterleri	22
1.7.1. Kappa Katsayısı	22
1.7.2. Doğruluk	23
1.7.3. Hassaslık	23
1.8. Bulanık Mantık	24
1.8.1. Bulanık Mantık Avantajları ve Dezavantajları	25
1.8.2. Bulanık Üyelik Fonksiyonlar	25
1.8.2.1. Sigmoid Üyelik Fonksiyonu	26
1.8.2.2. Gamma Üyelik Fonksiyonu	27
1.9. Nötrosifik Mantık.....	30
1.9.1. Nötrosifik Dağıntı	31
1.9.2. Bulanık Eşikleme	32
1.9.3. Bulanık İraksay	32
1.10. Gürültü Tanımı ve Gürültü Çeşitleri.....	34
1.10.1. Gauss Gürültüsü.....	35
1.10.2. Yerel Olmayan Yayınım	36
2. YAPILAN ÇALIŞMALAR, BULGULAR VE İRDELEME.....	38
2.1. Literatür Taraması.....	38
2.2. Önerilen Yöntem.....	40
2.2.1. Yapılan Deneysel Çalışmalar.....	46
3. SONUÇLAR VE TARTIŞMA	72
4. ÖNERİLER.....	73
5. KAYNAKLAR	74
ÖZGEÇMİŞ.....	77

Yüksek Lisans Tezi

ÖZET

NÖTROSOFİK YAKLAŞIM İLE GÖRÜNTÜ BÖLÜTLEME

Sinem ÖZDEMİR

Karadeniz Teknik Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı
Danışman: Doç. Dr. Bekir DİZDAROĞLU
2018, 76 Sayfa

Yapılan çalışmada görüntü bölütleme işlemi için nötrosofik yaklaşım ve bulanık eşikleme yöntemi birlikte kullanılarak sonuçlar nitelik ve nicelik açısından değerlendirilmiştir. Önerilen yöntem, gölgelerin nesne olarak algılanması dışında, nesne sınırlarını daha iyi belirleyebilmiştir. Bölütleme işleminde, üretilen sonuçlar kesin referans görüntüsüne yakındır. Deneysel sonuçlar kısmında belirtilen yöntemlerle kıyaslanarak kenar belirleme ve nesnelerin bulunmasında başarılı sonuçlar elde edilmiştir. Ayrıca görüntüdeki gürültüler yerel olmayan yayılım yöntemi ile azaltılarak bölütleme işlemi gerçekleştirilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Nötrosofik Yaklaşım, Görüntü Bölütleme, Bulanık Eşikleme, Yerel Olmayan Yayılım Yöntemi

Master Thesis

SUMMARY

IMAGE SEGMENTATION WITH NEUTROSOPHIC APPROACH

Sinem ÖZDEMİR

Karadeniz Technical University
The Graduate School of Natural and Applied Sciences
Computer Engineering Graduate Program
Supervisor: Doç. Dr. Bekir DİZDAROĞLU

2018, 76 Pages,

Neutrosopic approach and fuzzy thresholding method are used together for image segmentation in the study, and the results are evaluated in terms of quality and quantity. The proposed method is able to better determine object boundaries, except that shadows are perceived as objects. In the segmentation process, generated results are close to the original reference image. Compared with the methods mentioned in the experimental results section, successful results are obtained in the detection of edges and objects. In addition, the noise is reduced by the non-local diffusion method in the image after that the segmentation process is performed on it.

Key Words: Neutrosophic Approach, Image Segmentation, Thresholding, Non-local Diffusion Method

ŞEKİLLER DİZİNİ

Sayfa No

Şekil 1.1. Türev operatörleri ile kenar belirleme: (a) Koyu arka plan üzerindeki beyaz bant görüntüsü; (b) Açık arka plan üzerindeki siyah bant görüntüsü. Bu görüntülere ilişkin 1-boyutlu çizimler ve bu çizimlerin birinci ve ikinci mertebeden türevleri.	5
Şekil 1.2. 1-boyutlu kenar belirleme sisteminin blok diyagramı.....	6
Şekil 1.3. 2-boyutlu kenar belirleme sisteminin blok diyagramı.....	7
Şekil 1.4. Sobel katlama matrisleri.....	8
Şekil 1.5. Prewitt katlama matrisleri	8
Şekil 1.6. Laplasyen hesabı için kullanılan süzgecin elde edilmesi.....	9
Şekil 1.7. Çok sayıda yapay kenarın oluşmasını engelleyen Laplasyen tabanlı kenar belirleme sistemi	10
Şekil 1.8. Serbest bir sınırın (mavi katı çizgi) iki uzamsal boyutta düzlemsel olarak temsil edilmesi, normal yönüne doğru hareket ettirilmesi ve sonraki değişiklikler otomatik olarak ele alınan topoloji.....	13
Şekil 1.9. Düzey kümeleri yaklaşımı ile görüntü bölütleme.....	14
Şekil 1.10. Yüzey üzerinde hız gösterimi.....	14
Şekil 1.11. Düzey küme fonksiyonunun farklı iterasyon değerlerine ait görsel sonuçları, (a) LSF başlatımlama, (b) 8. İterasyona, (c) 14. İterasyona, (d) 20. İterasyona ait görsel sonuçlar	22
Şekil 1.12. Doğruluk ve hassaslık.....	24
Şekil 1.13. Bulanık küme üyelik fonksiyonları: tip-1 sigmoid üyelik fonksiyonu (SÜF) ve (a) tip-2 sigmoid üyelik fonksiyonu (b)	26
Şekil 1.14. C'nin 30 olması durumunda A'nın değişken olmasına bağlı olarak elde edilen şekiller	27
Şekil 1.15. A'nın 0.1 olması durumunda C'ye bağlı olarak elde edilen şekiller.....	27
Şekil 1.16. Gürültüsüz Lena görüntüsünün T, F alanları, (a) gürültüsüz Lena görüntüsü, (b) gürültüsüz Lena görüntüsünün T alanı, (c) gürültüsüz Lena görüntüsünün F alanı, (d) gürültülü Lena görüntüsü, (e) gürültülü Lena görüntüsünün T alanı, (c) gürültülü Lena görüntüsünün F alanı.....	31

Şekil 1.17. Nötrosofik görüntünün T alanları: a) gürültüsüz görüntünün 250. satırına ait işaret ve b) gürültülü görüntünün 250. satırına ait işaret	31
Şekil 1.18. Gürültüsüz görüntü (a), Gauss gürültüsü eklenmiş görüntü (b).....	36
Şekil 1.19. Gauss gürültüsünün dağılım eğrisi.....	36
Şekil 2.1. Coins görüntüsü, (a) T alanı, (b) F alanı.....	42
Şekil 2.2. İyileştirilmiş, (a) T alanı, (b) F alanı.....	43
Şekil 2.3. (a) Homojenlik görüntüsü, (b) belirsizlik görüntüsü.....	44
Şekil 2.4. (a) Nesne, (b) kenar (c) arka plan görüntüleri.....	45
Şekil 2.5. İkili kenar görüntüsü.....	46
Şekil 2.6. Çalışmada kullanılan test görüntüleri.....	47
Şekil 2.7. Kesin referans görüntüleri.....	48
Şekil 2.8. Önerilen yöntemin diğer yöntemler ile kıyaslanması, (a) Orijinal sığır görüntüsü, (b) kesin referans, (c) düzey küme yöntemi, (d) bulanık dağıntı tabanlı eşikleme yöntemi, (e) uzaklık düzey küme yöntemi, (f) önerilen yöntemeye ait görsel sonuçlar	49
Şekil 2.9. Önerilen yöntemin diğer yöntemler ile kıyaslanması, (a) Orijinal balon görüntüsü,(b) kesin referans, (c) RLSE yöntemi, (d) bulanık dağıntı tabanlı eşikleme yöntemi, (e) DRLSE yöntemi, (f) önerilen yöntemeye ait görsel sonuçlar.....	50
Şekil 2.10. Önerilen yöntemin diğer yöntemler ile kıyaslanması, (a) gürültülü balon görüntüsü, (b) kesin referans, (c) RLSE yöntemi, (d) bulanık dağıntı tabanlı eşikleme yöntemi, (e) DRLSE yöntemi, (f) önerilen yöntemeye ait görsel sonuçlar	51
Şekil 2.11. Önerilen yöntemin diğer yöntemler ile kıyaslanması, (a) yerel olmayan yayılım yöntemi ile gürültüsü azaltılmış olan balon görüntüsü, (b) kesin referans, (c) RLSE yöntemi, (d) bulanık dağıntı tabanlı eşikleme yöntemi, (e) DRLSE yöntemi, (f) önerilen yöntemeye ait görsel sonuçlar.....	52
Şekil 2.12. Önerilen yöntemin diğer yöntemler ile kıyaslanması, (a) Orijinal koyun görüntüsü, (b) kesin referans, (c) RLSE yöntemi, (d) bulanık dağıntı tabanlı eşikleme yöntemi, (e) DRLSE yöntemi, (f) önerilen yöntemeye ait görsel sonuçlar.....	53
Şekil 2.13. Önerilen yöntemin diğer yöntemler ile kıyaslanması, (a) gürültülü koyun görüntüsü, (b) kesin referans, (c) RLSE yöntemi, (d) bulanık dağıntı tabanlı	

- eşikleme yöntemi, (e) DRLSE yöntemi, (f) önerilen yönteme ait görsel sonuçlar54
- Şekil 2.14. Önerilen yöntemin diğer yöntemler ile kıyaslanması, (a) yerel olmayan yayılım yöntemi ile gürültüsü azaltılmış olan koyun görüntüsü, (b) kesin referans, (c) RLSE yöntemi, (d) bulanık dağıntı tabanlı eşikleme yöntemi, (e) DRLSE yöntemi, (f) önerilen yönteme ait görsel sonuçlar..... 55
- Şekil 2.15. Önerilen yöntemin diğer yöntemler ile kıyaslanması, (a) gürültüsüz ördek görüntüsü, (b) kesin referans, (c) RLSE yöntemi, (d) bulanık dağıntı tabanlı eşikleme yöntemi, (e) DRLSE yöntemi, (f) önerilen yönteme ait görsel sonuçlar.....56
- Şekil 2.16. Önerilen yöntemin diğer yöntemler ile kıyaslanması, (a) gürültülü ördek görüntüsü, (b) kesin referans, (c) RLSE yöntemi, (d) bulanık dağıntı tabanlı eşikleme yöntemi, (e) DRLSE yöntemi, (f) önerilen yönteme ait görsel sonuçlar.....57
- Şekil 2.17. Önerilen yöntemin diğer yöntemler ile kıyaslanması, (a) gürültüsü yerel olmayan yayılım yöntemi ile azaltılmış ördek görüntüsü, (b) kesin referans, (c) RLSE yöntemi, (d) bulanık dağıntı tabanlı eşikleme yöntemi, (e) DRLSE yöntemi, (f) önerilen yönteme ait görsel sonuçlar.....58
- Şekil 2.18. Önerilen yöntemin diğer yöntemler ile kıyaslanması, (a) gürültüsüz hayvanlar görüntüsü, (b) kesin referans, (c) RLSE, (d) bulanık dağıntı tabanlı eşikleme yöntemi, (e) DRLSE yöntemi, (f) önerilen yönteme ait görsel sonuçlar.....59
- Şekil 2.19. Önerilen yöntemin diğer yöntemler ile kıyaslanması, (a) gürültülü hayvanlar görüntüsü, (b) kesin referans, (c) RLSE yöntemi, (d) bulanık dağıntı tabanlı eşikleme yöntemi, (e) DRLSE yöntemi, (f) önerilen yönteme ait görsel sonuçlar.....60
- Şekil 2.20. Önerilen yöntemin diğer yöntemler ile kıyaslanması, (a) gürültüsü yerel olmayan yayılım yöntemi ile azaltılmış hayvanlar görüntüsü, (b) kesin referans, (c) RLSE yöntemi, (d) bulanık dağıntı tabanlı eşikleme yöntemi, (e) DRLSE yöntemi, (f) önerilen yönteme ait görsel sonuçlar.....61
- Şekil 2.21. Önerilen yöntemin diğer yöntemler ile kıyaslanması, (a) hayvan görüntüsü, (b) kesin referans, (c) RLSE yöntemi, (d) bulanık dağıntı tabanlı eşikleme yöntemi, (e) DRLSE yöntemi, (f) önerilen yönteme ait görsel sonuçlar.....62
- Şekil 2.22. Önerilen yöntemin diğer yöntemler ile kıyaslanması, (a) balıklar görüntüsü, (b) kesin referans, (c) RLSE yöntemi, (d) bulanık dağıntı tabanlı eşikleme yöntemi, (e) DRLSE yöntemi, (f) önerilen yönteme ait görsel sonuçlar.....63

- Şekil 2.23. Önerilen yöntemin diğer yöntemler ile kıyaslanması, (a) kozalak görüntüsü, (b) kesin referans, (c) RLSE yöntemi, (d) bulanık dağıntı tabanlı eşikleme yöntemi, (e) DRLSE yöntemi, (f) önerilen yönteme ait görsel sonuçlar.....64
- Şekil 2.24 Önerilen yöntemin diğer yöntemler ile kıyaslanması, (a) kuş görüntüsü, (b) kesin referans, (c) RLSE yöntemi, (d) bulanık dağıntı tabanlı eşikleme yöntemi, (e) DRLSE yöntemi, (f) önerilen yönteme ait görsel sonuçlar.....65
- Şekil 2.25 Önerilen yöntemin diğer yöntemler ile kıyaslanması, (a) ördekler görüntüsü, (b) kesin referans, (c) RLSE yöntemi, (d) bulanık dağıntı tabanlı eşikleme yöntemi, (e) DRLSE yöntemi, (f) önerilen yönteme ait görsel sonuçlar.....66
- Şekil 2.26. Önerilen yöntemin diğer yöntemler ile kıyaslanması, (a) süpürge görüntüsü, (b) kesin referans, (c) RLSE yöntemi, (d) bulanık dağıntı tabanlı eşikleme yöntemi, (e) DRLSE yöntemi, (f) önerilen yönteme ait görsel sonuçlar67
- Şekil 2.27. Önerilen yöntemin diğer yöntemler ile kıyaslanması, (a) orijinal beyin görüntüsü, (b) önerilen yöntem, (c) bulanık dağıntı tabanlı eşikleme yöntemi, (d) RLSE yöntemi, (e) DRLSE yöntemlerine ait görsel sonuçlar.....68
- Şekil 2.28. Önerilen yöntemin diğer yöntemler ile kıyaslanması, (a) orijinal kalp görüntüsü, (b) önerilen yöntem, (c) bulanık dağıntı tabanlı eşikleme yöntemi, (d) RLSE, (e) DRLSE yöntemlerine ait görsel sonuçlar.....69
- Şekil 2.29. Önerilen yöntemin diğer yöntemler ile kıyaslanması, (a) Orijinal madeni para görüntüsü, (b) gürültülü madeni para görüntüsü, (c)gürültüsü yerel olmayan yayılım yöntemi ile azaltılmış madeni para görüntüsü, (d) Orijinal görüntü üzerinde önerilen yönteme, (e) gürültülü görüntü üzerinde önerilen yönteme, (f) gürültü azaltılmış görüntü üzerinde önerilen yönteme, (g) Orijinal görüntü üzerinde sobel yöntemine (h) gürültülü görüntü üzerinde sobel yöntemine, (ı) gürültü azaltılmış görüntü üzerinde sobel yöntemine ait görsel sonuçlar.....70
- Şekil 2.30. Önerilen yöntemin diğer yöntemler ile kıyaslanması, (a) orijinal Amerikan Kongre Binası görüntüsü, (b) gürültülü Amerikan Kongre Binası görüntüsü (c) gürültüsü yerel olmayan yayılım yöntemi ile azaltılmış Amerikan Kongre Binası görüntüsü, (d) Orijinal görüntü üzerinde önerilen yönteme, (e) gürültülü görüntü üzerinde önerilen yönteme, (f) gürültü azaltılmış görüntü üzerinde önerilen yönteme, (g) Orijinal görüntü üzerinde sobel yöntemine (h) gürültülü görüntü üzerinde sobel yöntemine, (ı) gürültü azaltılmış görüntü üzerinde sobel yöntemine, yöntemine ait görsel sonuçlar.....71

TABLolar DİZİNİ

	<u>Sayfa No</u>
Tablo 1.1. Kappa katsayısı hesaplanma mantığı.....	23
Tablo 1.2. Kappa katsayısı değerlendirilmesi.....	23
Tablo 1.3. Bulanık mantık ve klasik mantık arasındaki farklar.....	24
Tablo 2.1. Test görüntüleri kullanılarak kıyaslama yapılan yöntemler için ortalama doğruluk ortalama Kappa katsayısı ve ortalama hassaslığa ait sonuçlar.....	48
Tablo 2.2. Sığır görüntüsü için kıyaslama yapılan yöntemler için doğruluk ve Kappa katsayısı ve hassaslık ait sonuçlar.....	49
Tablo 2.3. Kıyaslama yapılan yöntemler için gürültüsüz görüntü üzerinde elde edilmiş olan doğruluk ve Kappa katsayısı, hassaslık değerine ait sonuçlar.....	50
Tablo 2.4. Kıyaslama yapılan yöntemler için standart sapması 30 olan gürültü eklenmiş görüntüden elde edilmiş olan doğruluk ve Kappa katsayısı, hassaslık değerlerine ait sonuçlar.....	51
Tablo 2.5. Kıyaslama yapılan yöntemler için gürültüsü yerel olmayan yayılım yöntemi ile azaltılmış görüntüler üzerinde elde edilmiş olan doğruluk, Kappa katsayısı ve hassaslığa ait sonuçlar.....	52
Tablo 2.6. Kıyaslama yapılan yöntemler için gürültüsüz koyun görüntüsü üzerinde elde edilmiş olan doğruluk ve Kappa katsayısı ve hassaslığa ait sonuçlar.....	53
Tablo 2.7. Kıyaslama yapılan yöntemler için gürültülü koyun görüntüsü üzerinde elde edilmiş olan doğruluk ve Kappa katsayısı, hassaslık değerlerine ait sonuçlar.....	54
Tablo 2.8. Kıyaslama yapılan yöntemler ile gürültüsü yerel olmayan yayılım yöntemi ile azaltılmış koyun görüntüsü üzerinde elde edilmiş olan doğruluk ve Kappa katsayısı ve hassaslığa ait sonuçlar.....	55
Tablo 2.9. Kıyaslama yapılan yöntemler koyun görüntüsü üzerinde elde edilmiş olan doğruluk, Kappa katsayısı ve hassaslık ait sonuçlar.....	56
Tablo 2.10. Kıyaslama yapılan yöntemler için gürültülü ördek görüntüsü üzerinde elde edilmiş olan doğruluk, Kappa katsayısı, hassaslığa ait sonuçlar.....	57
Tablo 2.11. Kıyaslama yapılan yöntemler için gürültüsü yerel olmayan yayılım ile azaltılmış ördek görüntüsü üzerinde elde edilmiş olan doğruluk ve Kappa katsayısı ve hassaslığa ait sonuçlar.....	58
Tablo 2.12. Kıyaslama yapılan yöntemler için gürültüsüz hayvanlar görüntüsü üzerinde elde edilmiş olan doğruluk, Kappa katsayısı ve hassaslığa ait sonuçlar.....	59

Tablo 2.13. Kıyaslama yapılan yöntemler için gürültülü hayvanlar görüntüsü üzerinde elde edilmiş olan doğruluk , Kappa katsayısı ve hassaslığa ait sonuçlar.....	60
Tablo 2.14. Kıyaslama yapılan yöntemler için gürültüsü yerel olmayan yanım yöntemi ile azaltılmış hayvanlar görüntüsü üzerinde elde edilmiş olan doğruluk ve Kappa katsayısına ait sonuçlar.....	61
Tablo 2.15. Kıyaslama yapılan yöntemler için hayvan görüntüsü üzerinde elde edilmiş olan doğruluk, Kappa katsayısı ve hassaslığa ait sonuçlar.....	62
Tablo 2.16. Kıyaslama yapılan yöntemler için balıklar görüntüsü üzerinde elde edilmiş olan doğruluk, Kappa katsayısı ve hassaslığa ait sonuçlar.....	63
Tablo 2.17. Kıyaslama yapılan yöntemler için hayvan görüntüsü üzerinde elde edilmiş olan doğruluk, Kappa katsayısı ve hassaslığa ait sonuçlar.....	64
Tablo 2.18. Kıyaslama yapılan yöntemler için kuş görüntüsü üzerinde elde edilmiş olan doğruluk, Kappa katsayısı ve hassaslığa ait sonuçlar.....	65
Tablo 2.19. Kıyaslama yapılan yöntemler için ördekler görüntüsü üzerinde elde edilmiş olan doğruluk, Kappa katsayısı ve hassaslığa ait sonuçlar.....	66
Tablo 2.20. Kıyaslama yapılan yöntemler için süpürge görüntüsü üzerinde elde edilmiş olan doğruluk, Kappa katsayısı ve hassaslığa ait sonuçlar.....	67

SEMBOLLER DİZİNİ

DRLSE: Uzaklığı düzenleniştirilmiř düzey kümesi

F: Hata

I: Belirsizlik

RLSE: Bölge Tabanlı Düzey küme

SÜF: Sigmoid Üyelik Fonksiyonu

T: Doğruluk



1. GENEL BİLGİLER

1.1. Giriş

Görüntü bölütleme, genellikle görüntü analizinin ilk aşamasını oluşturur ve nesne çıkarma ve tanıma gibi alanlarda kullanılır. Görüntü bölütleme her biri birbirinden farklı özellikler içeren bölgeleri ayırmak olarak açıklanabilir. Bu özellikler örneğin, görüntü içerisindeki benzer parlaklıklar olabilir ve bu parlaklıklar ilgili görüntünün farklı bölgelerindeki nesnelere temsil edebilir. Görüntüde aynı parlaklık değerine sahip nesnelere belirlenmesi sınıflandırma ve tanılama amacı için kullanılabilir. Bununla birlikte tüm görüntülere uygulanabilecek genel bir bölütleme yöntemi yoktur. Başka bir deyişle, görüntü iyileştirme ve onarma problemlerinde olduğu gibi görüntü bölütleme için kullanılan yöntemlerin sonuçları da görüntüden görüntüye değişmektedir.

Genel olarak gri seviyeli görüntülerde bölütleme işlemi gerçekleştirilirken gri seviye değerlerinin iki özelliği olan süreksizlik ve benzerlikten yararlanır. Gri seviye değerlerinin benzerlik ve farklılığına dayanan yöntemler hem durağan hem de dinamik yani zamanla değişen görüntülere uygulanabilir [1].

Bölütleme yöntemlerinde karşılaşılan zorlukları şöyle sıralanabilir. Homojen olmayan ışıklandırma, çevreyi kontrol edememe, nesnenin yetersiz modeli, gürültü gibi [1].

Bölütleme yöntemlerini bağlamsal olan ve bağlamsal olmayan yöntemler olarak ikiye ayırabiliriz. Bağlamsal olmayan yöntemler görüntüdeki bölgesel özellikleri dikkate alınmaz. Piksellerin birbirleriyle olan ilişkileri göz ardı eder. Sadece piksellerin gri seviye değerleri gibi genel özelliklerinin dikkate alır. Bağlamsal yöntemlerde ise piksel ilişkileri dikkate alınarak gruplama işlemi yapılır. Böylece hem gri seviye değeri gibi genel bilgiler hem de piksellerin yan yana olması gibi yerel bilgiler kullanılarak gruplama işlemi gerçekleştirilir. [1].

1.2. İmge Bölütleme

Genellikle görüntü analizinin ilk aşaması olan bölütleme, görüntüyü her biri içerisinde farklı özelliklerin tutulduğu anlamlı bölgelere ayırmak olarak tanımlanabilir. Örneğin görüntü içerisinde benzer parlaklık değerlerine sahip olan nesnelere görüntünün farklı bölgelerinde olabilir.

Unutulmamalıdır ki, tüm görüntülere uygulanabilecek genel bir bölütleme yöntemi yoktur ve hiçbir bölütleme yöntemi mükemmel olarak çalışmaz. Görüntü iyileştirme ve onarma yöntemlerinde karşılaşılan problemlerde olduğu gibi, farklı bölütleme yöntemlerinde de başarı sonuçları görüntüden görüntüye ve uygulamaya bağlı olarak değişebilmektedir [1].

Genel olarak gri seviye görüntüler için bölütleme algoritmaları gri seviye değerlerinin iki temel özelliği olan gri seviye değerlerinin süreksizliği ya da gri seviye değerlerinin benzerliğine bağlı olarak tanımlanır [2].

Gri seviye değerlerinin süreksizliğine göre görüntü bölütleme işlemi, görüntünün gri seviyelerindeki ani değişime bağlı olarak yapılır. Bu işlem görüntüdeki ayrıt ve kenarların belirlenmesini sağlar [2].

Gri seviye değerlerinin benzerliğine göre görüntü bölütleme işlemi bölge bölütlemesi olarak adlandırılır. Eşikleme, büyütme ve yarma-kaynaştırma işlemlerine dayalı olarak gerçekleştirilir. Piksellerin gri seviye değerlerindeki benzerlik ve farklılığa dayalı olarak görüntünün bölütlenmesi durağan ve dinamik görüntülere uygulanabilir [2].

1.3. Görüntü Bölütleme İşleminin Özellikleri

Görüntü bölütleme; R bölgesini R_1, R_2, \dots, R_n bölgelerine ayırma işlemidir.

Eşitlik (1.1)' de görüldüğü gibi R bölgesi, bölütleme işlemi sonucu oluşturulan bölütlerin birleşiminden oluşmaktadır.

$$\bigcup_{i=1}^n R_i \quad (1.1)$$

Görüntü bölütleme işleminin özellikleri aşağıdaki şekilde sıralanabilir.

1. Her bölge tekdüzedir.
2. Bölgeler çakışmaz.

$$R_i \cap R_j = \emptyset, \forall i \neq j \quad (1.2)$$

3. Aynı bölgeyi oluşturan pikseller ortak özelliğe sahiptir.

$$P(R_i) = \text{doğru} \quad (1.3)$$

4. Komşu bölgelerin farklı özellikleri vardır.

$$P(R_i) \neq P(R_j), \forall R_i, R_j \text{ komşudur [2].}$$

1.4. Görüntü Bölütleme Stratejileri

Görüntü bölütleme işlemini kenar tabanlı ve bölge tabanlı yöntemler olarak ikiye ayırılır. Kenar tabanlı yöntemler farklı nesnelere kenar vasıtasıyla ayırır. Gri seviye gradyanlar tanımlanarak bölütleme yapılır. Aynı yöntem farklı renk kanallarına da uygulanabilir [2].

Bölge tabanlı yöntemlerde ise farklı nesnelere farklı tip algısal sınırlarla bölünür, örneğin komşuluk özellikleri gibi. Genellikle doku tabanlıdır. Sınıf tanımlama ve oluşturma için kullanılırlar.

1.5. Kenar Belirleme

Kenar görüntünün fiziksel görünüşünde oluşan önemli değişimdir. Bu değişim parlaklık renk ya da doku olabilir. Görüntünün parlaklık değeri göz önüne alınarak işlem yapıldığında görüntünün gri seviyelerindeki ani değişikliğin olduğu bölgelere kenar denir.

Görüntüde kenar belirleme birçok durumda faydalıdır. Örneğin, nesne tanıma işleminde temel adım görüntüyü farklı nesnelere karşılık düşen farklı bölgelere ayırmaktır. Başka bir örnek ise sadece görüntüye ait kenarların kodlandığı düşük bit oranlarında görüntü kodlama uygulamasıdır. Başka bir örnek ise görüntü içerisinde belirli nesnelere boyutunun doğru bir şekilde ölçülmesi işlemidir.

İyi bir kenar belirleyici aşağıdaki özelliklere sahip olmalıdır:

- Kenarı iyi bir şekilde sezebilmelidir.
- Kenarları doğru konumlarda belirleyebilmelidir.
- Kenar için tek bir kenar görüntüsü oluşturabilmeli, yani yapay kenarları üretmemelidir.

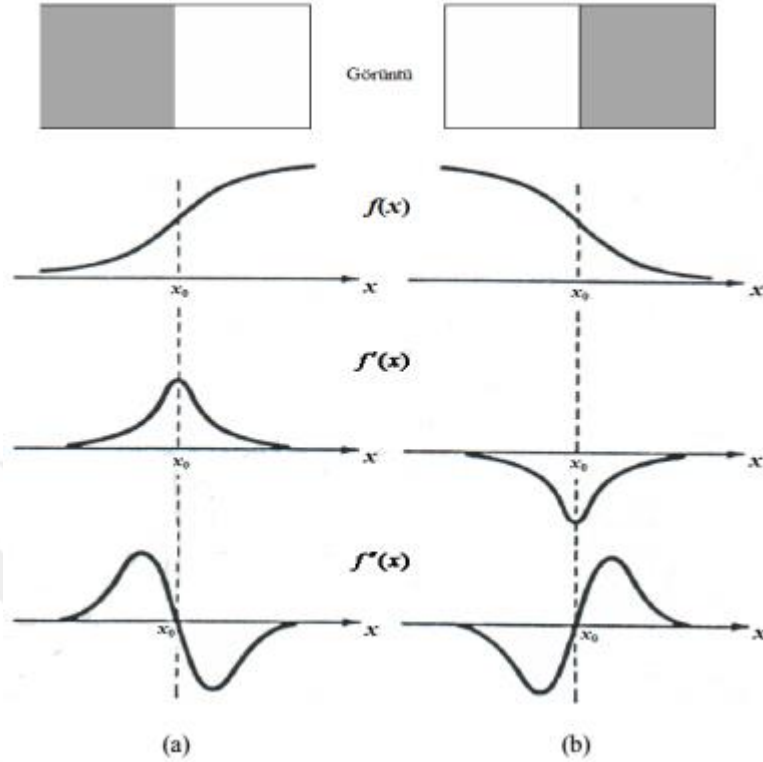
Kenar belirleme işleminde karşılaşılabilecek önemli sorunlar ise aşağıdaki gibidir:

- Görüntüde gürültü olması.
- Kenarların çok ölçekli yapısı [2].

1.5.1. Türev Almaya Dayalı Kenar Belirleme Yöntemleri

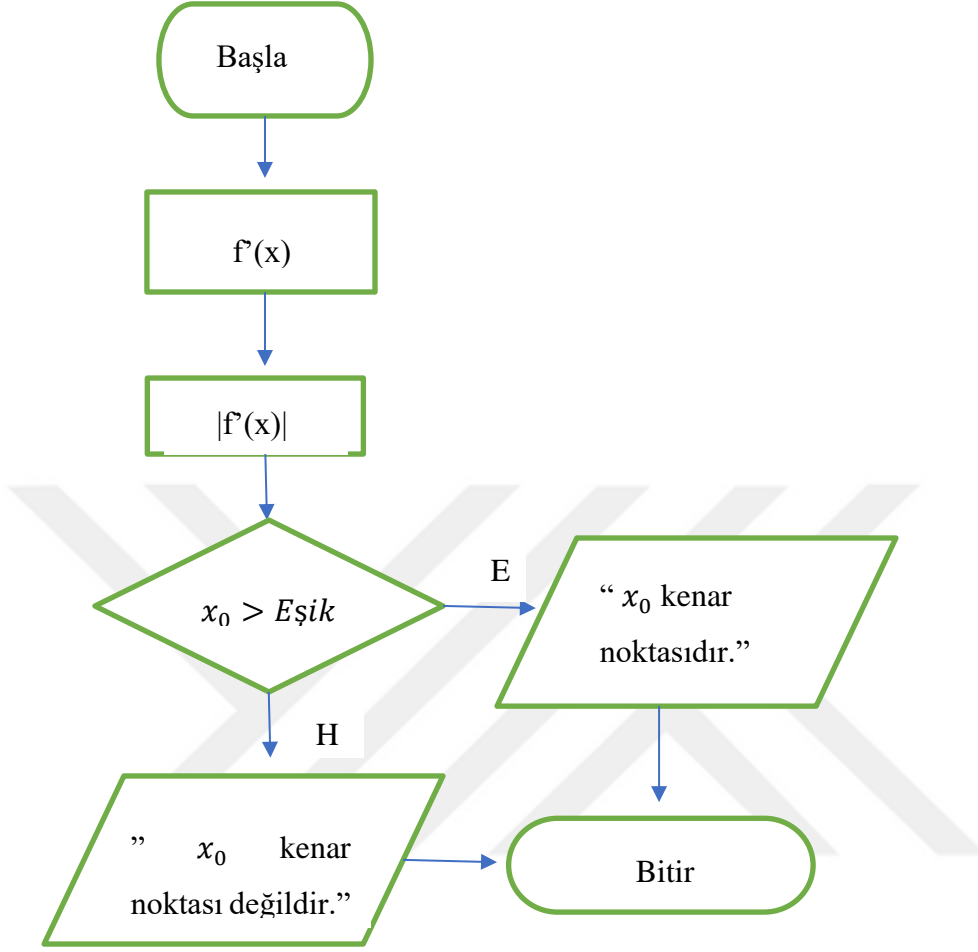
Görüntüdeki kenarları belirlemek için kullanılan en verimli yöntemlerdendir. Görüntüdeki ani gri seviye değişimleri yani kenarları bulur. Birçok kenar belirleme yöntemi bu amaçla bölgesel türev hesabını kullanır. Bölgesel olarak, görüntünün birinci mertebeden türevinin en büyük değerine kenar bölgelerinde sahip olurken, ikinci mertebeden türev kenar bölgelerinde sıfır değerini üretir. Bölgesel olarak görüntüye ilişkin birinci ve ikinci mertebeden türevlerin ifade ettiği yerel maksimum ve sıfır geçiş noktaları bulunarak görüntünün kenarları belirlenir.

1.5.1.1. Gradyan Tabanlı Yöntemler



Şekil 1.1. Türev operatörleri ile kenar belirleme: (a) Koyu arka plan üzerindeki beyaz bant görüntüsü; (b) Açık arka plan üzerindeki siyah bant görüntüsü. Bu görüntülere ilişkin 1-boyutlu çizimler ve bu çizimlerin birinci ve ikinci mertebeden türevleri [2]

Dikkat edilirse Şekil 1.1(a) ve (b)'de elde edilen türev sonuçlarının kenar noktasındaki değişimleri ani değil daha yumuşak bir geçişe sahiptir. Bu tip modelleme, gerçekliğe yakın bir gösterim için tercih edilmiştir. Çünkü, örneklemin bir sonucu olarak sayısal görüntülerdeki kenarlar genel olarak hafif bulanıklaşır. Şekil 1.1 'de gösterilen x_0 muhtemel kenar noktasıdır. $f'(x)$, kenarın yönü ve büyüklüğünün kestiriminde kullanılır. Eğer $|f'(x)|$ çok büyük ise, $f(x)$ çok hızlı değişir yani görüntüdeki parlaklık değerinde ani bir değişim görülmektedir. $f'(x)$ pozitif ise, $f(x)$ artan fonksiyondur. Verilen gözlemlere dayalı olarak kenar belirleme yaklaşımı Şekil 1.2'de verilmiştir.



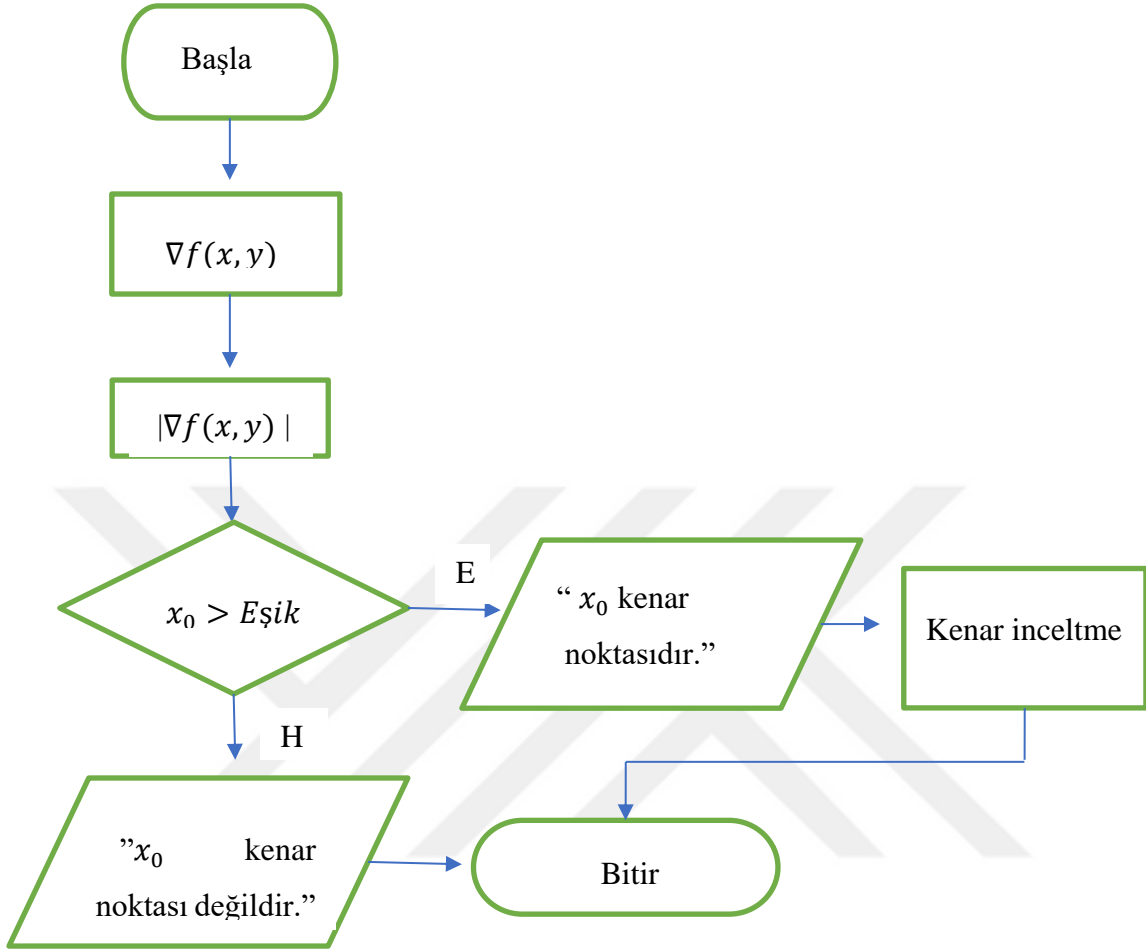
Şekil 1.2. 1-boyutlu kenar belirleme sisteminin blok diyagramı

Kenar belirleme işleminde eşik değeri uygulamaya bağlı olarak değişiklik göstermektedir. 2-boyutlu $f(x,y)$ fonksiyonunun gradyanı Eşitlik (1.4) ile verilmiştir.

$$\nabla f(x,y) = \left(\frac{\partial f(x,y)}{\partial x}, \frac{\partial f(x,y)}{\partial y} \right) = (f_x, f_y) \quad (1.4)$$

$\frac{\partial f(x,y)}{\partial x}$, x bağımsız değişkenine bağlı birinci mertebeden kısmi türevi, $\frac{\partial f(x,y)}{\partial y}$ ise y

bağımsız değişkenine bağlı birinci mertebeden kısmi türevi ifade etmektedir.



Şekil 1.3. 2-boyutlu kenar belirleme sisteminin blok diyagramı

1.5.1.1.1. Sobel Kenar Belirleme Yöntemi

Kenar belirleme işlemleri için kullanılan en popüler yöntemlerden biri olan Sobel kenar belirleme yöntemi, yatay, dikey, köşegen şeklinde kenarları belirlemek için kullanılır. Aşağıdaki katlama matrisleri kullanılarak bu işlem gerçekleştirilir. Sobel işleci görüntüdeki yüksek frekans bölgelerini, yani kenarları ortaya çıkarır. Teorik olarak, operatör 3×3 çekirdek matrisinden oluşur.

-1	0	+1
-2	0	+2
-1	0	+1

 G_x

+1	2	+1
0	0	0
-1	-2	-1

 G_y

Şekil 1.4. Sobel katlama matrisleri

Bu matrisler, yatay ve dikey kenarları belirlemek için kullanılmıştır. Matrisler giriş görüntüsüne ayrı ayrı uygulanabilir. Böylece her bir yön için pikselin değeri ayrı ayrı ölçülmüş olur. Daha sonra bu değerler her bir noktada mutlak büyüklüğü ve yönü bulmak üzere birleştirilebilir. Piksel değeri ise Eşitlik (1.5) ile hesaplanır.

$$|G| = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (1.5)$$

1.5.1.1.2. Prewitt Kenar Belirleme Yöntemi

Prewitt kenar belirleme yöntemi, Sobel kenar belirleme yöntemi gibi yatay ve dikey kenarların belirlenmesi için aşağıdaki katlama matrisleri kullanır.

-1	0	+1
-1	0	+1
-1	0	+1

 G_x

+1	+1	+1
0	0	0
-1	-2	-1

 G_y

Şekil 1.5. Prewitt katlama matrisleri

1.5.1.2. Laplasyen Tabanlı Yöntemler

Herhangi bir işarettteki ani değişimi belirlemek için ikinci mertebeden türev kullanılır. 2- boyutlu $f(x,y)$ fonksiyonunun Laplasyeni Eşitlik (1.6) ile verilmiştir.

$$\nabla^2 f(x,y) = \nabla(\nabla f(x,y)) = \frac{\partial^2 f(x,y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f(x,y)}{\partial y^2} \quad (1.6)$$

$$\frac{\partial^2 f(x,y)}{\partial x^2} = f_{xx}(n_1, n_2) = f(n_1 + 1, n_2) - 2f(n_1, n_2) + f(n_1 - 1, n_2) \quad (1.7)$$

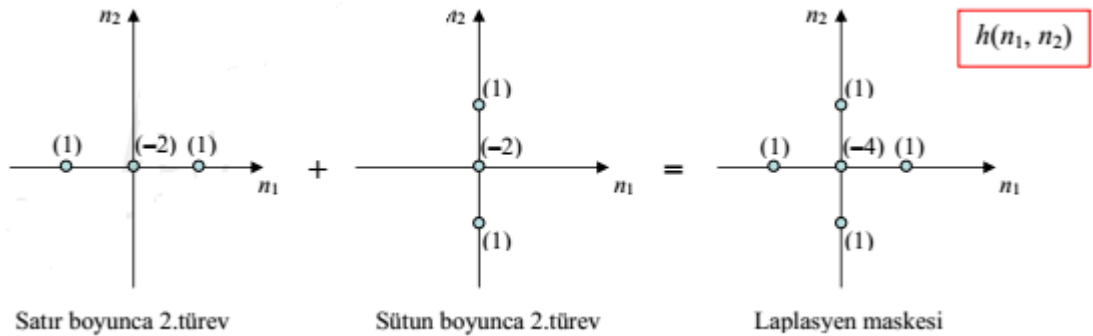
$$\frac{\partial^2 f(x,y)}{\partial y^2} = f_{yy}(n_1, n_2) = f(n_1, n_2 + 1) - 2f(n_1, n_2) + f(n_1, n_2 - 1) \quad (1.8)$$

Eşitlik (1.7) ve Eşitlik (1.8), Eşitlik (1.6)'de yerine konulursa Eşitlik (1.9) elde edilir.

$$\begin{aligned} \nabla^2 f(x,y) \rightarrow \nabla^2 f(n_1, n_2) &= f_{xx}(n_1, n_2) + f_{yy}(n_1, n_2) = f(n_1 + 1, n_2) + \\ &f(n_1 - 1, n_2) + f(n_1, n_2 + 1) + f(n_1, n_2 - 1) - 4f(n_1, n_2) \end{aligned} \quad (1.9)$$

Eşitlik (1.6), Eşitlik (1.9) ile ifade edilebilir:

$$\nabla^2 f(n_1, n_2) = f(n_1, n_2) * h(n_1, n_2) \quad (1.10)$$



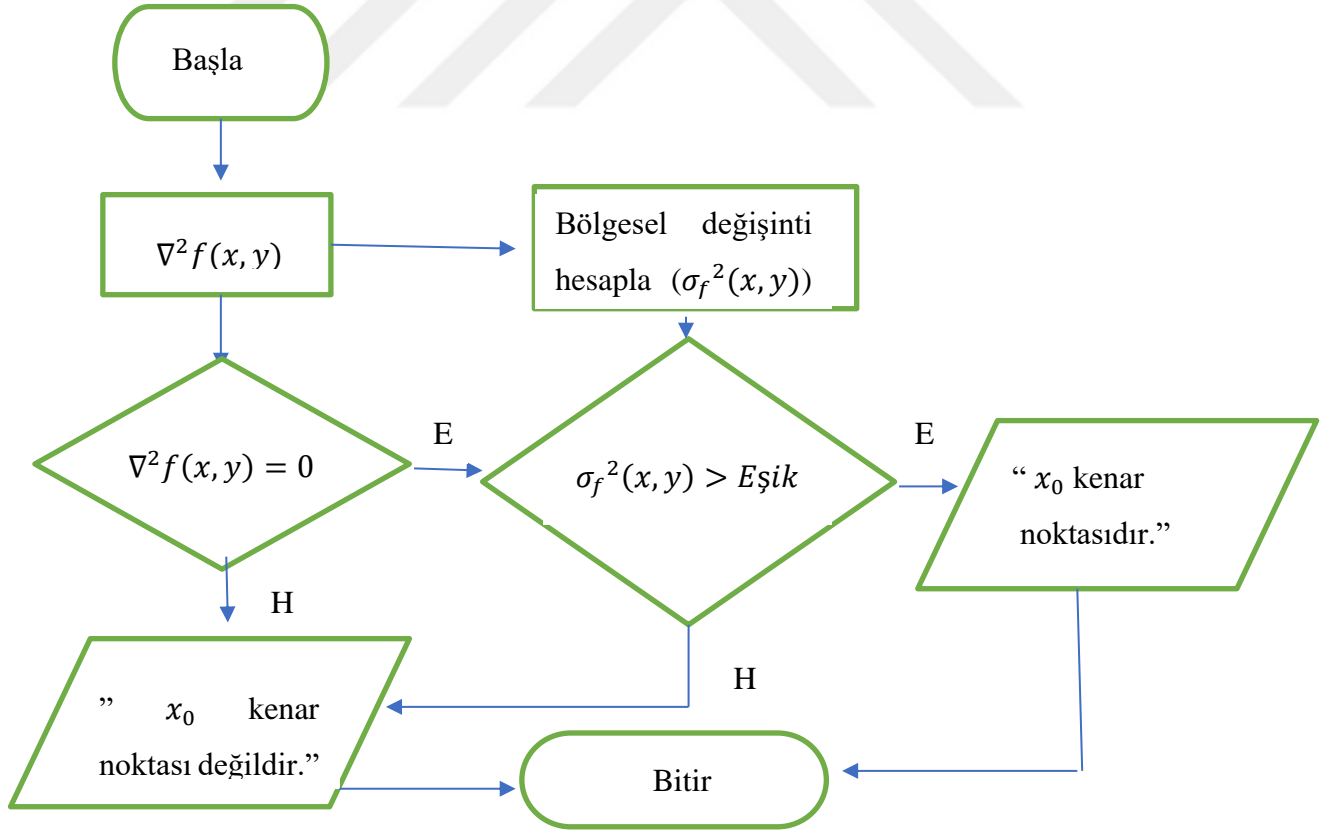
Şekil 1.6. Laplasyen hesabı için kullanılan süzgecin elde edilmesi [3]

Türev katsayılarına bağlı olarak elde edilmiş olan laplasyen maskesi şekil 1.6'da gösterilmiştir.

Görüldüğü üzere gradyan tabanlı yöntemlerle aynı işlemler yapılmasına rağmen elde edilen bazı farklar vardır. Bu farklar aşağıdaki gibidir.

- Laplasyen hesabında ikinci mertebeden türevler kullanıldığı için gradyan tabanlı yöntemlere göre gürültüye daha fazla duyarlıdır.
- Şekil 1.1'de görüldüğü gibi görüntünün laplasyeninin mutlak değeri görüntüde çift kenarların oluşmasına neden olacaktır. Bu durumda kenarın yönü belirlenemeyecektir.
- Görüntü içerisindeki en küçük değişim bile laplasyen-tabanlı yöntemlerde sıfır geçişi olacağı için yanlış kenar sayısı çok fazla olacaktır.

Yapay kenarların büyük kısmını ortadan kaldırmak için kenar noktasında bölgesel değişimin yeterince büyük olacağı kanısı gözönünde bulundurulur. Bu yaklaşımın görsel olarak gösterimi şekil 1.7 ile verilmiştir.



Şekil 1.7. Çok sayıda yapay kenarın oluşmasını engelleyen Laplasyen tabanlı kenar belirleme sistemi

Girdi görüntüsünün bölgesel değışintisi Eşitlik (1.11) ile hesaplanır.

$$değişinti = \sigma_f^2(n_1, n_2) = \frac{1}{(2M+1)^2} \sum_{k_1=n_1-M}^{n_1+M} \sum_{k_2=n_2-M}^{n_2+M} [f(k_1, k_2) - ortalama_f(n_1, n_2)]^2 \quad (1.11)$$

$$ortalama_f(n_1, n_2) = \sum_{k_1=n_1-M}^{n_1+M} \sum_{k_2=n_2-M}^{n_2+M} f(k_1, k_2) \quad (1.12)$$

M bölge büyüklüğü olmak üzere, Eşitlik (1.11) ve Eşitlik (1.12)'den anlaşılacağı gibi, $\nabla^2 f(x, y)$ 'nin sıfır olduğu noktalara karşılık gelen (n_1, n_2) değerleri için bölgesel değışinti kestirimi yapılır [3].

1.6. Bölge Bölütleme

Görüntüdeki benzerlikleri dikkate alan bu bölütleme işlemini eşikleme, bölge büyütme, yarma ve kaynaştırma işlemleri olarak ayırabiliriz [4].

1.6.1. Eşikleme

Eşikleme işleminden amaç, görüntü içerisindeki nesnelere görüntü arka planından ayırmaktır. Eşikleme işleminde görüntünün dağılım eğrisi kullanılmaktadır. Örneğin görüntünün arkaplanının koyu nesnelere ise açık renkli piksellere sahip olduğu varsayılırsa dağılım eğrisi göreceli olarak belirlenen T eşiğine bağlı olarak eşikleme işlemi $f(x, y) > T$ olması durumunda $f(x, y)$ pikseli nesneye, $f(x, y) \leq T$ durumunda ise $f(x, y)$ pikseli arkaplana ait olacaktır.

$$g(x, y) = \begin{cases} 1, & f(x, y) > T \\ 0, & f(x, y) \leq T \end{cases} \quad (1.13)$$

Eşitlik (1.13)'de $g(x, y)$ ikili görüntüsü, T eşik değerine göre eşiklenmiş $f(x, y)$ görüntüsünü ifade etmektedir [4].

1.6.2. Bölge Büyütme

Potansiyel bölge içinde bir pikselin komşularıyla benzerliği test edilerek büyütme işlemi gerçekleştirilir. Bir veya belli sayıda piksel otomatik olarak ya da elle seçilir. Başlangıçta seçilen pikselin diğer küme piksellerle olan benzerlik ölçüsü büyümenin ana mantığını oluşturur. Genellikle pikselin hangi bölgeye ekleneceği istatistiksel testler ile belirlenir. Örnek olarak, T istatistiği Eşitlik (1.14) ile verilmiştir.

$$T = \frac{(N-1)N}{(N+1)} (p - ortalama)^2 / deęişinti \quad (1.14)$$

$$ortalama = \frac{1}{N} \sum_{(x,y) \in R} f(x, y) \quad (1.15)$$

$$deęişinti = \frac{1}{N} \sum_{(x,y) \in R} (f(x, y) - ortalama)^2 \quad (1.16)$$

Eđer R bölgesi ve p pikseli bağımsız ve Gauss dağılımına uygunsa, T_{N-1} dağılımına da uygundur. T dağılımı için istatistiki tabloda olasılık değeri belli güven aralığı ve serbestlik derecesi için $Pr (T \leq t)$ 'dir. Burada t seçilen eşik değeri. Eđer $T \leq t$ ise, p pikseli R bölgesine eklenir. Ortalama ve deęişinti değeri yeniden hesaplanır. Tam tersi durumda, p pikseli R bölgesine dâhil edilmez, yeni bir bölgede aynı işlem gerçekleştirilir [5].

1.6.3. Bölme ve Birleştirme

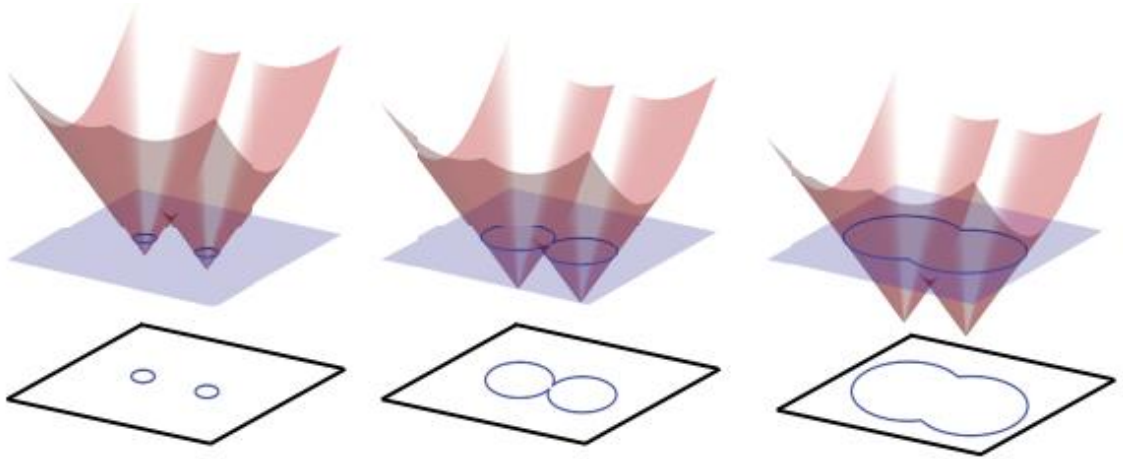
Bölme ve birleştirme işlemi aşağıdaki şekilde gerçekleştirilir.

1. İşleme bütün görüntü ile başlanır.
2. Görüntüde deęişintinin çok büyük olması durumunda görüntü parçalara ayrılır.
3. Bölgeler yeterince benzer ise birleştirilir.
4. 2. ve 3. adımlar, bölme ve birleşme işlemi kalmayana kadar gerçekleştirilir [5].

1.6.4. Düzey Küme Yöntemi

İlk olarak Osher ve arkadaşları tarafından ileri sürülen [6] düzey küme yöntemi ara yüzlerin evrimini temsil etmek ve izlemek için önerilen etkin bir yoldur. Bu örtük yöntem

ile arayüz daha yüksek boyutlu LSF (düzey küme fonksiyonları) ile ifade edilebilmektedir. Böylece topolojideki değişiklikler doğal olarak ele alınabilmektedir. Bu durum Şekil 1.8 ile ifade edilmektedir.

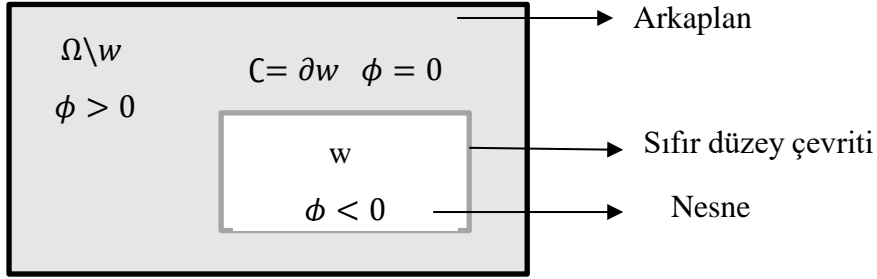


Şekil 1.8. Serbest bir sınırın (mavi katı çizgi) iki uzamsal boyutta düzlemsel olarak temsil edilmesi, normal yönüne doğru hareket ettirilmesi ve sonraki değişiklikler otomatik olarak ele alınan topoloji [7]

Seviye ayar fonksiyonu kırmızıyla gösterilmiştir. Açık yöntemler ile topolojideki değişim, birleştirme, sıkıştırma işlemlerinin belirlenmesi ve işlenmesi ekstra işlem gerektirir. Fakat örtük yöntemlere göre doğruluğu daha yüksektir. Düzey küme yöntemleri sınırları keskin bir şekilde temsil etmez. Bu durumda doğrulukta bozulmaya ve zorlu zaman adımı kısıtlamalarına yol açar [7].

1.6.4.1. Düzey Kümeleriyle İmge Bölütleme

$f: \Omega \rightarrow R, \Omega, \rightarrow R^2$ bölgesinde tanımlı gri düzeyli görüntü için $\phi: \Omega \rightarrow R$ düzey küme fonksiyonu olmak üzere düzey küme fonksiyonu nesne kenarında sıfır değerini almaktadır. Düzey küme fonksiyonunun kapalı bir eğri olan bu düzeyi sıfır düzey çevriti olarak adlandırılır. Ayrıca düzey küme fonksiyonunun nesnenin içinde ve dışında aldığı değerler zıt işaretlidir. Düzey kümeleriyle imge bölütleme işlemi kabaca Şekil 1.9 ile gösterilmiştir [8].



Şekil 1.9. Düzey kümeleri yaklaşımı ile görüntü bölütleme

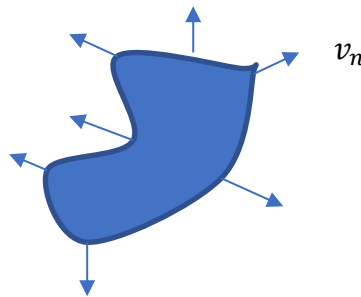
Sıfır düzey çevriti nesnenin sınırlarını ifade etmektedir. Burada $w \subset \Omega$ 'dir. Düzey kümeleri ile imge bölütleme işlemi yapılırken ilk değer atanması kullanıcı tarafından kabaca işaretlenerek gerçekleştirilir.

1.6.4.1.1. Düzey Küme Gösterimi ve Denklemler

Osher ve arkadaşları tarafından ileri sürülen düzey küme fonksiyonu olan ϕ Eşitlik (1.17) ile verilmiştir. Γ sıfır düzey çevritini ifade etmektedir.

$$\phi(x) = \begin{cases} -d & x \in w \text{ bölgesinde} \\ +d & x \in \Omega \setminus w \text{ bölgesinde} \\ 0 & x \in \Gamma \end{cases} \quad (1.17)$$

d , Γ 'ye olan Öklid uzaklığını temsil etmektedir. Düzey küme fonksiyonu arayüzün normalini n 'i hesaplamada ve arayüzün ortalama eğriliğini κ hesaplamak için kullanılır.



Şekil 1.10 Yüzey üzerinde hız gösterimi

$$n = \nabla\Phi / |\nabla\Phi| \quad (1.18)$$

$$\kappa = \nabla \cdot n \quad (1.19)$$

$$v_n = v \cdot n \quad (1.20)$$

$v=(u, v, w)$ hız alanı altında arayüz düzey küme eşitliğine göre şekillenir. Düzey küme eşitliği Eşitlik (1.20) ile verilmiştir.

$$\Phi_t + v \cdot \nabla \Phi = 0 \quad (1.21)$$

$$\Phi_t + v_n |\nabla \Phi| = 0 \quad (1.22)$$

Düzey küme fonksiyonu zaman içinde işaretli uzaklık özelliğini kaybeder. Bu nedenle Sussman ve arkadaşları [9] Eşitlik (1.23) ile verilen yeniden başlangıç eşitliğini ileri sürmüşlerdir.

$$\phi_r + sgn(\phi^0)(|\nabla \Phi| - 1) = 0 \quad (1.23)$$

Eşitlik (1.23)'de düzey küme fonksiyonunu $\phi^0: R^n \rightarrow R$ işaretli uzaklık fonksiyonuna dönüştürmek için kullanılır. Bu eşitlikte sgn yumuşatılmış işaret fonksiyonunu, r sıfır düzey küme etrafındaki bant genişliğini kontrol eden hayali bir zamanı temsil eder [7].

1.6.4.1.2. Bölge Tabanlı Düzey Küme Bölütleme Yaklaşımı

Li ve arkadaşları tarafından önerilen yönteme ait [10] enerji fonksiyoneli Eşitlik (1.24) ile verilmiştir.

$$E(\Phi) = \mu R(\Phi) + \nu L(\Phi) + \sum_{i=1}^N \lambda_i A_i(\Phi) \quad (1.24)$$

Eşitlikte verilen $R(\cdot)$, $L(\cdot)$, $A(\cdot)$ Sırasıyla düzenleştirme terimini, uzunluk terimini, alan terimini ifade etmektedir. N yapılan çalışmada görüntünün 2 bölmeye bölünmesi

sebebiyle 2 olarak alınmıştır. $N=2$ olması durumunda $\mu, v, \lambda_1, \lambda_2$ ağırlık katsayılarını ifade etmektedir.

$$R(\Phi) = \int_{\Omega} p(\Phi) dx \quad (1.25)$$

$$L(\Phi) = \int_{\Omega} \delta_{\varepsilon}(\Phi) |\nabla \Phi| dx \quad (1.26)$$

$$\begin{aligned} A_1(\Phi) &= \int_{\Omega} \int_{\Omega} G_{\sigma}(y-x) |f(x) - f_1(y)|^2 H_{\varepsilon}(\Phi) dx dy \\ &= \int_{\Omega} \left(\int_{\Omega} G_{\sigma}(y-x) |f(x) - f_1(y)|^2 dy \right) H_{\varepsilon}(\Phi) dx \\ &= \int_{\Omega} e_1(x) H_{\varepsilon}(\Phi) dx \end{aligned} \quad (1.27)$$

$$\begin{aligned} A_2(\Phi) &= \int_{\Omega} \int_{\Omega} G_{\sigma}(y-x) |f(x) - f_2(y)|^2 (1 - H_{\varepsilon}(\Phi)) dx dy \\ &= \int_{\Omega} e_2(x) (1 - H_{\varepsilon}(\Phi)) dx \end{aligned} \quad (1.28)$$

Verilen eşitliklerde f görüntüyü, G_{σ} standart sapması σ olan normalize edilmiş Gauss süzgeci olmak üzere e_1 ve e_2 terimleri basit bir gösterim için kullanılmıştır. $H_{\varepsilon}(\cdot)$ Birim basamak fonksiyonunu, $\delta_{\varepsilon}(\cdot)$ Dirak delta fonksiyonunu, $f_1(\cdot)$, $f_2(\cdot)$ ise süzgecin standart sapmasına bağlı olarak x noktası civarındaki piksellerin ağırlıklı ortalamalarını ifade etmektedir.

$$f_1(x) = \frac{G_{\sigma}(x) * [H_{\varepsilon}(\Phi(x)) f(x)]}{G_{\sigma}(x) * H_{\varepsilon}(\Phi(x))} \quad (1.29)$$

$$f_2(x) = \frac{G_{\sigma}(x) * [1 - H_{\varepsilon}(\Phi(x))] f(x)}{G_{\sigma}(x) * (1 - H_{\varepsilon}(\Phi(x)))} \quad (1.30)$$

Böylece imge yeğlinliği homojen olmasa da süzgeçleme işlemi yapılarak başarılı bir şekilde bölütleme işlemi yapılmış olur. Eşitlik (1.24) de verilen enerji fonksiyoneline Euler-Lagrange yaklaşımına bağlı bayır inişi yöntemi kullanılmaktadır. Böylece elde edilen eşitlikler Eşitlik (1.31), Eşitlik (1.35), ve Eşitlik (1.36) ile verilmiştir. Düzey küme fonksiyonundaki düzensizliğin yok edilmesi için Eşitlik (1.31) kullanılmıştır Eşitlik (1.32) ile Φ düzey küme fonksiyonu yön bağımlı bir şekilde düzenlenilmektedir.

$$\frac{\partial \Phi_R}{\partial t} = \mu \operatorname{div}(d(|\nabla \Phi|) \nabla \Phi) \quad (1.31)$$

$$d(|\nabla \Phi|) = 1 - \nabla \Phi^{-1} \quad (1.32)$$

$d(\cdot)$ fonksiyonu $p(\cdot)$ potansiyel fonksiyonuna bağılı olarak Eşitlik(1.33) ile ifade edilir.

$$d(x) = x^{-1} \times \left(\frac{\partial p(x)}{\partial x} \right) \quad (1.33)$$

Potansiyel fonksiyon ise Eşitlik (1.34) ile verilmiştir.

$$p(x) = \begin{cases} \frac{1}{(2\pi)^2} (1 - \cos(2\pi x)) & \text{eğer } x \leq 1 \\ \frac{1}{2} (x - 1)^2 & \text{eğer } x \geq 1 \end{cases} \quad (1.34)$$

. Eşitlik (1.35) sıfır düzey çevritinin yumuşatılması için kullanılmıştır. Sıfır düzey çevritinin nesnenin kenarına konumlanması için elde edilen çözüm Eşitlik (1.36) ile verilmiştir.

$$\frac{\partial \Phi_L}{\partial t} = \nu \delta_\varepsilon(\Phi) \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \Phi}{|\nabla \Phi|} \right) \quad (1.35)$$

$$\frac{\partial \Phi_A}{\partial t} = -\delta_\varepsilon(\Phi) (\lambda_1 e_1 - \lambda_2 e_2) \quad (1.36)$$

1.6.4.1.3. Uzaklığı Düzenlenmiş Düzey Kümeleri

Düzey kümeleri yöntemi ile elde edilen sonuçlar LSF' nin sıfır düzey kümesine ayarlanmıştır. Fakat sabit ve iyi bir nümerik işlem hesabı için LSF yumuşatılmış olmakla birlikte çok pürüzlü ya da çok tekdüze olmamalıdır. Bu durum Eşitlik (1.36) ile sağlanır [11].

$$|\nabla \Phi| = 1 \quad (1.36)$$

1.6.4.1.4. Uzaklık Düzenleştirme Enerji Fonksiyonu

$\phi: \Omega \rightarrow \mathcal{R}$ Ω üzerinde tanımlı LSF olmak üzere enerji fonksiyoneli $E(\phi)$ Eşitlik (1.37) ile verilmiştir.

$$E(\phi) = \mu R(\phi) + E_{dış}(\phi) \quad (1.37)$$

$R(\phi)$ düzey küme düzenleştirme terimi, $\mu > 0$ sabit ve $E_{dış}(\phi)$ dış enerjiyi ifade etmektedir.

$$R(\Phi) \triangleq \int_{\Omega} p(|\nabla\Phi|) dx \quad (1.38)$$

Eşitlik (1.38) 'de p , potansiyel (enerji yoğunluk) fonksiyonunu ifade etmektedir. p fonksiyonunun tanım aralığı $p: [0, \infty) \rightarrow \mathcal{R}$, $E_{dış}(\phi)$ enerjiyi ifade etmek üzere sıfır düzey kümesinde minimum değeri alacak şekilde hesaplanmaktadır.

$$p(s) = s^2 \quad (1.39)$$

Potansiyel fonksiyon Eşitlik (1.39) ile verildiği şekilde seçilirse güçlü bir yumuşatma etkisi oluşur. Sonuçta sıfır düzey çevriti kaybolur.

$$p = p_1(s) \triangleq \frac{1}{2}(s - 1)^2 \quad (1.40)$$

$R(\Phi)$ eşitlik (1.36)'ün sağlanması durumunda minimize edilir. Bu durum

$$s=1 \quad (1.41)$$

olması durumunda sağlanır. Bu koşulda $R(\Phi)$ 'nin açık gösterimi Eşitlik (1.42) ile verilmiştir.

$$R(\Phi) = \frac{1}{2} \int_{\Omega} (|\nabla\Phi| - 1)^2 dx \quad (1.42)$$

Bu işlem gerçekleştirilirken bazı durumlarda beklenmeyen etkiler ortaya çıkar. Bu durumu engellemek için ileri sürülen yeni potansiyel fonksiyon, sıfır düzey çevriti komşuluğunda $s=0$, $s=1$ için minimum değeri almaktadır [10]. Bu durumda potansiyel fonksiyonun amacını ifade eden gösterim Eşitlik (1.43) ile verilmiştir.

$$|\nabla\Phi| = \begin{cases} 1, & \text{sıfır düzey çevriti komşuluğunda} \\ 0, & \text{uzak komşulukta} \end{cases} \quad (1.43)$$

1.6.4.1.5. Enerji Minimizasyonu İçin Gradyan Akışı

Enerji fonksiyoneli F 'yi minimize etmek için kullanılacak olan gradyan akış eşitliği $t \geq 0$ olmak üzere Eşitlik (1.44) ile verilmiştir.

$$\frac{\partial\Phi}{\partial t} = \frac{\partial F}{\partial\Phi} \quad (1.44)$$

Φ , LSF fonksiyonu zamana bağlı bir fonksiyon olmak üzere ilk değer ataması Eşitlik (1.45) ile verilmiştir.

$$\Phi(x, t) = \Phi_0(x) \quad (1.45)$$

Düzyer küme düzenleme terimi $R(\Phi)$ 'nin Gateaux türevi Eşitlik (1.46) ile verilmiştir.

$$\frac{\partial R}{\partial\Phi} = -div(d_p(|\nabla\Phi|)\nabla\Phi) \quad (1.46)$$

d_p fonksiyonu ise Eşitlik (1.47) ile gösterilmiştir.

$$d_p(s) \triangleq \frac{p'(s)}{s} \quad (1.47)$$

Eşitlik (1.25) için Gateaux türevi Eşitlik (1.48)'da verilmiştir.

$$\frac{\partial E}{\partial \Phi} = -\mu \frac{\partial R}{\partial \Phi} - \frac{\partial E_{dtS}}{\partial \Phi} \quad (1.48)$$

Eşitlik (1.46)'den Eşitlik (1.49) ile DRLSE evrimi elde edilmiş olur.

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t} = \mu \operatorname{div}(d_p(|\nabla \Phi| \nabla \Phi)) - \frac{\partial E_{dtS}}{\partial \Phi} \quad (1.49)$$

Yeniden başlatılamaya gerek yoktur.

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t} = \mu \operatorname{div}(d_p(|\nabla \Phi| \nabla \Phi)) \quad (1.50)$$

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t} = \operatorname{div}(D \nabla \Phi) \quad (1.51)$$

Yayınım oranı Eşitlik (1.52) ile verilmiştir.

$$D = \mu d_p(|\nabla \Phi|) \quad (1.52)$$

Eşitlik (1.49) ve Eşitlik (1.50) düzey küme fonksiyonu için yayınım etkisi oluşturur. $d_p(|\nabla \Phi|)$ pozitif ise yayınım ileri doğrudur. $|\nabla \Phi|$ azalır. $d_p(|\nabla \Phi|)$ değerinin negatif olması durumunda yayınım geriye doğrudur. Bu durumda $|\nabla \Phi|$ artar. Bu yayınım şekli ileri ve geri yayınım (FAB) olarak adlandırılır. FAB yayınımı adaptif olarak artırır ya da azaltır. Böylece $|\nabla \Phi|$ değerinin 1'e yaklaşması sağlanarak Φ düzey küme fonksiyonu istenen şekli alır. Fakat $|\nabla \Phi|$ değerinin sıfıra yaklaşması durumunda yayınım oranı $-\infty$ 'a yaklaşır. Bu durumu engellemek için 2 kuyulu potansiyel fonksiyonu kullanılabilir. Böylece yayınım oranı bir sabit ile sınırlandırılabilir [11].

1.6.4.1.6. Uzaklık Düzenileştirmesi İçin İki Kuyulu Potansiyel Fonksiyon

Uzaklık düzenileştirme terimi R için p potansiyel fonksiyonu Eşitlik (1.53) gibi alınırsa;

$$p_2(s) = \begin{cases} \frac{1}{(2\pi)^2} (1 - \cos(2\pi s)) & s \leq 1 \\ \frac{1}{2} (s - 1)^2 & s \geq 1 \end{cases} \quad (1.53)$$

$p_2(s)$ potansiyel fonksiyonu minimum yapan iki nokta vardır. Bu noktalar $s=0$ ve $s=1$ noktalarıdır. $p_2(s)$ $[0, \infty)$ arasında iki kez türevlenebilir.

$$p_2'(s) = \begin{cases} \frac{1}{2\pi} \sin(2\pi s) & s \leq 1 \\ s - 1 & s \geq 1 \end{cases} \quad (1.54)$$

$$p_2''(s) = \begin{cases} \cos(2\pi s) & s \leq 1 \\ 1 & s \geq 1 \end{cases} \quad (1.55)$$

Bu durumda $d_p(s) = p_2'(s)/s$ fonksiyonu Eşitlik (1.56) ve Eşitlik (1.57)'yi sağlar.

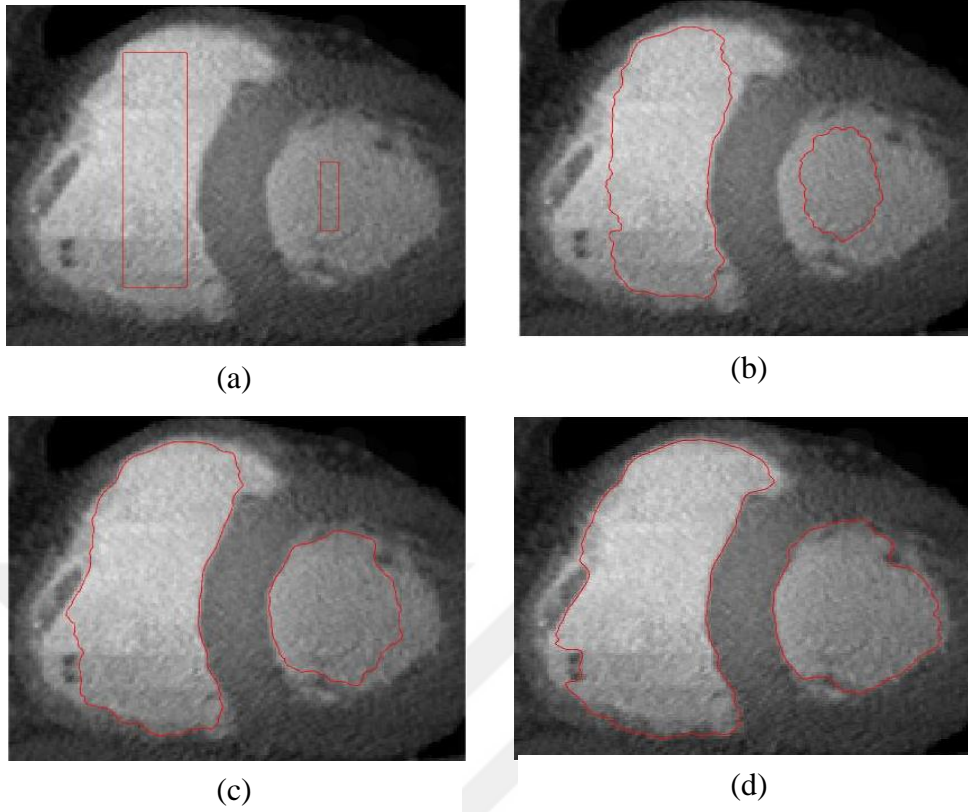
$$|d_p(s)| < 1 \quad \forall s \in (0, \infty) \quad (1.56)$$

$$\lim_{s \rightarrow 0} d_p(s) = \lim_{s \rightarrow \infty} d_p(s) = 1 \quad (1.57)$$

Böylece potansiyel $p = p_2$ için yayınım oranının sınırlılığı Eşitlik (1.58) ile elde edilmiş olur.

$$|\mu d_p(|\nabla\Phi|)| \leq \mu \quad (1.58)$$

FAB yayını $p = p_1$ olması durumunda geriye doğru yayınım oldukça artar ve bu durumda LSF'de periyodik tepeler ve vadiler ortaya çıkar. Bu tepe ve vadiler sıfır seviyesindeki çevriti bozabilir. İşte bu durumu engellemek için iki kuyulu potansiyel kullanılmaktadır [11]. DRLSE yaklaşımının kullanıldığı Li ve arkadaşları tarafından ileri sürülen [11] yaklaşımının başlatımlama ve bazı diğer ara adımlarının sonucu şekil 1.11 ile gösterilmiştir.



Şekil 1.11. Düzey küme fonksiyonunun farklı iterasyon değerlerine ait görsel sonuçları, (a) LSF başlatımlama, (b) 8. İterasyona, (c) 14. İterasyona, (d) 20. İterasyona ait görsel sonuçlar

1.7. Görüntü Bölütlemeye Kullanılan Değerlendirme Kriterleri

1.7.1. Kappa Katsayısı

Kappa katsayısı sınıflandırmanın doğruluğunu kontrol etmek için kullanılır.

$$K = \frac{N \sum_{i=1}^r x_{ii} - \sum_{i=1}^r (x_{i+} \cdot x_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^r (x_{i+} \cdot x_{+i})} \quad (1.59)$$

Eşitlik (1.59)'da r =sınıf sayısı, x_{ii} hata matrisinin köşegen elemanları, x_{i+} satır toplamı, x_{+i} sütun toplamı, N hata matrisindeki toplam hücre sayısını ifade etmektedir [12]. Tablo 1.1'de Kappa katsayısının hesaplanmasında kullanılan değerler ifade edilmiştir.

Tablo 1.1. Kappa katsayısı hesaplanma mantığı [12]

	Öngörülen Sınıf		
	C ₁ (Pozitif)	C ₂ (Negatif)	
Gerçek Sınıf	C ₁ (Pozitif)	Doğru Pozitif TP	Yanlış Negatif FN
	C ₂ (Negatif)	Yanlış Pozitif FP	Doğru Negatif TN

Kümelemenin doğruluğunun değerlendirilmesi aşamasında Kappa katsayısı Eşitlik (1.60) ile hesaplanır. Kappa katsayısının değerlendirilmesi Tablo 1.2 ile verildiği gibi yapılır.

$$K = \frac{2*(TP*TN - FP*FN)}{(TP+FP)*(FP+TN) + (TP+FN)*(FN+TN)} \quad (1.60)$$

Tablo 1.2. Kappa katsayısı değerlendirmesi [12]

Kappa aralığı	Ara Değer
> %75	Çok iyi eşleşme
%40 - %70	İyi eşleşme
< %40	Zayıf eşleşme

1.7.2. Doğruluk

Doğruluk sınıflandırılmış örneklerin toplam örnek sayısına oranıyla hesaplanır. Doğruluğu ifade eden formül, Eşitlik (1.61) ile verilmiştir [13].

$$Doğruluk = \frac{(TP+TN)}{Pozitif+Negatif} \quad (1.61)$$

1.7.3. Hassaslık

Yapılan 2 veya daha fazla ölçümün birbirine yakın olduğunu gösterir [14].

$$Hassaslık = \frac{TP}{TP+FP} \quad (1.62)$$



Düşük doğruluk, Yüksek hassaslık



Yüksek doğruluk, Yüksek hassaslık



Düşük doğruluk, Düşük hassaslık



Yüksek doğruluk, Düşük hassaslık

Şekil 1.12. Doğruluk ve hassaslık [14]

1.8. Bulanık Mantık

Bulanık mantık, Zadeh [15] tarafından bulanık küme adı altında 1965 yılında ileri sürülmüştür. Bulanık mantıkta her elemanın $[0, 1]$ aralığında üyelik dereceleri vardır. Aynı eleman, aynı anda birden fazla kümeye ait olabilir.

Tablo 1.3. Bulanık mantık ve klasik mantık arasındaki farklar [16]

Klasik Mantık	Bulanık Mantık
0 ya da 1 değerini alır	0 ve 1 arasında değer alır.
Kesin	Kısmi
Hepsi veya Hiçbiri	Belirli derecelerde
İkili birimler	Bulanık birimler

1.8.1. Bulanık Mantık Avantajları ve Dezavantajları

Avantajları;

- İşleyişi insan düşünme yapısına uygundur.
- Doğrusal olmayan modellerde iyi sonuç verir. Matematiksel modele ihtiyacı yoktur.
- Eksik tanımlı problemlerin çözümünde kullanılır.
- Uygulaması kolaydır ve daha hızlı olarak sonuca ulaşmayı sağlar.

Dezavantajları;

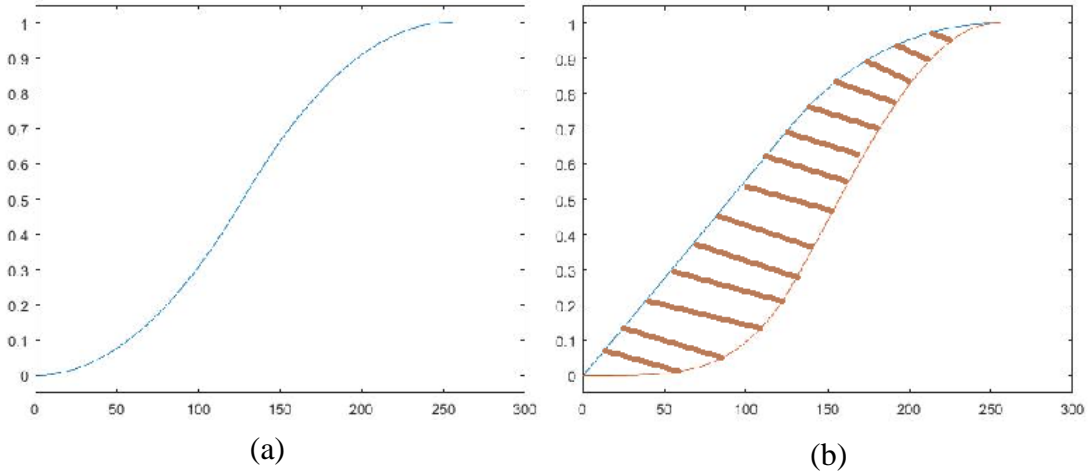
- Kuralların belirlenmesinde uzman bilgisine ihtiyaç duyulur.
- Kuralları ve üyelikleri tanımlamak zor olabilir.
- Üyelik fonksiyonlarını belirlemede kesin sonuç veren yöntem veya öğrenme yeteneği mevcut değildir.
- Deneme yanılma yöntemi uygundur ve bu yöntemin kullanılması uzun sürebilir.
- Kararlılık, gözetlenebilirlik ve denetlenebilirlik analizi yapılamaz. Bu durum yöntem için en temel sorundur [17].

1.8.2. Bulanık Üyelik Fonksiyonlar

$$X = \{u_{ij}, \mu(u_{ij})\}, \quad \forall u_{ij} \in X \quad (1.62)$$

Eşitlik (1.62)'de $M \times M$ boyutlu X görüntüsü temsil edilmek üzere, $u(i, j)$, piksel (i, j) 'nin gri seviye değerini göstermektedir. $\mu(i, j)$ ise piksel (i, j) 'nin üyelik değerini ifade etmektedir. $0 \leq \mu(u_{ij}) \leq 1$ arasında değer almaktadır. $\mu(u_{ij}) = 1$ olması durumunda ise, tam üyelik söz konusudur. $\mu(u_{ij}) = 0$ ise üye olmama durumunu ifade etmektedir.

Bulanık kümede üyelik fonksiyonları tip-1 ve tip-2 olarak da ikiye ayrılabilir. Tip-1 klasik bulanık mantık olarak bilinir ve tip-2'ye göre belirsizliği ifade etme gücü daha düşüktür [17]. Şekil 1.12.'de tip-1 ve tip-2 sigmoid üyelik fonksiyonları gösterilmiştir.



Şekil 1.13. Bulanık küme üyelik fonksiyonları: tip-1 sigmoid üyelik fonksiyonu (SÜF) ve (a) tip-2 sigmoid üyelik fonksiyonu (b)

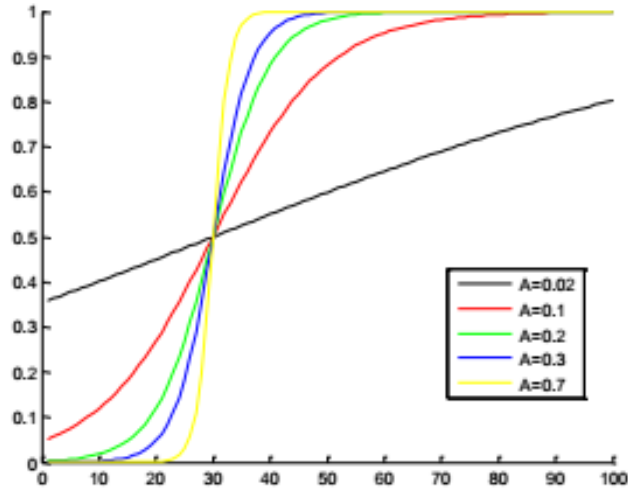
Bulanık mantıkta kullanılan bulanıklığı ifade eden klasik üyelik fonksiyonlarına tip-1 üyelik fonksiyonları denir. Tip-2 üyelik fonksiyonlarında ise üyelik fonksiyonu bulanık bir kümedir ve üyelik derecesi belirsizlikler içerebilir [18].

1.8.2.1. Sigmoid Üyelik Fonksiyonu

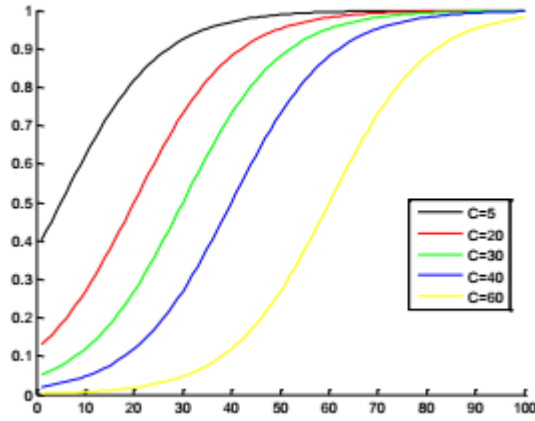
Sigmoid fonksiyonlar doğrusal olmayan sürekli fonksiyonlardır. Sigmoid fonksiyonlar, adaptif olarak görüntü iyileştirme için kullanılır.

$$S(x) = \frac{1}{1+e^{-A(x-C)}} \quad (1.63)$$

A doğrusal gradyan derecesini, C iyileştirmenin konumunu kontrol eder. C değişkeninin sabit alınması, A değişkeninin değişimine bağlı olarak elde edilen durum Şekil 1.14'de gösterilmiştir. A değişkeninin sabit alınması, C değişkeninin değişimine bağlı olarak elde edilen şekiller ise, Şekil 1.15'de gösterilmiştir [18].



Şekil 1.14. C 'nin 30 olması durumunda A 'nın değişken olmasına bağlı olarak elde edilen şekiller [18]



Şekil 1.15. A 'nın 0.1 olması durumunda C 'ye bağlı olarak elde edilen şekiller [18]

1.8.2.2. Gamma Üyelik Fonksiyonu

Gamma Dağılımı'nın olasılık yoğunluk fonksiyonu Eşitlik (1.64) ile verilmiştir.

$$u(x) = \frac{\left(\frac{x-v}{\beta}\right)^{\gamma-1} e^{-\frac{x-v}{\beta}}}{\Gamma(\gamma)} \quad x \geq v; \gamma, \beta > 0 \quad (1.64)$$

Eşitlik (1.64)'da γ biçim parametresi, v konum parametresi, β skaler parametre, Γ Gamma fonksiyonu Eşitlik (1.65) ile verilmiştir.

$$\Gamma(\gamma) = \int_0^{\infty} u^{\gamma-1} e^{-u} du \quad (1.65)$$

Durum 1: $v=0$ ve $\beta = 1$ böylece dağılım Eşitlik (1.66)'deki gibi olur. Bu eşitlik standart Gamma dağılımdır.

$$u(x) = \frac{(x)^{\gamma-1} e^{-x}}{\Gamma(\gamma)} \quad (1.66)$$

Durum 2: $v \neq 0, \beta = 1$ ve $\gamma = 1$ olması durumunda Gama dağılımı Eşitlik (1.67)'daki gibi verilir. Bu durumda $\Gamma = 1$ olur.

$$u(x) = e^{-(x-v)} \quad (1.67)$$

Eşitlik (1.67)'da verilen gösterim v değeri yerine nesne bölgesinin ortalama değerini ifade eden m_0 ve arka plan bölgesinin ortalamasını temsil eden m_1 değerleri ile değiştirilirse nesne ve arka plan bölgeleri için üyelik fonksiyonu Eşitlik (1.68) 'da verildiği gibi hesaplanır.

$$\begin{aligned} \mu_x(u_{ij}) &= e^{-c \cdot |u_{ij} - m_0|} && \text{eğer } u_{ij} \leq t, \text{ nesne} \\ \mu_x(u_{ij}) &= e^{-c \cdot |u_{ij} - m_1|} && \text{eğer } u_{ij} > t, \text{ arkaplan} \end{aligned} \quad (1.68)$$

Eşitlik (1.68)'da t eşik değerini temsil eder. c sabiti ise gri seviye değerinin $[0,1]$ aralığında olduğunu garanti etmek için kullanılır ve Eşitlik (1.69) ile gösterilir. Bu eşitlikte, u_{maks} maksimum gri seviye değerini, u_{min} minimum gri seviye değerini ifade etmektedir.

$$c = \frac{1}{u_{maks} - u_{min}} \quad (1.69)$$

İki seviyeli eşikleme için 3 bölge ve 2 eşik değeri mevcut olacaktır. t_1 ve t_2 eşik değerlerin seçimi Eşitlik (1.70) ile gösterilir. Bu gösterimde L görüntünün maksimum gri seviye değeridir.

$$0 \leq t_1 < t_2 \leq L - 1 \quad (1.70)$$

Üç seviyeli eşikleme üyelik fonksiyonu Eşitlik (1.71) ile verilmiştir.

$$\begin{aligned} \mu_x(u_{ij}) &= e^{-c \cdot |u_{ij} - m_0|} && \text{eğer } u_{ij} \leq t_1 \\ \mu_x(u_{ij}) &= e^{-c \cdot |u_{ij} - m_1|} && \text{eğer } t_1 < u_{ij} \leq t_2 \\ \mu_x(u_{ij}) &= e^{-c \cdot |u_{ij} - m_2|} && \text{eğer } u_{ij} > t_2 \end{aligned} \quad (1.71)$$

Eşitlik (1.71)' de m_0, m_1, m_2 3 bölge için ortalama gri seviye değerlerini, t_1, t_2 eşik değerlerini, $c, \mu_x(u_{ij})$ 'in değer aralığının $[0,1]$ arasında kalmasını sağlayan sabiti ifade etmektedir.

Görüldüğü üzere belirli bir eşik değeri için Gamma dağılımından türetilen üyelik fonksiyonu pikselin ait olduğu bölgenin ortalaması ile pikselin gri seviyesi arasındaki mutlak farkın negatif üstel fonksiyonu ile orantılıdır.

$tekrarsayısı(u)$, gri seviye u 'nun görüntüdeki tekrarlanma sayısını göstermektedir. Eşik değeri t nesne ve arka plan bölgelerini ayırır. Nesne bölgesi için ortalama gri seviyesi Eşitlik (1.72) ile verilmiştir.

$$m_0 = \frac{\sum_{u=0}^t u \cdot tekrarsayısı(u)}{\sum_{u=0}^t tekrarsayısı(u)} \quad (1.72)$$

Arkaplan bölgesi için ortalama gri seviyesi Eşitlik (1.73) ile gösterildiği gibidir:

$$m_1 = \frac{\sum_{u=t+1}^{L-1} u \cdot tekrarsayısı(u)}{\sum_{u=t+1}^{L-1} tekrarsayısı(u)} \quad (1.73)$$

Optimal eşik aşağıdaki ölçütler kullanılarak belirlenebilir.

- a) Bulanık ıraksay
- b) Doğrusal ve ikinci dereceden bulanık indeksler
- c) Bulanık yoğunluk
- d) Bulanık benzerlik

Çalışmamda bulanık eşikleme işlemi için bulanık ıraksay yaklaşımının kullanılması sebebiyle bulanık ıraksay yaklaşımı üzerinde durulacaktır [19].

1.9. Nötrosofik Mantık

Nötrosofi, felsefe, mantık, küme teorisi, olasılık ve istatistiğin birleşimi olan felsefe dalıdır. Nötrosofi belirsizliği tanımlayan yeni bir konsept getirmiştir (<Neut-A>). Nötrosofi bulanık mantığın genelleştirilmiş halidir. Örneğin, “Yarın yağmur yağacak” dediğimizde söylediğimiz ifade sabit bir değere karşılık gelmez yani bu ifade %60 doğru, %50 belirsiz ve %30 yanlış olabilir [19].

Nötrosofik mantık matematiksel model belirsizlikleri, fazlalık bilgi, beklenmeyen durum, tanımsızlık, bilinmezlik, eksiklik ve çelişkili durumları da göstermek için kullanılır. Klasik mantıktan farklıdır [19].

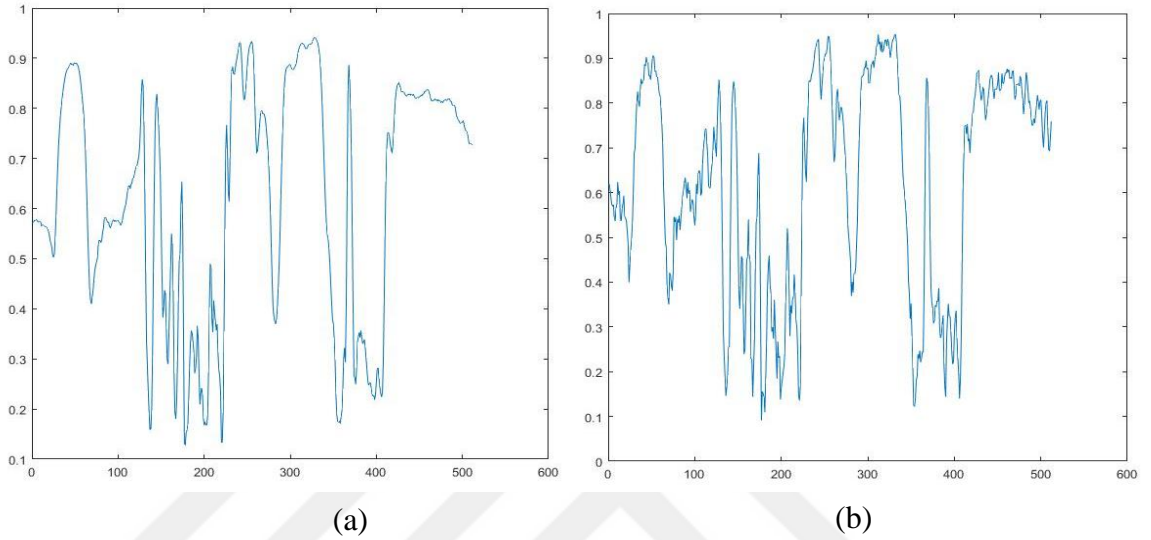
Nötrosofik mantıkta her önerme T (Doğruluk) alt kümesiyle gösterilen doğruluğun yüzdesine I (Belirsizlik) ile gösterilen yüzdesine ve F (Hata) yüzdesine ulaşmak için hesaplanır [19]. Görüntü işlemede T parlak piksel değerlerini F ise parlak olmayan piksel değerlerini ifade etmektedir.

Gürültülü ve gürültüsüz Lena görüntüsüne ait T ve F alanları Şekil 1.15’de gösterilmiştir.



Şekil 1.16. Gürültüsüz Lena görüntüsünün T, F alanları, (a) gürültüsüz Lena görüntüsü, (b) gürültüsüz Lena görüntüsünün T alanı, (c) gürültüsüz Lena görüntüsünün F alanı, (d) gürültülü Lena görüntüsü, (e) gürültülü Lena görüntüsünün T alanı, (f) gürültülü Lena görüntüsünün F alanı

Gürültülü ve gürültüsüz Lena görüntüsünün 250. satırına ait işaret gösterimi şekil 1.17’te gösterilmiştir. Şekil 1.17 a)’da gürültüsüz görüntü sinyalini referans alarak, Şekil 1.17 b)’de gösterilen işaret dalgalanmalarının, 1.17 a)’dakinden daha fazla olduğu gözlemlenmiştir, böylece 1.17 b)’deki sinyalinin gürültülü görüntünün sinyaline ait olduğu anlaşılabilir.



Şekil 1.17. Nötrosofik görüntünün T alanları: a) gürültüsüz görüntünün 250. satırına ait işaret ve b) gürültülü görüntünün 250. satırına ait işaret.

1.9.1. Nötrosofik Dağıntı

Nötrosofik dağıntı belirsizliğin derecesini ölçmek için kullanılır.

$$En_{IM}(k) = - \sum_{k=\min\{IM\}}^{maks\{IM\}} p_{IM}(k) \ln p_{IM}(k) \quad (1.74)$$

p_{IM} : Belirsiz üyelik fonksiyonunun olasılığıdır.

Dağıntı hesaplamadaki amaç görüntüdeki belirsizliği yok etmektir. Görüntüdeki yoğunluk dağılımı incelenir. Dağıntı yüksekse görüntü tekdüzedir. Dağıntı küçük ise görüntü tekdüze değildir [20].

1.9.2. Bulanık Eşikleme

Eşikleme işlemi hızlı, iş yükü fazla olmayan bölütleme tekniğidir. Eğer görüntüdeki nesnelere ayrık ve gri seviye değerleri arka plandan farklı ise, eşikleme bölütleme işlemi için uygundur. Örneğin bir mitoz hücre görüntüsü ya da kromozomlar görüntüde arka plandan daha açık ya da koyu olarak görünür. Bu durumda görüntünün gri seviye dağılım eğrisinde iki tepe görülmektedir. Bu iki tepe, mitoz hücre ya da kromozomlar ve arka planı temsil etmektedir. Uygun eşik değeri bu tepelerin ve görüntünün iki ya da daha fazla parçaya ayrılması için kullanılır. Tek tepe içeren dağılım eğrisine tek doruklu dağılım eğrisi, iki tepe içeren dağılım eğrisine iki doruklu dağılım eğrisi ve çok sayıda tepe içeren dağılım eğrisine çok doruklu dağılım eğrisi denir.

Görüntü parçalarının tam olarak ayırt edilemediği belirsizlik içeren görüntülerde bulanık eşikleme yöntemi kullanmak daha uygundur.

Bulanık eşikleme adımları genel olarak aşağıdaki şekilde sıralanır.

1. Üyelik fonksiyonunun seçilmesi
2. Görüntünün dağılım eğrisinin oluşturulması
3. Üyelik fonksiyonunun tanımlanması
4. Eşik hareket ettirilir ve her pozisyon için bulanık dağıntı gibi yaklaşımlar kullanılarak görüntünün bulanıklığının hesaplanması
5. Maksimum ya da minimum bulanıklık ile ilgili pozisyonun belirlenmesi
6. Elde edilen eşik ile görüntünün eşiklenmesidir.

1.9.3. Bulanık İraksay

Fan ve Xie (1999) tekil satır vektörü kullanarak bulanık üstel dağıntı değerini kullanarak bulanık iraksay yaklaşımını ileri sürmüştür.

$M \times M$ boyutlu L ayrık gri seviyelerin olasılıkları $(p_0, p_1, p_2, \dots, p_{L-1})$ kullanılarak üstel bulanık dağıntı Eşitlik (1.75) ile gösterildiği şekilde hesaplanır.

$$H = \sum_{i=0}^{L-1} p_i e^{1-p_i} \quad (1.75)$$

$M \times M$ boyutlu X görüntüsü için bulanık dağıntı Eşitlik (1.76) ile verilmiştir.

$$H(X) = \frac{1}{n(\sqrt{e}-1)} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{M-1} [\mu_X(u_{ij}) \cdot e^{1-\mu_X(u_{ij})} + (1 - \mu_X(u_{ij})) \cdot e^{\mu_X(u_{ij})} - 1] \quad (1.76)$$

Eşitlik (1.73)' da $n = M^2$ ve $i, j=0, 1, 2, \dots, (M-1)$ değerlerini ifade etmektedir.

$\mu_X(u_{ij})$, X görüntüsünün (i, j) . pikseli u_{ij} olmak üzere piksellerin üyelik değerlerini gösterir.

X ve Y görüntülerindeki (i, j) . piksel için $\mu_X(u_{ij})$ ile $\mu_Y(u_{ij})$ arasındaki ayrımsama gücünün bilgisi Eşitlik (1.77) da gösterilmektedir.

$$\frac{e^{\mu_X(u_{ij})}}{e^{\mu_Y(u_{ij})}} = e^{\mu_X(u_{ij}) - \mu_Y(u_{ij})} \quad (1.77)$$

Y karşısında X 'in ayrımsama gücü Eşitlik (1.78) ile verilmektedir.

$$D_1(X, Y) = \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{M-1} [1 - (1 - \mu_X(u_{ij})) \cdot e^{\mu_X(u_{ij}) - \mu_Y(u_{ij})} - \mu_X(u_{ij}) \cdot e^{\mu_Y(u_{ij}) - \mu_X(u_{ij})}] \quad (1.78)$$

Benzer şekilde X karşısında Y 'nin ayrımsama gücü Eşitlik (1.79) ile gösterilmektedir.

$$D_2(Y, X) = \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{M-1} [1 - (1 - \mu_Y(u_{ij})) \cdot e^{\mu_Y(u_{ij}) - \mu_X(u_{ij})} - \mu_Y(u_{ij}) \cdot e^{\mu_X(u_{ij}) - \mu_Y(u_{ij})}] \quad (1.79)$$

Böylece X ve Y görüntüleri arasındaki bulanık ıraksay Eşitlik (1.80) ile verildiği şekilde hesaplanır.

$$D(X, Y) = D_1(Y, X) + D_2(Y, X) = \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{M-1} [2 - (1 - \mu_X(u_{ij}) + \mu_Y(u_{ij})) \cdot e^{\mu_X(u_{ij}) - \mu_Y(u_{ij})} - (1 - \mu_Y(u_{ij}) + \mu_X(u_{ij})) \cdot e^{\mu_Y(u_{ij}) - \mu_X(u_{ij})}] \quad (1.80)$$

Eşitlik (1.80)'de X orijinal görüntüyü, Y ideal şekilde bölütlenmiş görüntüyü ifade etmektedir. İdeal bölütlenmiş görüntü en iyi şekilde eşiklenerek pikselin nesneye mi arka

plan bölgesine mi ait olduğu belirlenmiş görüntüdür. İdeal eşiklenmiş görüntüde nesneye ait piksellerin üyelik değerleri nesne sınıfı için Eşitlik (1.81) ile gösterildiği üzere

$$\mu_{ij}^{nesne} = 1 \quad (1.81)$$

değerini alır. Aynı durum Eşitlik (1.82) ile görüldüğü üzere arka plan sınıfı içinde geçerlidir.

$$\mu_{ij}^{arkaplan} = 1 \quad (1.82)$$

İdeal olarak bölütlenmiş görüntü Y için üyelik değerlerinin $\mu_Y(u_{ij}) = 1$ alınmasıyla Eşitlik (1.80)'nin yeniden düzenlenmiş hali Eşitlik (1.83) ile verilmiştir.

$$D(X, Y) = \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{M-1} \left[2 - (1 - \mu_X(u_{ij}) + 1) \cdot e^{\mu_X(u_{ij})-1} - (1 - 1 + \mu_X(u_{ij})) \cdot e^{1-\mu_X(u_{ij})} \right] \quad (1.83)$$

Eşitlik (1.83) 'in düzenlenmiş hali Eşitlik (1.84) ile verilmiştir.

$$D(X, Y) = \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{M-1} \left[2 - (2 - \mu_X(u_{ij})) \cdot e^{\mu_X(u_{ij})-1} - (\mu_X(u_{ij})) \cdot e^{1-\mu_X(u_{ij})} \right] \quad (1.84)$$

Tüm eşik gri seviyeler için iraksay hesaplanır. En küçük iraksay değerini veren eşik optimum eşik olarak seçilir.

1.10. Gürültü Tanımı ve Gürültü Çeşitleri

Gürültü, görüntüyü kirlüten ve görüntü kalitesini düşüren harici kaynaklarda oluşan etkidir. Gürültülü görüntü üzerindeki değerler gerçek yoğunluk değerlerini yansıtmazlar [20].

Gürültü oluşmasının nedenlerinden bazıları aşağıdaki gibidir.

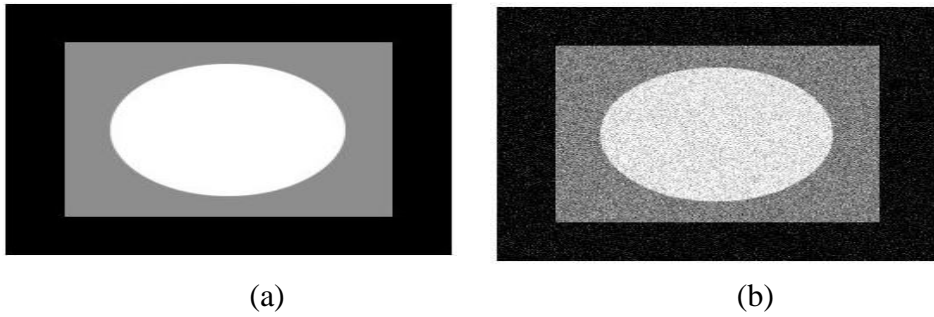
- 1) Görüntü sinyallerinde hata oluşması (Bu durum görüntünün bir yerden bir yere iletilmesinde ortaya çıkar),
- 2) Fotoğraf çekilirken algılayıcıların ısınması,
- 3) ISO (Uluslararası Standartlaşma Organizasyonu) faktörü (ISO numarası kamera algılayıcının ışığı çekme hızıdır. Yüksek ISO kullanılması durumunda gürültü daha belirginleşir),
- 4) Algılayıcı boyutudur.

Sayısal görüntülerde gürültü optik görüntünün sayısal görüntüye çevrilmesi aşamasında oluşur. Bu durumda görüntünün parlaklık değerine rastgele sayı eklenir [20].

Çalışmada Gauss gürültüsü kullanılması sebebiyle bir sonraki başlıkta Gauss gürültüsünden bahsedilecektir.

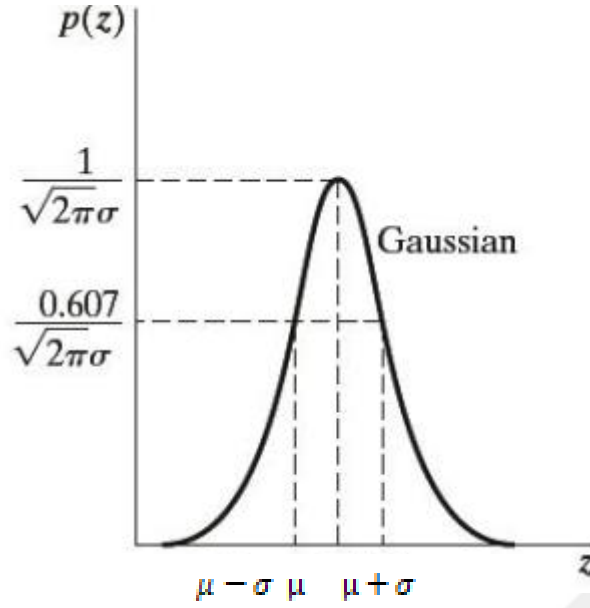
1.10.1. Gauss Gürültüsü

Gauss gürültüsü görüntünün tüm piksellerinin sinyal yoğunluğunu etkiler. Bu gürültü tipi yüksek sıcaklık, düşük aydınlatma ve görüntü iletim sırasında oluşur. Renkli görüntülerde mavi kanal da kırmızı ve yeşil kanala göre daha çok gürültü bulunur. Yoğunluğu frekansa göre değişmeyen gürültüye beyaz gürültü denir. Gauss gürültüsü, beyaz gürültünün özel bir çeşidi olup toplamsal gürültü niteliği taşımaktadır [22].



Şekil 1.18. Gürültüsüz görüntü (a), Gauss gürültüsü eklenmiş görüntü (b)

Şekil 1.18’de gürültüsüz görüntü ve Gauss gürültüsü eklenmiş görüntü örnek olarak verilmiştir. Gauss gürültüsünün dağılım eğrisi ise Şekil 1.19’de gösterilmektedir.



Şekil 1.19. Gauss gürültüsünün dağılım eğrisi [23]

Gauss gürültüsünün, Gauss eğrisi ile ifade edilen bir boyutlu olasılık yoğunluk fonksiyonu ise Eşitlik (1.85)'deki gibi ifade edilmektedir.

$$p(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(z-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (1.85)$$

Burada z , gri ton seviyesini, μ Gauss gürültüsünün ortalama değerini, σ gauss gürültüsünün standart sapmasını ifade etmektedir [23].

1.10.2. Yerel Olmayan Yayınım

Yerel olmayan komşuluk süzgeçleri doku, kenar bilgisinin korunması, bulanıklığın önlenmesi, yüksek frekanslı sinyallerle (gürültülerle) mücadele etmek için kullanılır.

Ön işleme aşamasında görüntünün farklı bölümlerinin benzerlikleri bulunur. Düzenleştirme basamağında düşme akış yöntemi ya da en küçükleme problemi çözülür. Böylece yerel olmayan ortalama yöntemi genelleştirilmiş olur [24].

Düzenleştirme fonksiyoneli $J(u)$ Eşitlik (1.86)'daki gibidir.

$$J(u) = \frac{1}{4} \int_{\Omega \times \Omega} (u(X) - u(Y))^2 w(X, Y) dx dy \quad (1.86)$$

Görüntü işlemede ağırlık fonksiyonu görüntü özelliklerine dayanır. Bu özellik X ve Y noktalarının komşuluk özellikleri arasındaki yakınlığa bağlıdır [24]. Enerji fonksiyonelimiz E 'yi Eşitlik (1.87)'deki gibi düzenleme fonksiyonimize eşit olarak alırsak yani uygunluk terimi kullanmadan yumuşatma terimini enerji fonksiyoneli olarak alırsak ve Eşitlik (1.88)'deki Euler-Lagrange düşme akış formülünü kullanarak görüntümüzü zamana bağlı olarak türetirsek yerel olmayan ağırlıklandırılmış yayılım eşitliği Eşitlik [1.89] da görüldüğü gibi elde edilir.

$$E=J(u)(x) \quad (1.87)$$

$$\frac{\partial u}{\partial t} = -\left[\frac{\partial E}{\partial u} - \frac{\partial}{\partial X} \frac{\partial E}{\partial u_X} - \frac{\partial}{\partial Y} \frac{\partial E}{\partial u_Y}\right] \quad (1.88)$$

$$u_t(X) = -J'(u)(X) = -\int_{\Omega} (u(X) - u(Y))w(X, Y)dy \quad (1.89)$$

2. YAPILAN ÇALIŞMALAR, BULGULAR VE İRDELEME

2.1. Literatür Taraması

Chabrier ve arkadaşları tarafından geliştirilen yöntem, hem gri seviyeli hem de çok bileşenli görüntülere uygulanabilir [25]. Genetik algoritma kullanılarak görüntü bölütleme işleminin optimizasyon sorunu çözülmüştür. Çalışmada genetik algoritma kullanılmasının temel amacı sezgisel eşik değerinin belirlenmesi, analiz pencere boyutunun seçilmesi, bölütleme işleminin optimal sayıda bölgeye bağlı olarak yapılmasını sağlamaktır.

Li ve arkadaşları tarafından geliştirilen yöntemde yeni bir değişimsel seviye küme denklemi önerilmiştir [11]. Bu yöntem seviye küme fonksiyonunun düzenliliğini korumaktadır ve seviye küme evrim formülüne uzaklık düzenlileştirme terimi eklenerek oluşturulmuştur. Böylece seviye küme yöntemine göre daha büyük zaman adımı seçilerek işlem sayısı ve işlem süresi oldukça düşmektedir. Bu işlem esnasında yeterli nümerik doğruluk sağlanmaktadır.

Li ve arkadaşları tarafından geliştirilen yöntemde, yeni bir düzey küme yaklaşımı ileri sürülerek yoğunlukların homojen olmadığı durumda bölütleme işleminin doğruluğunu arttırmak amaçlanmıştır [10]. Çalışmada veri uygunluk enerjisi çevrit ve iki uygunluk fonksiyonu tarafından tanımlanmıştır. Veri uygunluk terimi, bölgelerdeki yerel yoğunluk bilgisi çıkarılarak çevritin hareket yönünün belirlenmesi için kullanılmıştır. Seviye küme fonksiyon düzenliliği ise seviye küme düzenlileştirme terimi ile sağlanmıştır.

Li ve arkadaşları tarafından geliştirilen çalışmada ileri sürülen yöntem görüntünün yoğunluğunun homojen olmaması durumunda bölütleme işlemini doğru şekilde yapabilmek için ileri sürülmüştür [26]. Çalışmada her noktanın komşuluğu için yerel kümeleme kriter fonksiyonu tanımlanmıştır. Bu yerel kriter fonksiyonları komşuluk merkezleri dikkate alarak birleştirilerek bölütleme için global kriter tanımlanmıştır. Seviye küme formülünde bu kriter, seviye küme fonksiyonu açısından enerjiyi tanımlamaktadır. Bu seviye küme fonksiyonu görüntü alanını bölmektedir. Sapma alanı ise görüntünün homojen olmayan yoğunluklarını gösterir. Enerji minimize edilerek bu 2 hesaplamayı eş zamanlı olarak gerçekleştirir. Bu yöntem iyi tanınan yumuşatma modellerine göre daha hızlı, daha doğru ve başlatılmaya daha dayanıklıdır.

Zhang ve arkadaşları tarafından geliştirilen çalışmada bölge tabanlı düzey küme modeli ileri sürülmüştür [27]. Yerel görüntü uygunluk enerjisi görüntünün yerel bilgisinin çıkarılması için kullanılmıştır. Böylece bölütleme işlemi homojen olmayan bölgeler içinde yapılabilir hale gelmiştir. Çalışmada ayrıca Gauss filtresi uygulanmıştır. Bu işlem işlemsel maliyeti arttırmakla birlikte seviye küme fonksiyonunun düzgünlüğünü garanti etmektedir.

Chaira ve arkadaşları tarafından geliştirilen çalışmada, yeni eşikleme yöntemi olarak bulanık ıraksay ileri sürülmüştür [28]. Gama dağılımı piksellerin üyelik derecelerini belirlemek için kullanılmıştır. Bulanık ıraksay minimize edilerek tek seviyeli, iki seviyeli ve çok seviyeli eşiklemeler de iyi sonuçlar elde edilmiştir.

Chaira ve arkadaşları önerilen çalışmada, bulanık küme yaklaşımı gama üyelik fonksiyonu ile birleştirilerek yeni bir eşikleme yöntemi ileri sürmüştür [29]. Bulanık yöntemler bulanık eşik seçilmesi için uygulanmıştır. Bulanık ıraksay, doğrusal indeks, ikinci derece indeks için en küçük değer eşik olarak seçilirken, bulanık yoğunluk ve bulanık benzerlik için en büyük değer eşik olarak seçilmiştir. Yapılan çalışma, Huang'ın Shannon dağıntısı (entropisi) ve ters üyelik fonksiyonunun kullanıldığı çalışma ile kıyaslanmıştır. Yapılan çalışma süre olarak daha iyi sonuç vermektedir. Ayrıca bulanık ıraksay, ikinci dereceden ıraksay, doğrusal indeks ve bulanık benzerlik yöntemi kıyaslanılan çalışmaya göre daha iyi sonuç vermiştir.

Sarkar ve arkadaşları önerilen çalışmada bulanık dağıntı yaklaşımı çok seviyeli görüntüleri bölütlemek için kullanılmıştır [30]. Elde edilen dağıntı eşik değerinin elde edilmesi için optimize edilmiştir. Uygulanacak optimizasyon işlemi için daha doğru ve hızlı şekilde sonuca yaklaşmayı sağlayan farksal gelişim algoritması kullanılmıştır. Yapılan çalışma, Shannon dağıntı ile kıyaslanmıştır. Önerilen yaklaşımın özellik benzerlik indeksi, karmaşık dalgacık yapısal benzerlik indeksi ve görsel sonuçlar açısından daha iyi sonuç verdiği gösterilmiştir.

Zhang ve arkadaşlarının geliştirdiği çalışmada görüntü nütrosifik alana çevrilmiştir, ardından havza bölütleme işlemi gerçekleştirilerek bölütleme sonuçları elde edilmiştir [31]. Yapılan çalışma piksel tabanlı, bölge tabanlı, kenar tabanlı yöntemler ve var olan iki havza yöntemi ile kıyaslanarak ileri sürülen yöntemin düzgün dağılımlı olmayan görüntülerde ve gürültülü görüntülerde daha iyi sonuç verdiği gösterilmiştir.

Görüntüde gürültü azaltma işleminde ise yayılım süzgeci ile ilgili kaynaklar diğer yöntemlere göre kısıtlı olmakla birlikte yapılan çalışmalarda pikseller üzerinde işlem

yaparken sonlu farklar yöntemi kullanılmaktadır. Bununla birlikte yarı örtük yöntemler de gittikçe popüler olmaya başlamıştır [32, 33, 34]. Sonlu farklar yöntemini dikkate almayan diğer yöntemler ise şu çalışmalarda kullanılmıştır: Dalgacıklar yöntemi [36, 37], sonlu ve tümleyici yoğunluk şeması [35], sözde spektral yaklaşımlar [36], Lattice Boltzmann yöntemi [36] ve olasılıksal benzetim simülasyonlardır [38].

Weickert ve arkadaşları tarafından ileri sürülen çalışmada yerel olmayan komşuluk süzgeçlerinin olasılıksal yorumu dikkate alınmıştır [39]. Yayınım operatörünün öz yapısı, gürültü azaltma yöntemlerinin performansı ve limitleri hakkında farklı bir bakış açısı gözler önüne serilmiştir.

Frangakis ve arkadaşları tarafından ileri sürülen çalışmada doğrusal olmayan eş yönsüz yayınım yöntemi kullanılarak gürültü azaltma işlemi gerçekleştirilmiştir [40]. Görüntünün sinyal yapısı korunmuştur. Alçak geçiren süzgeç ile ortalama süzgeç, değişmez dalgacık dönüşüm süzgecine göre daha iyi sonuçlar üretmiştir.

2.2. Önerilen Yöntem

Yapılan çalışmalarda gürültüsüz girdi görüntüsü, gürültülü girdi görüntüsü, gürültüsü yerel olmayan yayınım yöntemi [20] ile azaltılmış olan görüntüler kullanılmıştır. Önerilen yöntemin işlem basamakları aşağıdaki şekilde verilmiştir.

1. Görüntünün dağılım eğrisi elde edildi. Dağılım eğrisinin yerel maksimum değerleri hesaplanır.
2. Yerel maksimum değerlerinin ortalaması hesaplanır.

$$\overline{H_{1S_{maks}}(g)} = \frac{H_{1S_{maks}}(g_i)}{n} \quad (2.1)$$

3. $\overline{H_{1S_{maks}}(g)}$ 'dan büyük olan en küçük yerel maksimum değerleri için, g_{min} , $\overline{H_{1S_{maks}}(g)}$ değerinden büyük olan en büyük yerel maksimum değeri için ise g_{maks} gösterimi kullanılmıştır.
4. a ve c parametreleri Eşitlik (2.2) ve Eşitlik (2.3) ile hesaplanmıştır.

$$a = (1 - f_1)(g_1 - g_{min}) + g_{min} \quad (2.2)$$

$$c = f_1(g_{maks} - g_n) + g_n \quad (2.3)$$

Bu hesaplama işlemi için f_1 değeri görüntüye göre deneysel olarak alınmıştır. g_1 , minimum gri seviye değerini, g_n değeri ise maksimum gri seviye değerini ifade etmektedir. Örnek olarak f_1 değerinin sıfır alınması durumunda $a=0$ ve c =maksimum gri seviye değeri olmaktadır. f_1 değeri çoğunlukla 0.01 olarak alınmıştır.

5. Dağıntı belirsizliğin, beklenmeyen durumun ortaya çıkma olasılığını gösterir. Rastgele değişkenin belirsizlik ölçütünü ifade eder. 0 ile 1 arasında değer alır [47]. Maksimum dağıntı prensibine göre dağıntı ne kadar yüksek olursa görüntü o kadar çok bilgi barındırır. Bu sebeple maksimum dağıntı değerini verecek olan b değeri kullanılarak elde edilecek olan $SÜF$ üyelik fonksiyonu ile nötrosifik alana geçilecektir. Maksimum dağıntı prensibi Eşitlik (2.4) ile verilmektedir.

$$H(X) = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N S_n(T(x, y)) \quad (2.4)$$

Eşitlik (2.4)'de verilen $S_n(\cdot)$ Shannon fonksiyonu (2.5) numaralı eşitlikte verilmiştir. Maksimum dağıntı tüm olasılık değerlerinin birbirine eşit çıkması durumunda sağlanmaktadır.

$$S_n(T(x, y)) = -T(x, y) \log_2 T(x, y) - (1 - T(x, y)) \log_2 (1 - T(x, y))$$

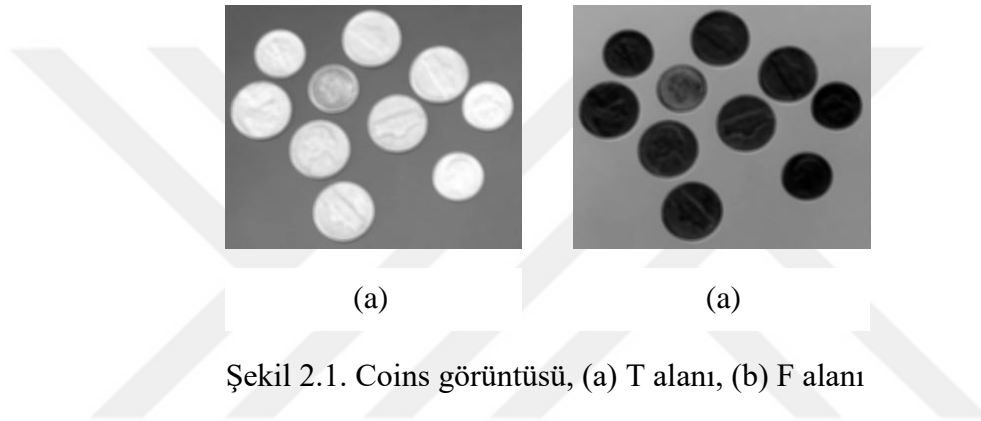
$$x=1,2,\dots,M, y=1,2,\dots,N \quad (2.5)$$

6. Nötrosifik alana geçmek için kullanılacak olan $SÜF$ üyelik fonksiyonu Eşitlik (2.6) ve Eşitlik (2.7) ile verilmektedir.

$$T(x, y) = SÜF(g_{xy}, a, b, c) = \begin{cases} 0 & 0 \leq g_{xy} \\ \frac{(g_{xy}-a)^2}{(b-a)(c-a)} & a \leq g_{xy} \leq b \\ 1 - \frac{(g_{xy}-c)^2}{(c-b)(c-a)} & b \leq g_{xy} \leq c \\ 1 & g_{xy} \geq c \end{cases} \quad (2.6)$$

$$F(x, y) = 1 - T(x, y) \quad (2.7)$$

Eşitlik (2.6) ve Eşitlik (2.7)'de $P(x, y)$ pikseli için yoğunluk değeri g_{xy} olmak üzere değişkenler a ve c katsayıları SUF fonksiyonunun şeklini belirlemektedir. Örnek olarak coins görüntüsü üzerinde Eşitlik (2.6) ve Eşitlik (2.7)'nin uygulanması sonucu elde edilen görüntüler Şekil 2.1'de gösterilmiştir.

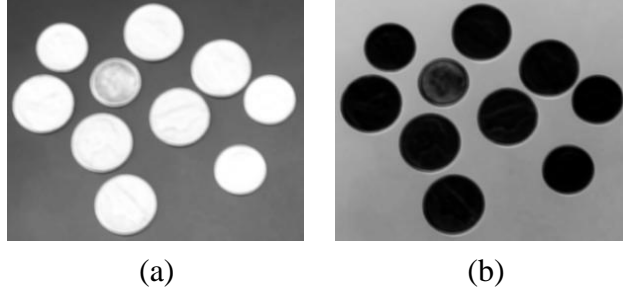


Şekil 2.1. Coins görüntüsü, (a) T alanı, (b) F alanı

Dönüşüm yapılan alanda görüntünün iyileştirilmesi için kontrast yoğunlaştırma işlemi gerçekleştirilmektedir. Bu işlemde amaç görüntü kontrastlığını arttırmak ve bulanıklığı azaltmaktır. Bu işlem yoğunlaşma ve genişleme işleminin birleşiminden oluşur. Üyelik derecesi 0.5'ten küçük olan değerler için üyelik derecesini azaltırken 0.5 değerinden büyük olan üyelik dereceleri için üyelik derecelerini artırır. Bu işlem üyelik fonksiyonunun dikleşmesine sebep olmaktadır [41]. Kontrast yoğunlaştırma işlemi Şekil 2.2'de verildiği şekilde yapılır.

$$E(T(x, y)) = \begin{cases} 2T^2(x, y), & \text{eğer } 0 \leq T(x, y) \leq 0.5 \\ 1 - 2(1 - T^2(x, y))^2, & \text{eğer } 0.5 < T(x, y) \leq 1 \end{cases} \quad (2.8)$$

İyileştirilmiş T ve F alanları Şekil 2.2'de verilmiştir.



Şekil 2.2. İyileştirilmiş, (a) T alanı, (b) F alanı

7. Bulanık ıraksay tabanlı eşikleme işlemi gerçekleştirebilmek için nesne ve arka plan bölgeleri için ortalama hesaplandı bu ortalama değeri kullanılarak gamma üyelik fonksiyonu hesaplanır. Bulanık ıraksama değerinin minimum olduğu değer eşik değeri olarak seçildi. Bulanık ıraksay tabanlı eşikleme işlemi T ve F bölgeleri için ayrı ayrı hesaplanır.
8. Gürültünün standart sapması hesaplanır. Bu işlemde amaç yerel bölgedeki kontrastlığın belirlenmesidir.

(x,y) merkezli $d \times d$ boyutlu pencerede standart sapma hesaplanmaktadır. Yeterli yerel bilginin alınabilmesi için pencere boyutu yeterli derecede yüksek çıkmalıdır.

$$sd(x,y) = \sqrt{\frac{\sum_{p=x-\frac{(d-1)}{2}}^{x+\frac{(d-1)}{2}} \sum_{q=y-\frac{(d-1)}{2}}^{y+\frac{(d-1)}{2}} (g_{pq} - \mu_{xy})^2}{d^2}} \quad (2.9)$$

Eşitlik (2.9)'da μ_{xy} , pencere içindeki ortalama parlaklık değerini ifade etmektedir.

9. Süreksizliği hesaplamak için Prewitt işleci kullanılmaktadır. Bu işlemde amaç gri seviyedeki değişimi ifade eden süreksizliği belirlemektir.

$$eg(x,y) = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (2.10)$$

Eşitlik (2.10)'da G_x ve G_y yatay ve dikey yöndeki türevleri ifade etmektedir.

10. Normalized edilmiş standart sapma ve süreksizlik yardımıyla homojenlik Eşitlik (2.11) ile verilmektedir.

$$H(x, y) = 1 - \frac{sd(x, y)}{sd_{maks}} \times \frac{eg(x, y)}{eg_{maks}} \quad (2.11)$$

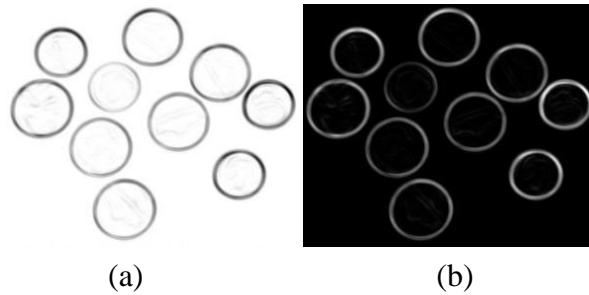
Eşitlik (2.11)'de $sd_{maks} = maks\{sd(x, y)\}$ ve $eg_{maks} = maks\{eg(x, y)\}$ değerlerini ifade etmektedir.

Ayrıca, Eşitlik (2.11)'de ile hesaplanan homojenlik değeri nesne ve arka planda daha yüksektir. Çünkü nesne ve arka plan kenara göre daha tekdüzedir

11. Belirsizlik, Eşitlik (2.12) ile hesaplandı. Tekdüzelik arttıkça pikselin belirsizlik değeri azalmaktadır.

$$I(x, y) = 1 - H(x, y) \quad (2.12)$$

Eşitlik (2.11) ve Eşitlik (2.12)'de verilen homojenlik ve belirsizlik denklemlerinin görsel sonucu Şekil 2.3'de gösterilmiştir.

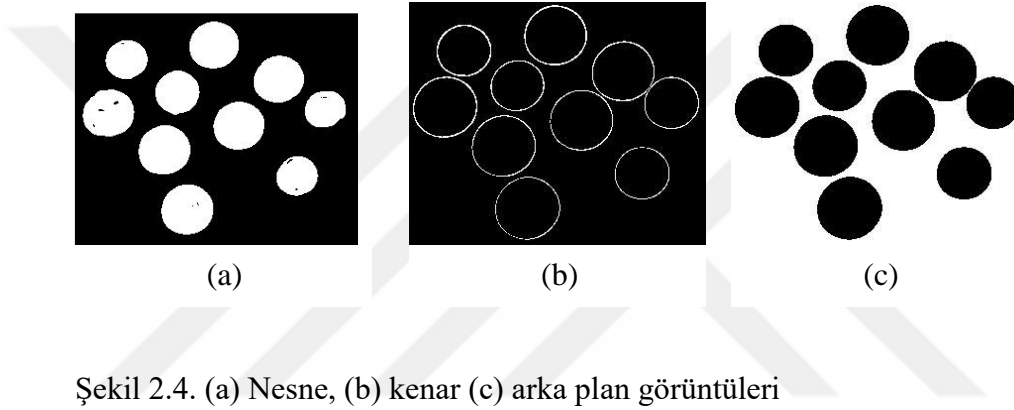


Şekil 2.3. (a) Homojenlik görüntüsü, (b) belirsizlik görüntüsü

12. Görüntü $\{T, I, F\}$ 'yi temel olarak ikili görüntüye çevrilir. Bu işlemde kullanılan λ değeri görüntüye bağlı olarak seçilmektedir. İncelenen çeşitli sığır görüntülerinde en iyi nicel sonuçlar $\lambda = 0.09$ alınması durumunda sağlanmıştır. Örneğin $\lambda \gg 0.09$ olması durumunda O, E ve B tanımlamalarına göre kenar bilgisi azalmakta belirlenen O ve B miktarı artmaktadır. Bu işleme bağlı olarak yanlış belirlenen bölgeler ortaya çıkabilmektedir.

$$\begin{aligned}
O(x,y) &= \begin{cases} \text{doğru,} & T(x,y) \geq t, I(x,y) < \lambda \\ \text{yanlış,} & \text{diğer} \end{cases} \\
E(x,y) &= \begin{cases} \text{doğru,} & T(x,y) \geq t \text{ ya da } F(x,y) < f, I(x,y) \geq \lambda \\ \text{yanlış,} & \text{diğer} \end{cases} \\
B(x,y) &= \begin{cases} \text{doğru,} & T(x,y) \geq F, I(x,y) < \lambda \\ \text{yanlış,} & \text{diğer} \end{cases}
\end{aligned} \tag{2.13}$$

Eşitlik (2.13)'de verilen nesne, kenar ve arka plan görüntüleri Şekil 2.4 ile verilmiştir.



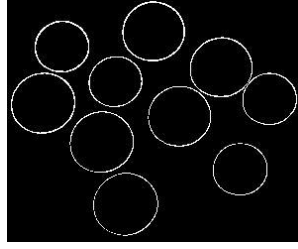
Şekil 2.4. (a) Nesne, (b) kenar (c) arka plan görüntüleri

Eşitlik (2.13)'de t , T alanı üzerinde hesaplanmış bulanık eşik değeri, f , F alanı üzerinde hesaplanmış bulanık eşik değerini ifade etmektedir. λ değeri görüntüye bağlı olarak deneysel olarak seçilmektedir. Belirsizliğin yüksek olduğu durumlarda λ değeri 0.01 değerine göre daha küçük olarak seçilmektedir. O , görüntüdeki nesnelere, E görüntüdeki kenarları, B görüntünün arka planını ifade etmektedir.

13. O , E , B belirlendikten sonra ikili görüntü elde etmek için Eşitlik (2.14) ile gösterildiği gibi arka plan ve objeye ait piksel değerleri sıfır, kenara ait piksel değerleri bir olarak alınmıştır.

$$\text{ikili}(x,y) = \begin{cases} 0 & O(x,y) \vee B(x,y) \vee \overline{E(x,y)} \\ 1 & \text{diğer} \end{cases} \tag{2.14}$$

Eşitlik (2.14) ile verilen ikili görüntünün çıktısı Şekil 2.5 ile verilmiştir.



Şekil 2.5. İkili kenar görüntüsü

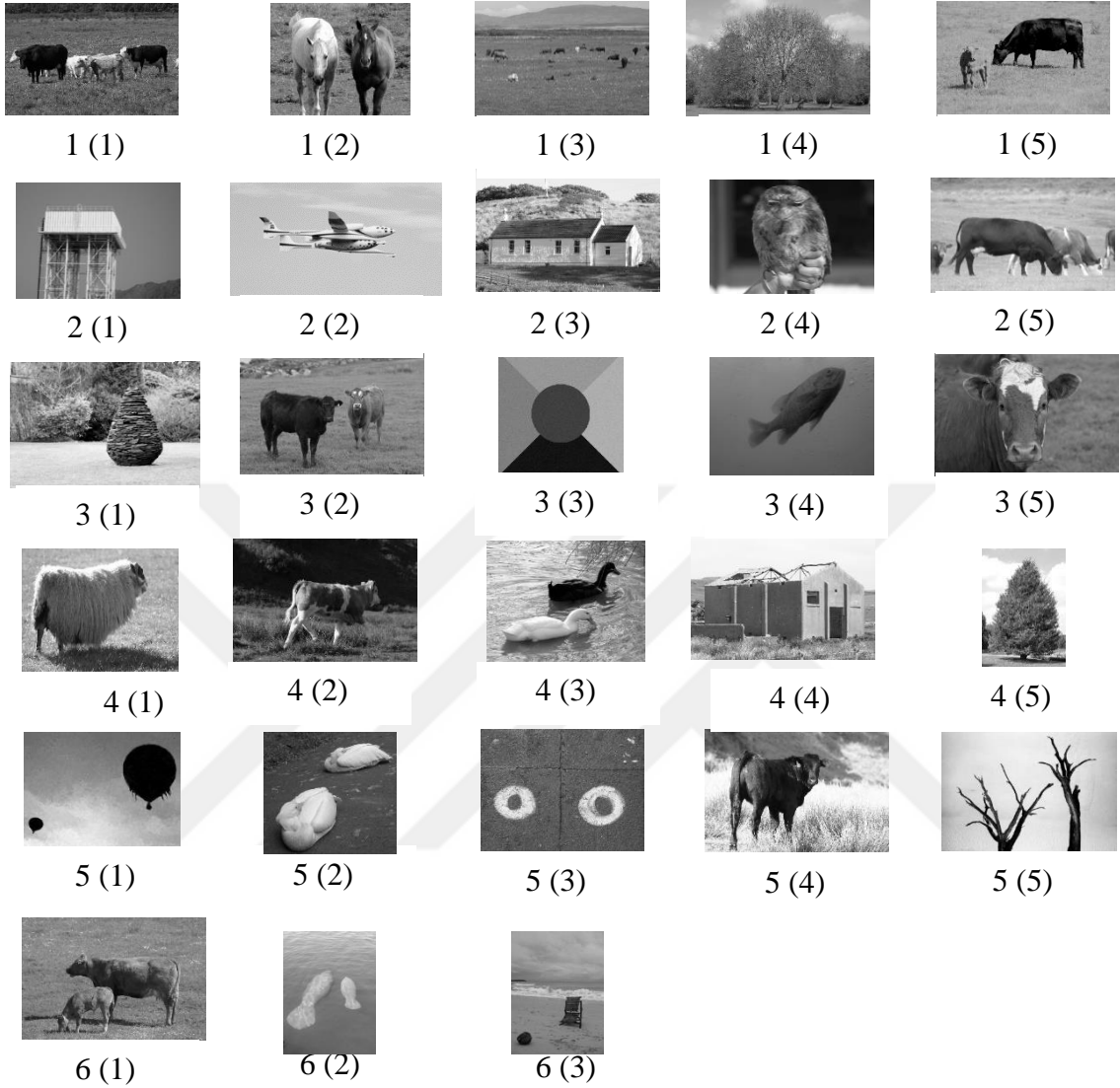
Şekil 2.5.'de görüldüğü üzere ikili görüntü elde edilerek kenar belirlemede oluşan hatalar gözardı edilerek iyileşme sağlanmıştır.

2.2.1. Yapılan Deneysel Çalışmalar

Yapılan çalışma Matlab2017 üzerinde hazırlanmıştır. Uygulama görüntüleri Segmentation Evaluation veri tabanı [42] ve Microsoft Research Cambridge Object Recognition Image veri tabanından [43] alınmıştır. Çalışmada önerilen yöntem ile diğer yöntemler kıyaslanmaktadır.

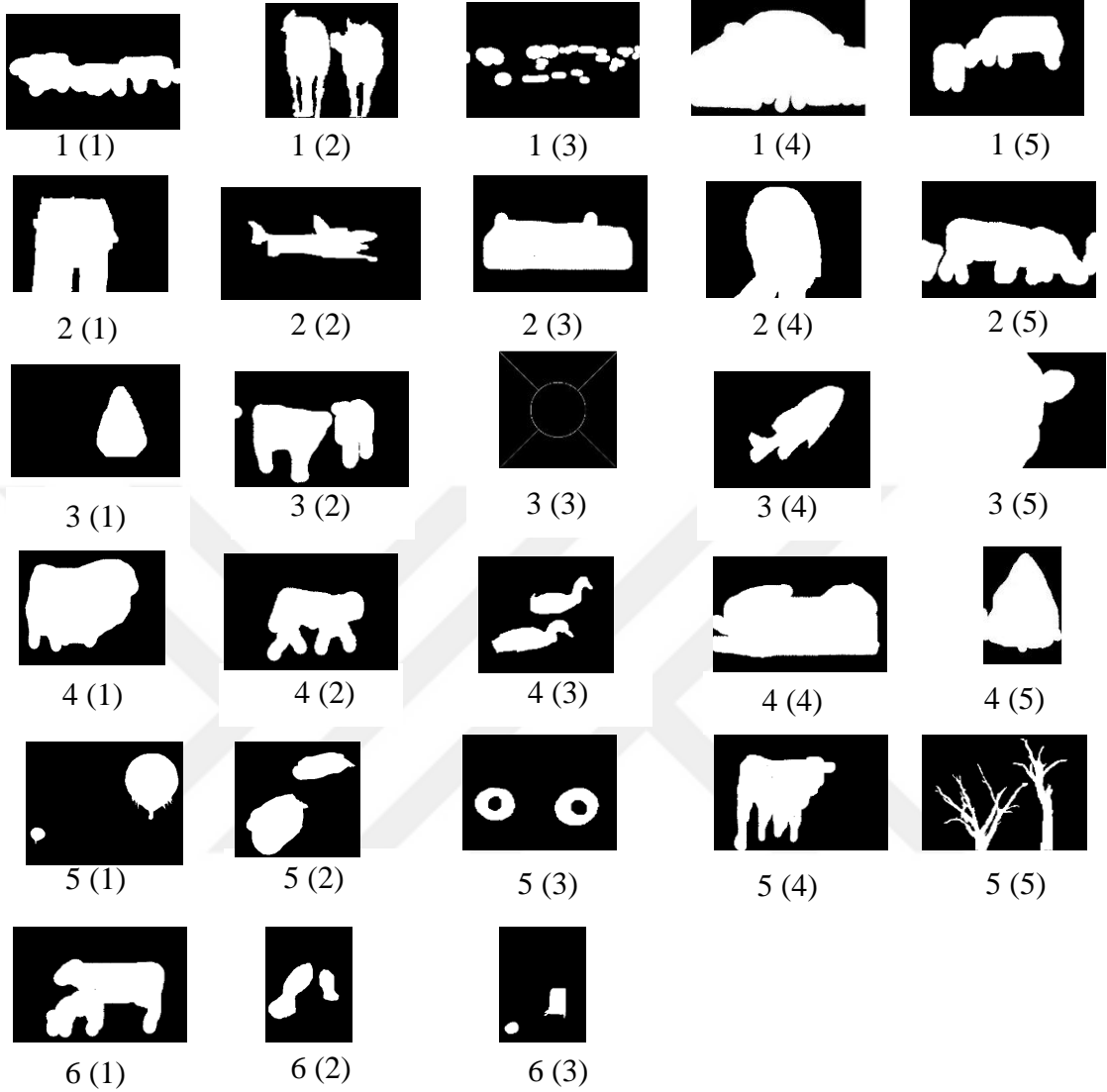
Uygulamanın ilk aşaması olarak farklı görüntülerden elde edilen sonuçların değerlendirilerek elde edilen sonuçlara bağlı olarak değerlendirme kriterleri göz önüne alındığında en iyi sonucu veren lamda değer aralığı belirlenmiştir. Uygulamanın devamında ise seviye küme gelişim yöntemi, bulanık dağıntı yaklaşımı, uzaklık düzenlileştirme terimi eklenerek geliştirilmiş olan seviye küme gelişim yöntemi ve önerilen nütrosifik tabanlı bulanık eşikleme yöntemi sonuçları doğruluk, Kappa katsayısı, hassaslık ve görsel açıdan kıyaslanmıştır.

Çalışmada kullanılan görüntülerin bir kısmı Şekil 2.6. ile verilmiştir. İncelenen görüntülerde genel olarak en iyi nicel sonuçları veren lamda aralığı ince detay içeren görüntüler için 0.6 civarında değer alırken ince detay içermeyen görüntüler için bu değer oldukça düşmektedir. Öyle ki 0.01 ile 0.18 aralığında lamda değeri yaygın olarak kullanılmaktadır.



Şekil 2.6. Çalışmada kullanılan test görüntüleri

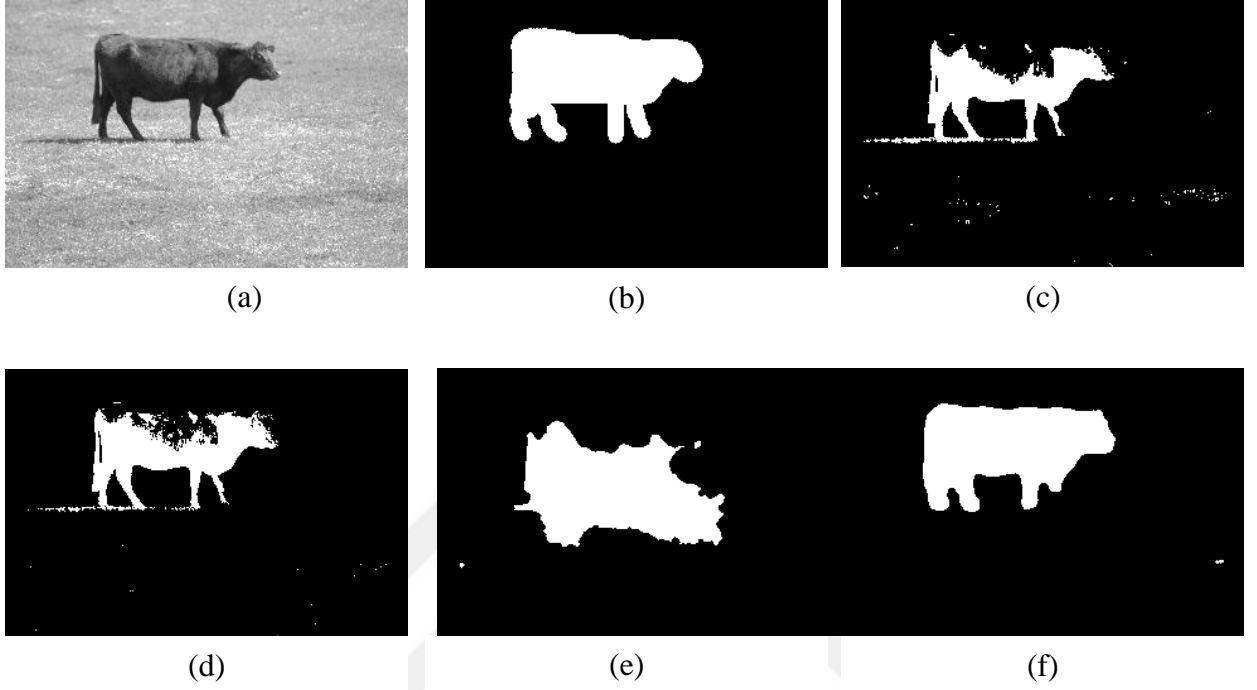
Şekil 2.6 ile verilen test görüntülerine ait ortalama doğruluk, ortalama kappa, ortalama hassaslık değerleri Tablo 2.1 ile verilmiştir.



Şekil 2.7. Kesin referans görüntüleri

Tablo 2.1. Test görüntüleri kullanılarak kıyaslama yapılan yöntemler için ortalama doğruluk ortalama Kappa katsayısı ve ortalama hassasiğe ait sonuçlar

Yöntem	Doğruluk	Kappa Katsayısı	Hassaslık
RLSE	0.7823	0.4422	0.6701
Bulanık Dağıntı Tabanlı Eşikleme	0.7581	0.4606	0.7235
DRLSE	0.8377	0.6127	0.6822
Önerilen Yöntem	0.8732	0.6739	0.7414



Şekil 2.8. Önerilen yöntemin diğer yöntemler ile kıyaslanması, (a) Orijinal sığır görüntüsü, (b) kesin referans, (c) düzey küme yöntemi, (d) bulanık dağıntı tabanlı eşikleme yöntemi, (e) uzaklık düzey küme yöntemi, (f) önerilen yöntemle ait görsel sonuçlar

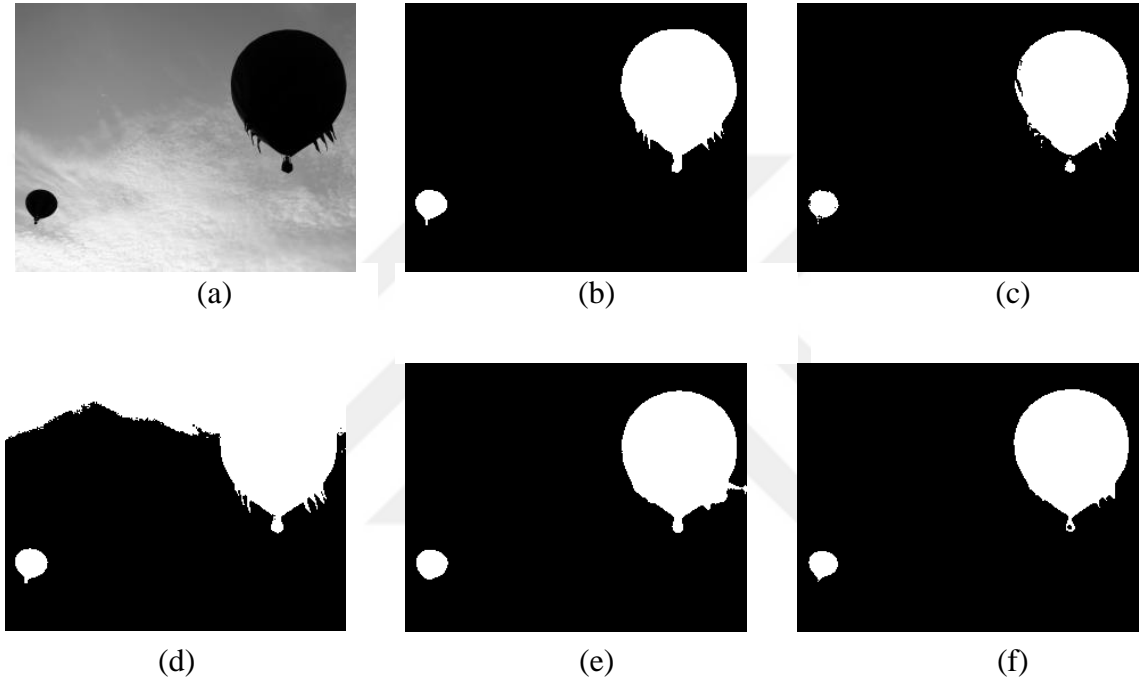
Şekil 2.8’de görsel sonuçları verilen yöntemlere ait doğruluk, Kappa katsayısı ve hassaslığa ait sonuçlar Tablo 2.2’de verilmiştir. Şekil 2.8 için lamda değeri 0.15 olarak alınmıştır.

Tablo 2.2. Sığır görüntüsü için kıyaslama yapılan yöntemler için doğruluk ve Kappa katsayısı ve hassaslık ait sonuçlar

Yöntem	Doğruluk	Kappa Katsayısı	Hassaslık
RLSE	0.9332	0.6532	0.8771
Bulanık Dağıntı Tabanlı Eşikleme	0.9427	0.7059	0.8900
DRLSE	0.8461	0.3668	0.4551
Önerilen Yöntem	0.9764	0.8973	0.9269

Şekil 2.8 ve Tablo 2.2’de görüldüğü üzere önerilen yöntem diğer yöntemlere göre nitelik ve nicelik açısından daha iyi sonuç vermektedir.

Şekil 2.9 önerilen yöntem ve diğer yöntemler kullanılarak gürültüsüz balon görüntüsünden elde edilmiş olan görsel sonuçlar verilmiştir. Şekil 2.9 için lamda değeri 1.8 olarak alınmıştır.



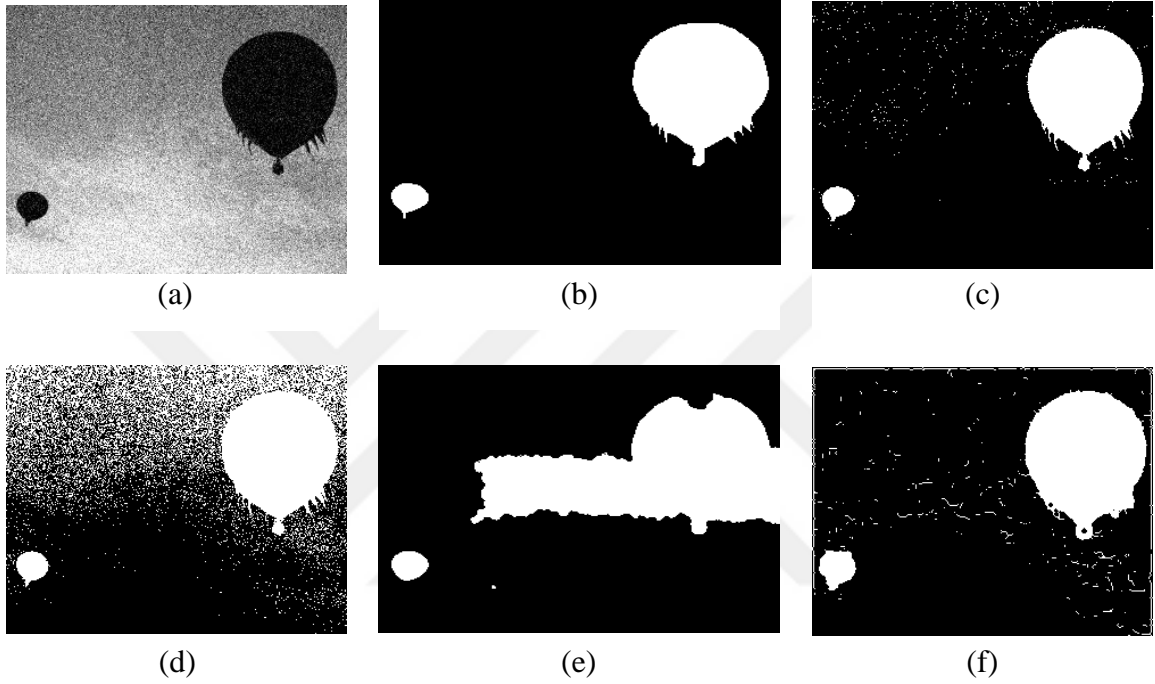
Şekil 2.9. Önerilen yöntemin diğer yöntemler ile kıyaslanması, (a) Orijinal balon görüntüsü, (b) kesin referans, (c) RLSE yöntemi, (d) bulanık dağıntı tabanlı eşikleme yöntemi, (e) DRLSE yöntemi, (f) önerilen yönteme ait görsel sonuçlar

Tablo 2.3. Kıyaslama yapılan yöntemler için gürültüsüz görüntü üzerinde elde edilmiş olan doğruluk ve Kappa katsayısı, hassaslık değerine ait sonuçlar

Yöntem	Doğruluk	Kappa Katsayısı	Hassaslık
RLSE	0.9909	0.9588	0.9937
Bulanık Dağıntı Tabanlı Eşikleme	0.8007	0.4652	0.3937
DRLSE	0.9896	0.9545	0.9378
Önerilen Yöntem	0.9943	0.9747	0.9726

Şekil 2.9 ve Tablo 2.3’de görüldüğü üzere önerilen yöntem nitelik ve nicelik açısından oldukça iyi sonuçlar vermektedir.

Şekil 2.10. önerilen yöntem ve diğer yöntemler için gürültüsünün standart sapması 30 olan balon görüntüsünden elde edilmiş olan görsel sonuçlar verilmiştir.



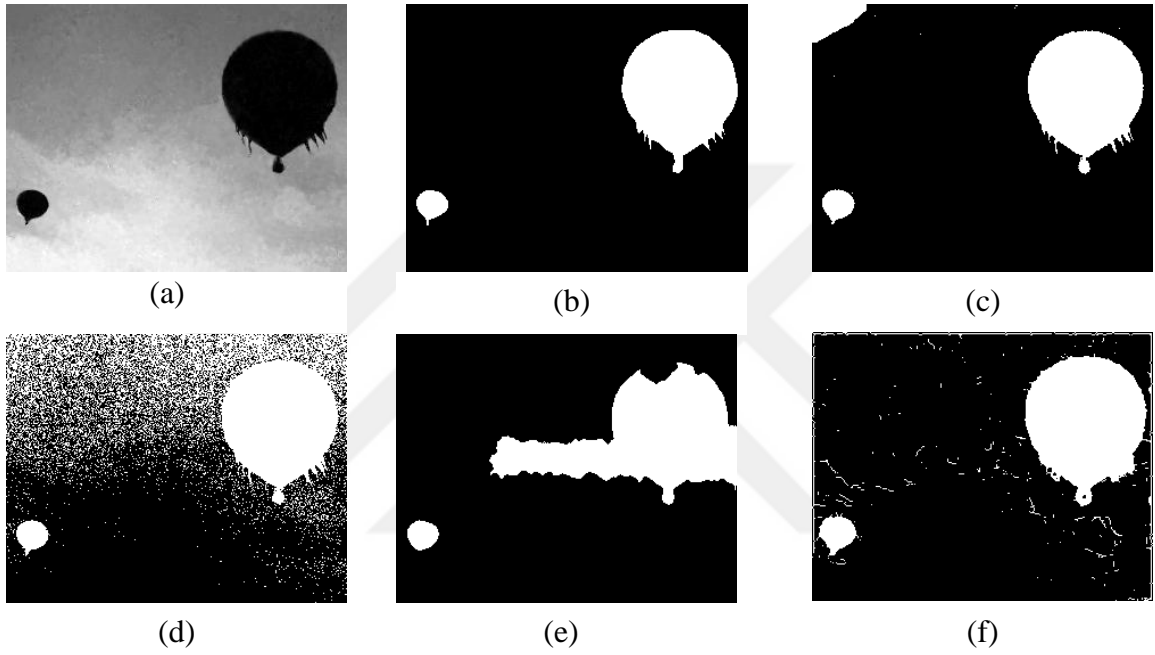
Şekil 2.10. Önerilen yöntemin diğer yöntemler ile kıyaslanması, (a) gürültülü balon görüntüsü, (b) kesin referans, (c) RLSE yöntemi, (d) bulanık dağıntı tabanlı eşikleme yöntemi, (e) DRLSE yöntemi, (f) önerilen yöntemle ait görsel sonuçlar

Tablo 2.4. Kıyaslama yapılan yöntemler için standart sapması 30 olan gürültü eklenmiş görüntüden elde edilmiş olan doğruluk ve Kappa katsayısı, hassaslık değerlerine ait sonuçlar

Yöntem	Doğruluk	Kappa Katsayısı	Hassaslık
RLSE	0.9792	0.9129	0.9343
Bulanık Dağıntı Tabanlı Eşikleme	0.7924	0.4514	0.3838
DRLSE	0.8751	0.5949	0.5348
Önerilen Yöntem	0.9594	0.8408	0.9715

Şekil 2.10 ve Tablo 2.4’de görüldüğü üzere RLSE yöntemi diğer yöntemlere göre nitelik ve nicelik açısından oldukça iyi sonuçlar vermektedir.

Şekil 2.11 önerilen yöntem ve diğer yöntemler için gürültünün standart sapması 30 alınması durumunda balon görüntüsünün gürültüsünün yerel olmayan yayılım yöntemi ile azaltılmış halinden elde edilmiş olan görsel sonuçlar verilmiştir.

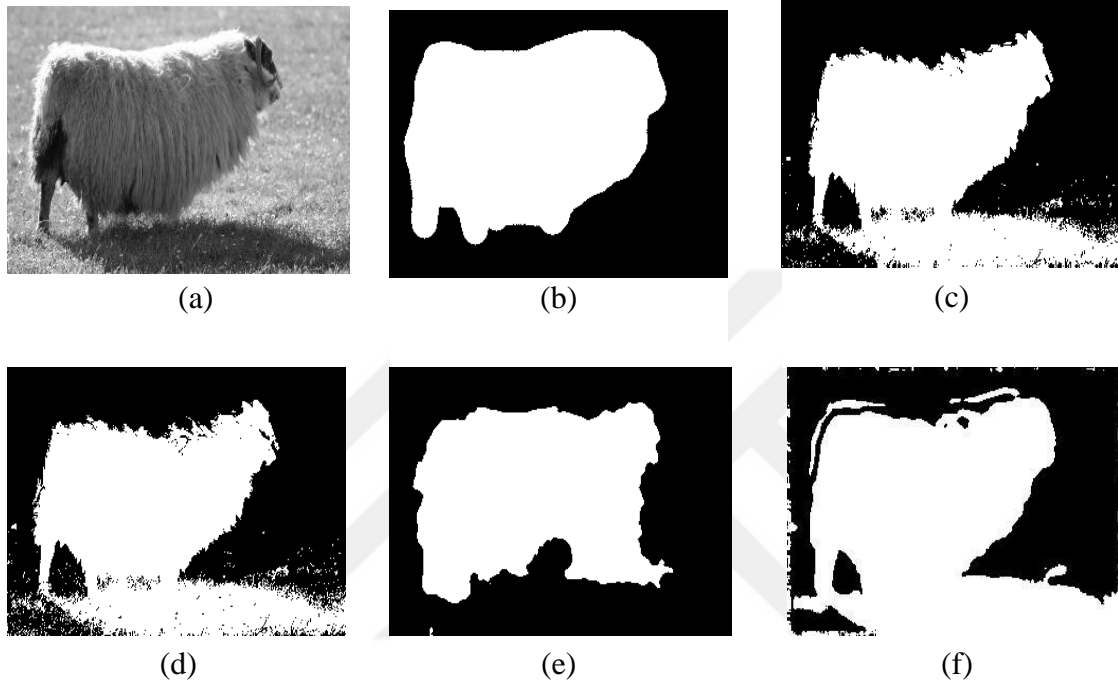


Şekil 2.11. Önerilen yöntemin diğer yöntemler ile kıyaslanması, (a) yerel olmayan yayılım yöntemi ile gürültüsü azaltılmış olan balon görüntüsü, (b) kesin referans, (c) RLSE yöntemi, (d) bulanık dağıntı tabanlı eşikleme yöntemi, (e) DRLSE yöntemi, (f) önerilen yöntemle ait görsel sonuçlar

Tablo 2.5. Kıyaslama yapılan yöntemler için gürültüsü yerel olmayan yayılım yöntemi ile azaltılmış görüntüler üzerinde elde edilmiş olan doğruluk, Kappa katsayısı ve hassaslığa ait sonuçlar

Yöntem	Doğruluk	Kappa Katsayısı	Hassaslık
RLSE	0.9891	0.9530	0.8722
Bulanık Dağıntı Tabanlı Eşikleme	0.7955	0.4571	0.3876
DRLSE	0.9219	0.7102	0.6581
Önerilen Yöntem	0.9605	0.8447	0.9662

Şekil 2.11 ve Tablo 2.5’de görüldüğü üzere gürültü azaltma işlemi uygulanarak elde edilmiş olan sonuçlar, gürültülü görüntüye kullanılarak elde edilen sonuçlara göre nitelik ve nicelik bakımından daha üstündür.



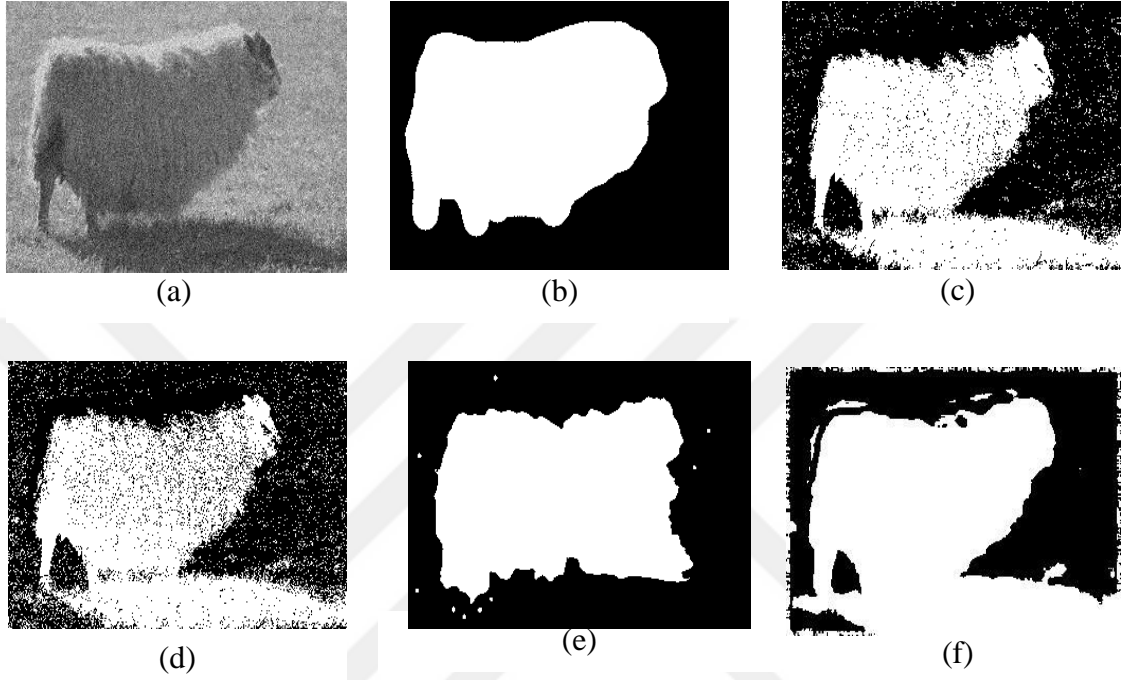
Şekil 2.12. Önerilen yöntemin diğer yöntemler ile kıyaslanması, (a) Orijinal koyun görüntüsü, (b) kesin referans, (c) RLSE yöntemi, (d) bulanık dağıntı tabanlı eşikleme yöntemi, (e) DRLSE yöntemi, (f) önerilen yöntemle ait görsel sonuçlar

Tablo 2.6. Kıyaslama yapılan yöntemler için gürültüsüz koyun görüntüsü üzerinde elde edilmiş olan doğruluk ve Kappa katsayısı ve hassaslığa ait sonuçlar

Yöntem	Doğruluk	Kappa Katsayısı	Hassaslık
RLSE	0.7490	0.4961	0.7158
Bulanık Dağıntı Tabanlı Eşikleme	0.7392	0.4764	0.7055
DRLSE	0.8663	0.7283	0.9155
Önerilen Yöntem	0.7685	0.5428	0.6557

Önerilen yöntem için lamda değerinin 0.02 olarak alındığı Şekil 2.12. ve Tablo 2.6.’te görüldüğü üzere önerilen yöntem DRLSE yöntemi dışındaki yöntemler için daha iyi sonuç vermektedir. DRLSE yöntemi koyunun gölgesini nesne olarak algılamamıştır. Ancak nesne

sınırlarının DRLSE dışındaki yöntemler için daha iyi sonuç verdiği gözlemlenmiştir. Ayrıca önerilen yöntem ile koyunun sırtında bulunan gölgelenme kenar olarak algılanmıştır.

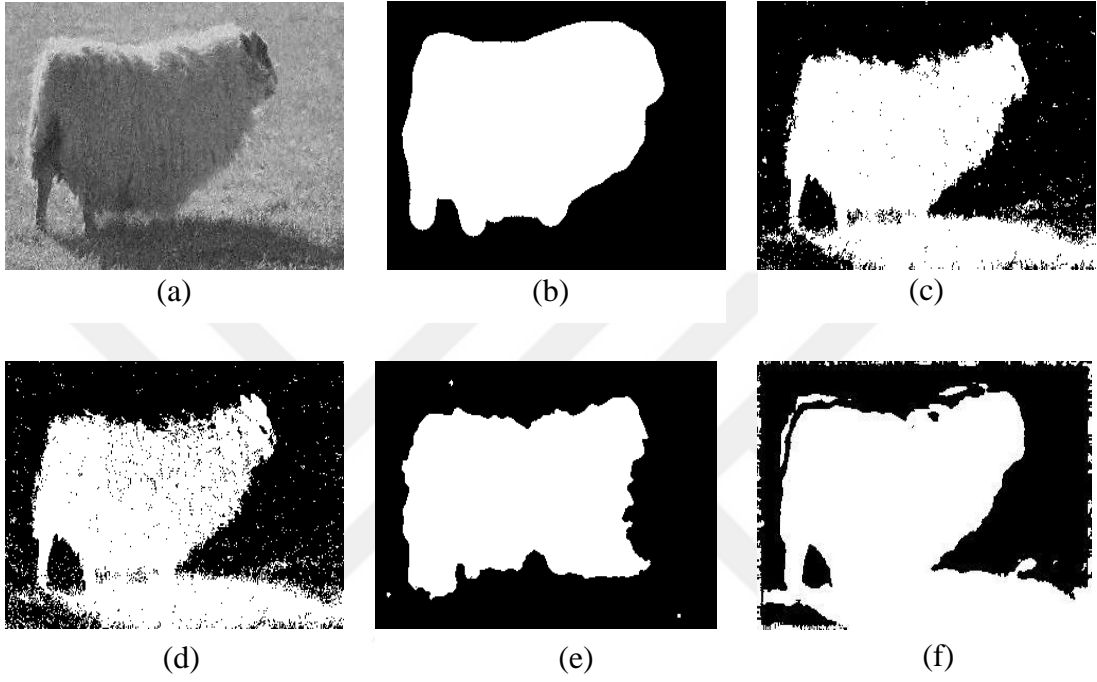


Şekil 2.13. Önerilen yöntemin diğer yöntemler ile kıyaslanması, (a) gürültülü koyun görüntüsü, (b) kesin referans, (c) RLSE yöntemi, (d) bulanık dağıntı tabanlı eşikleme yöntemi, (e) DRLSE yöntemi, (f) önerilen yönteme ait görsel sonuçlar

Tablo 2.7. Kıyaslama yapılan yöntemler için gürültülü koyun görüntüsü üzerinde elde edilmiş olan doğruluk ve Kappa katsayısı, hassaslık değerlerine ait sonuçlar

Yöntem	Doğruluk	Kappa Katsayısı	Hassaslık
RLSE	0.7239	0.4463	0.6875
Bulanık Dağıntı Tabanlı Eşikleme	0.6862	0.3701	0.6502
DRLSE	0.8596	0.7157	0.8923
Önerilen Yöntem	0.7479	0.5028	0.6451

Şekil 2.13. ve Tablo 2.7’de görüldüğü üzere önerilen yöntem gölgenin nesne olarak algılanması dışında nesne sınırlarının belirlenmesinde iyi sonuç vermekle birlikte nicelik açısından DRLSE yöntemi daha iyi sonuç vermektedir.

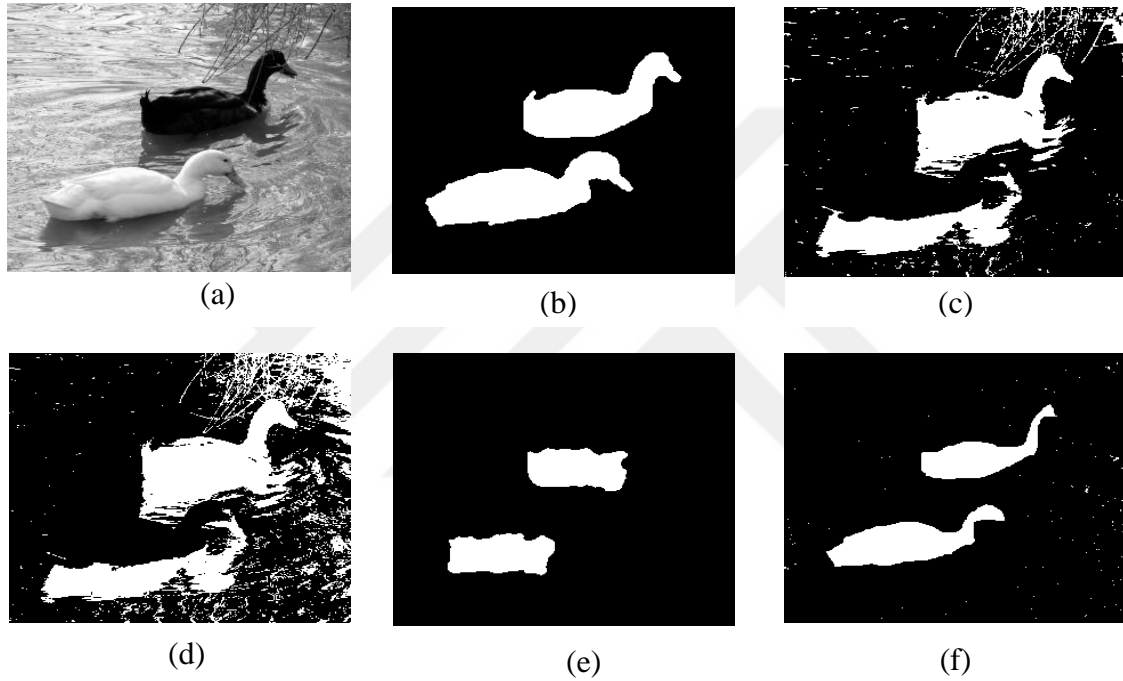


Şekil 2.14. Önerilen yöntemin diğer yöntemler ile kıyaslanması, (a) yerel olmayan yayılım yöntemi ile gürültüsü azaltılmış olan koyun görüntüsü, (b) kesin referans, (c) RLSE yöntemi, (d) bulanık dağıntı tabanlı eşikleme yöntemi, (e) DRLSE yöntemi, (f) önerilen yöntemle ait görsel sonuçlar

Tablo 2.8. Kıyaslama yapılan yöntemler ile gürültüsü yerel olmayan yayılım yöntemi ile azaltılmış koyun görüntüsü üzerinde elde edilmiş olan doğruluk ve Kappa katsayısı ve hassaslığa ait sonuçlar

Yöntem	Doğruluk	Kappa Katsayısı	Hassaslık
RLSE	0.7434	0.4850	0.7097
Bulanık Dağıntı Tabanlı Eşikleme	0.7257	0.4493	0.6918
DRLSE	0.8628	0.7211	0.9006
Önerilen Yöntem	0.7600	0.5262	0.6544

Şekil 2.14 ve Tablo 2.8’de görüldüğü üzere önerilen yöntem DRLSE yöntemi dışında diğer yöntemlere göre daha iyi sonuç vermiştir. DRLSE yöntemi için doğruluk ve Kappa katsayısı ve hassaslık açısından daha iyi sonuç vermekle birlikte nitelik bakımından diğer yöntemlere göre daha geride kalmaktadır. Nitelik ve nicelik bakımından gürültüsüz görüntüden elde edilen sonuçlar beklendiği üzere gürültülü görüntüden elde edilen sonuçlardan daha iyi sonuç vermektedir.

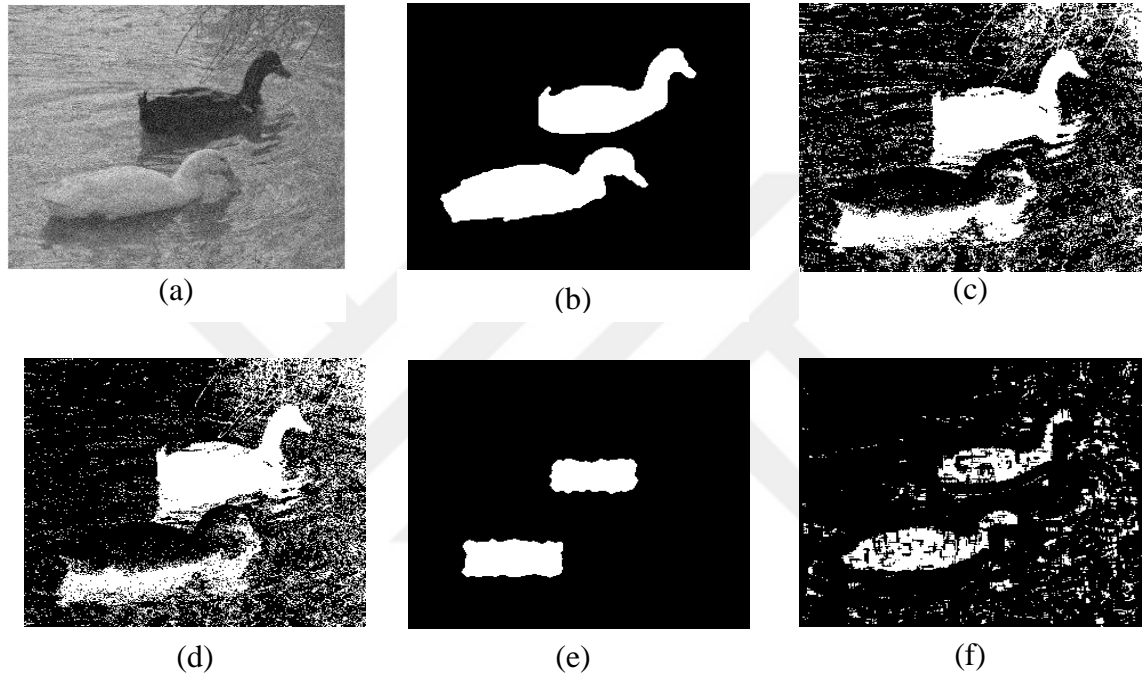


Şekil 2.15. Önerilen yöntemin diğer yöntemler ile kıyaslanması, (a) gürültüsüz ördek görüntüsü, (b) kesin referans, (c) RLSE yöntemi, (d) bulanık dağıntı tabanlı eşikleme yöntemi, (e) DRLSE yöntemi, (f) önerilen yöntemle ait görsel sonuçlar

Tablo 2.9. Kıyaslama yapılan yöntemler koyun görüntüsü üzerinde elde edilmiş olan doğruluk, Kappa katsayısı ve hassaslık ait sonuçlar

Yöntem	Doğruluk	Kappa Katsayısı	Hassaslık
RLSE	0.7905	0.2866	0.3695
Bulanık Dağıntı Tabanlı Eşikleme	0.7239	0.1892	0.2783
DRLSE	0.9103	0.5706	0.8996
Önerilen Yöntem	0.9313	0.6879	0.9809

Şekil 2.15 ve Tablo 2.9’de görüldüğü üzere önerilen yöntem diğer yöntemlere göre nitelik ve nicelik bakımından daha iyi sonuçlar vermiştir. Önerilen yöntem için lamda değeri 0.14 olarak alınmıştır.

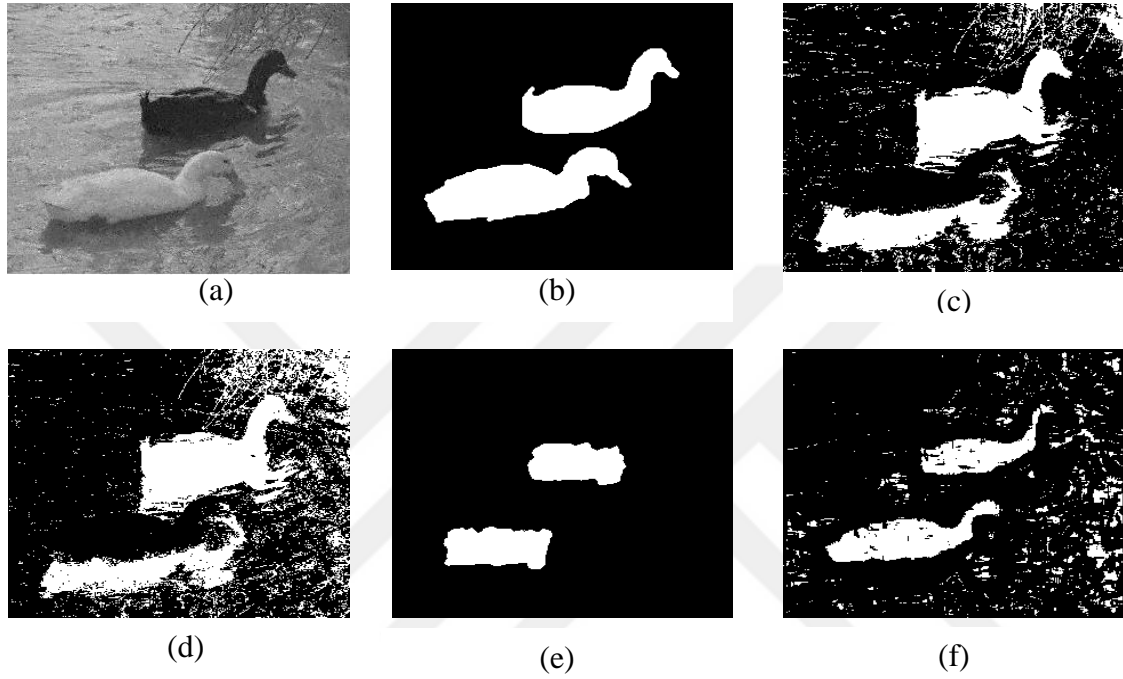


Şekil 2.16. Önerilen yöntemin diğer yöntemler ile kıyaslanması, (a) gürültülü ördek görüntüsü, (b) kesin referans, (c) RLSE yöntemi, (d) bulanık dağıntı tabanlı eşikleme yöntemi, (e) DRLSE yöntemi, (f) önerilen yönteme ait görsel sonuçlar

Tablo 2.10. Kıyaslama yapılan yöntemler için gürültülü ördek görüntüsü üzerinde elde edilmiş olan doğruluk, Kappa katsayısı, hassaslığa ait sonuçlar

Yöntem	Doğruluk	Kappa Katsayısı	Hassaslık
RLSE	0.6929	0.1709	0.2595
Bulanık Dağıntı Tabanlı Eşikleme	0.7239	0.1892	0.2562
DRLSE	0.9034	0.5219	0.9252
Önerilen Yöntem	0.8696	0.4329	0.6253

Şekil 2.16 ve Tablo 2.10’de görüldüğü üzere önerilen yöntem DRLSE yöntemi dışında diğer yöntemlere göre nitelik ve nicelik bakımından daha iyi sonuçlar vermiştir. Beklenildiği şekilde gürültü nitelik ve nicelik açısından sonuçları negatif şekilde etkilemektedir.

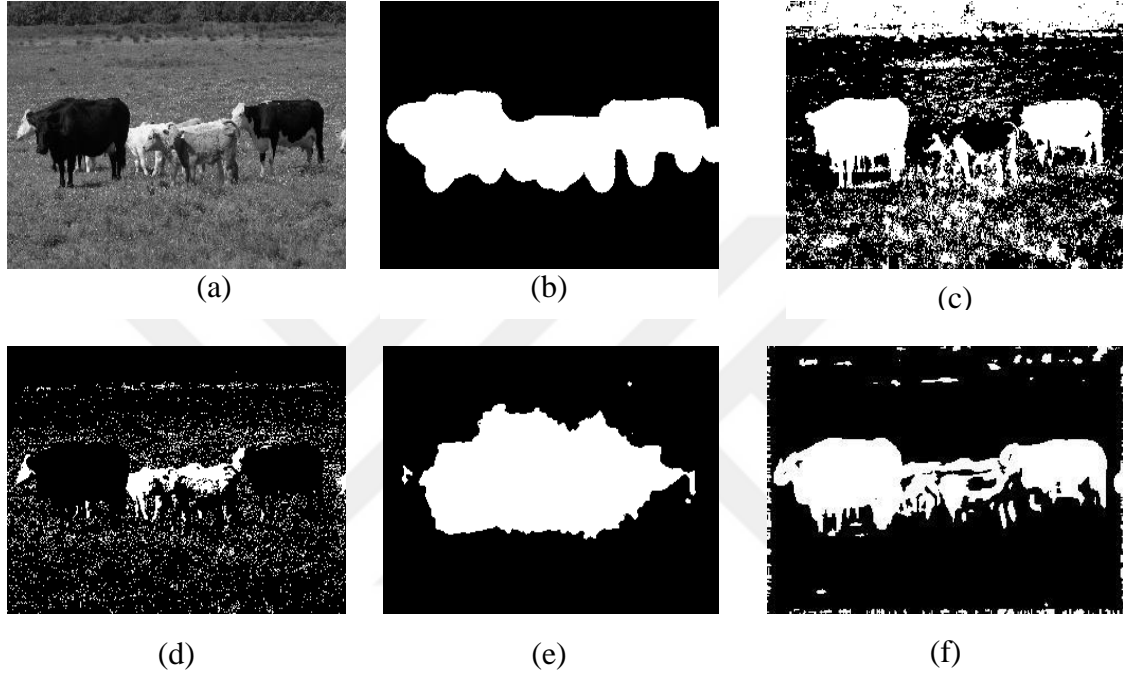


Şekil 2.17. Önerilen yöntemin diğer yöntemler ile kıyaslanması, (a) gürültüsü yerel olmayan yayılım yöntemi ile azaltılmış ördek görüntüsü, (b) kesin referans, (c) RLSE yöntemi, (d) bulanık dağıntı tabanlı eşikleme yöntemi, (e) DRLSE yöntemi, (f) önerilen yöntemle ait görsel sonuçlar

Tablo 2.11. Kıyaslama yapılan yöntemler için gürültüsü yerel olmayan yayılım ile azaltılmış ördek görüntüsü üzerinde elde edilmiş olan doğruluk ve Kappa katsayısı ve hassaslığa ait sonuçlar

Yöntem	Doğruluk	Kappa Katsayısı	Hassaslık
RLSE	0.7664	0.2573	0.3342
Bulanık Dağıntı Tabanlı Eşikleme	0.7133	0.1782	0.2689
DRLSE	0.9097	0.5666	0.9228
Önerilen Yöntem	0.8786	0.5060	0.6379

Şekil 2.17 ve Tablo 2.11’de görüldüğü üzere önerilen yöntem DRLSE yöntemi dışında diğer yöntemlere göre nitelik ve nicelik bakımından daha iyi sonuçlar vermiştir. Beklenildiği şekilde gürültülü görüntüye yerel olmayan yayılım yöntemi kullanılarak elde edilen sonuçlar nitelik ve nicelik açısından olumlu şekilde etkilenmiştir.

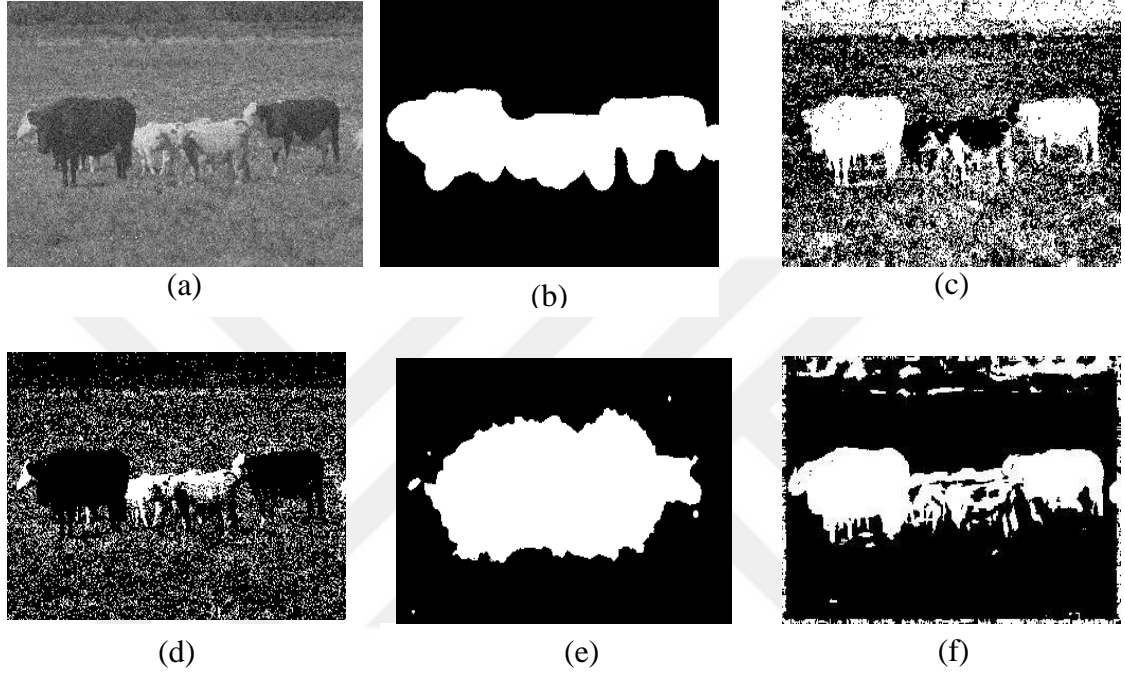


Şekil 2.18. Önerilen yöntemin diğer yöntemler ile kıyaslanması, (a) gürültüsüz hayvanlar görüntüsü, (b) kesin referans, (c) RLSE, (d) bulanık dağıntı tabanlı eşikleme yöntemi, (e) DRLSE yöntemi, (f) önerilen yönteme ait görsel sonuçlar

Tablo 2.12. Kıyaslama yapılan yöntemler için gürültüsüz hayvanlar görüntüsü üzerinde elde edilmiş olan doğruluk, Kappa katsayısı ve hassaslığa ait sonuçlar

Yöntem	Doğruluk	Kappa Katsayısı	Hassaslık
RLSE	0.6506	0.2139	0.3727
Bulanık Dağıntı Tabanlı Eşikleme	0.7416	0.1339	0.4585
DRLSE	0.8617	0.6379	0.7444
Önerilen Yöntem	0.8837	0.6802	0.5668

Şekil 2.18 ve Tablo 2.12’de görüldüğü üzere önerilen yöntem diğer yöntemlere göre hayvan görüntülerini daha iyi bölütleyebilmiştir. Şekil 2.19 önerilen yöntem için lamda değeri 0.02 olarak alınmıştır. Nicelik açısından da aynı durum söz konusudur.



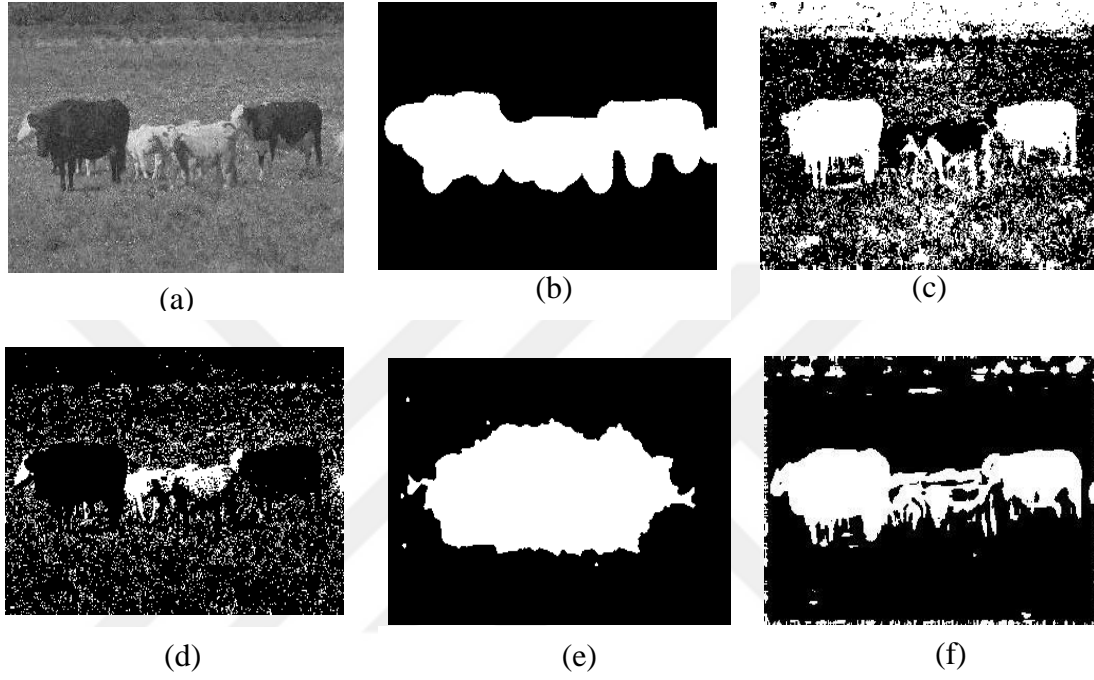
Şekil 2.19. Önerilen yöntemin diğer yöntemler ile kıyaslanması, (a) gürültülü hayvanlar görüntüsü, (b) kesin referans, (c) RLSE yöntemi, (d) bulanık dağıntı tabanlı eşikleme yöntemi, (e) DRLSE yöntemi, (f) önerilen yöntem için görsel sonuçlar

Tablo 2.13. Kıyaslama yapılan yöntemler için gürültülü hayvanlar görüntüsü üzerinde elde edilmiş olan doğruluk, Kappa katsayısı ve hassasiğe ait sonuçlar

Yöntem	Doğruluk	Kappa Katsayısı	Hassaslık
RLSE	0.5794	0.1314	0.3183
Bulanık Dağıntı Tabanlı Eşikleme	0.6670	0.0367	0.2837
DRLSE	0.8304	0.5906	0.6593
Önerilen Yöntem	0.8546	0.6125	0.5618

Şekil 2.19 ve Tablo 2.13’de görüldüğü üzere önerilen yöntem diğer yöntemlere göre hayvan görüntülerini daha iyi bölütleyebilmiştir. Nicelik açısından da aynı durum söz konusudur.

Şekil 2.20 ve Tablo 2.14’da görüldüğü üzere önerilen yöntem diğer yöntemlere göre nitelik ve nicelik bakımından daha iyi sonuçlar vermiştir. Beklenildiği şekilde gürültülü görüntüye yerel olmayan yayılım yöntemi kullanılarak elde edilen sonuçlar nitelik ve nicelik açısından olumlu şekilde etkilenmiştir.

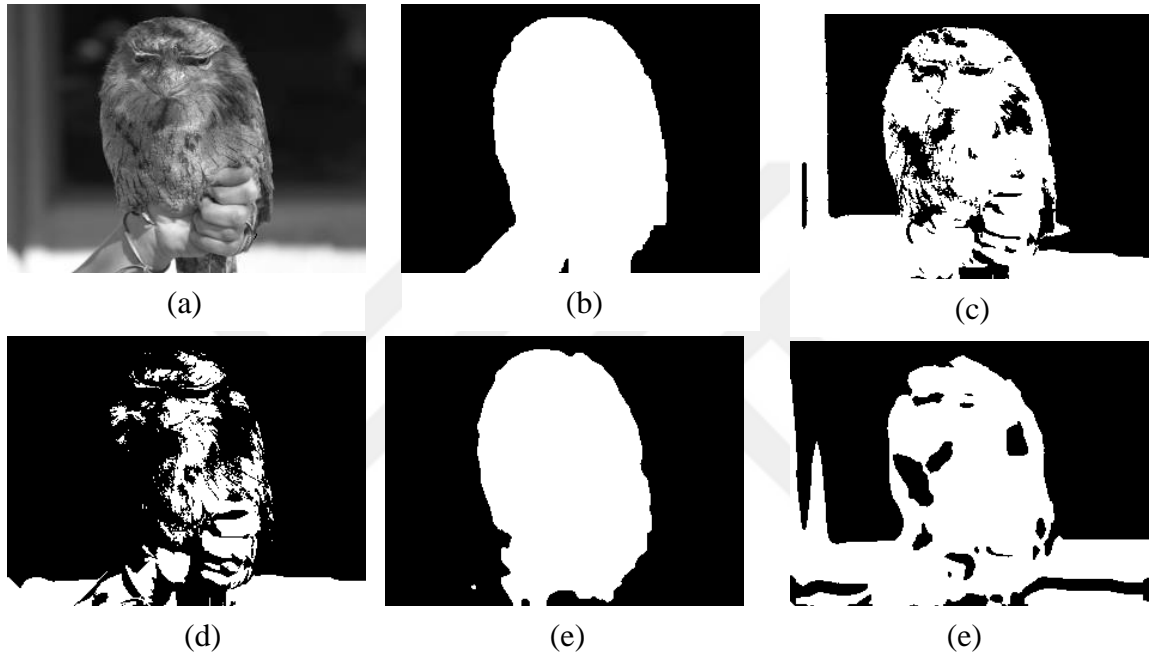


Şekil 2.20. Önerilen yöntemin diğer yöntemler ile kıyaslanması, (a) gürültüsü yerel olmayan yayılım yöntemi ile azaltılmış hayvanlar görüntüsü, (b) kesin referans, (c) RLSE yöntemi, (d) bulanık dağıntı tabanlı eşikleme yöntemi, (e) DRLSE yöntemi, (f) önerilen yönteme ait görsel sonuçlar

Tablo 2.14. Kıyaslama yapılan yöntemler için gürültüsü yerel olmayan yayılım yöntemi ile azaltılmış hayvanlar görüntüsü üzerinde elde edilmiş olan doğruluk ve Kappa katsayısına ait sonuçlar

Yöntem	Doğruluk	Kappa Katsayısı	Hassaslık
RLSE	0.6207	0.1780	0.3475
Bulanık Dağıntı Tabanlı Eşikleme	0.7192	0.1054	0.3804
DRLSE	0.8501	0.6187	0.9102
Önerilen Yöntem	0.8782	0.6608	0.5425

Şekil 2.21 ve Tablo 2.15’de görüldüğü üzere önerilen yöntem DRLSE yöntemi dışında diğer yöntemlere göre nitelik ve nicelik bakımından daha iyi sonuçlar vermiştir. Şekil 2.21’de lamda 0.05 olarak alınmıştır.

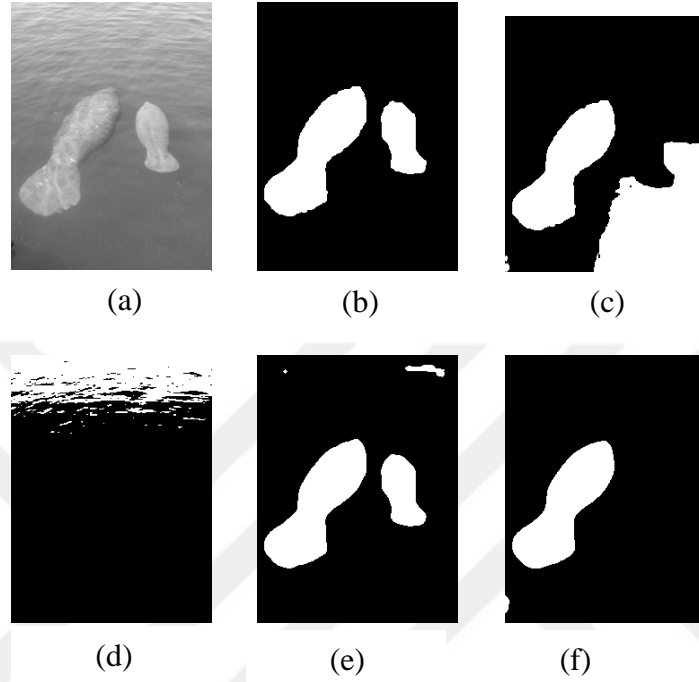


Şekil 2.21. Önerilen yöntemin diğer yöntemler ile kıyaslanması, (a) hayvan görüntüsü, (b) kesin referans, (c) RLSE yöntemi, (d) bulanık dağıntı tabanlı eşikleme yöntemi, (e) DRLSE yöntemi, (f) önerilen yönteme ait görsel sonuçlar

Tablo 2.15. Kıyaslama yapılan yöntemler için hayvan görüntüsü üzerinde elde edilmiş olan doğruluk, Kappa katsayısı ve hassaslığa ait sonuçlar

Yöntem	Doğruluk	Kappa Katsayısı	Hassaslık
RLSE	0.7281	0.4522	0.6242
Bulanık Dağıntı Tabanlı Eşikleme	0.6896	0.2860	0.7057
DRLSE	0.9665	0.928	0.9985
Önerilen Yöntem	0.9547	0.8694	0.9822

Şekil 2.22 için lamda değeri 0.06 olarak alınmıştır. Balık görüntüsü için oldukça iyi sonuç vermekle birlikte DRLSE yönteminin gerisinde kalmıştır.

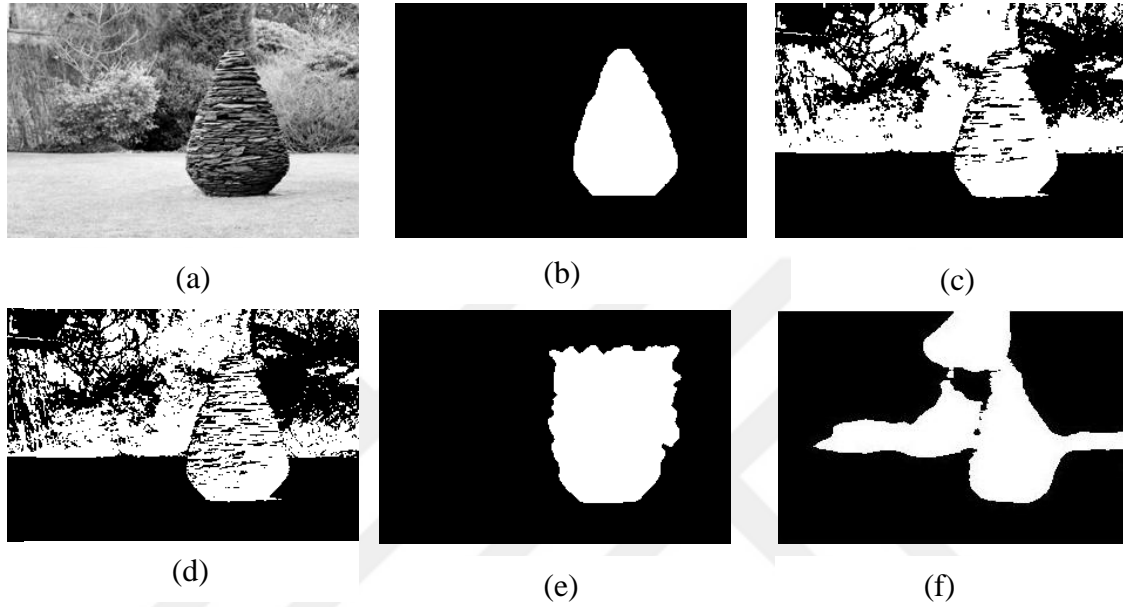


Şekil 2.22. Önerilen yöntemin diğer yöntemler ile kıyaslanması, (a) balıklar görüntüsü, (b) kesin referans, (c) RLSE yöntemi, (d) bulanık dağıntı tabanlı eşikleme yöntemi, (e) DRLSE yöntemi, (f) önerilen yönteme ait görsel sonuçlar

Tablo 2.16. Kıyaslama yapılan yöntemler için balıklar görüntüsü üzerinde elde edilmiş olan doğruluk, Kappa katsayısı ve hassaslığa ait sonuçlar

Yöntem	Doğruluk	Kappa Katsayısı	Hassaslık
RLSE	0.7375	0.3222	0.3396
Bulanık Dağıntı Tabanlı Eşikleme	0.6831	-0.1880	0
DRLSE	0.9934	0.9750	0.9709
Önerilen Yöntem	0.9552	0.8078	0.9824

Şekil 2.23 ve Tablo 2.17’de görüldüğü üzere önerilen yöntem DRLSE yöntemi dışında diğer yöntemlere göre nitelik ve nicelik bakımından daha iyi sonuçlar vermiştir. Şekil 2.23 için lamda değeri 0.6 olarak alınmıştır.

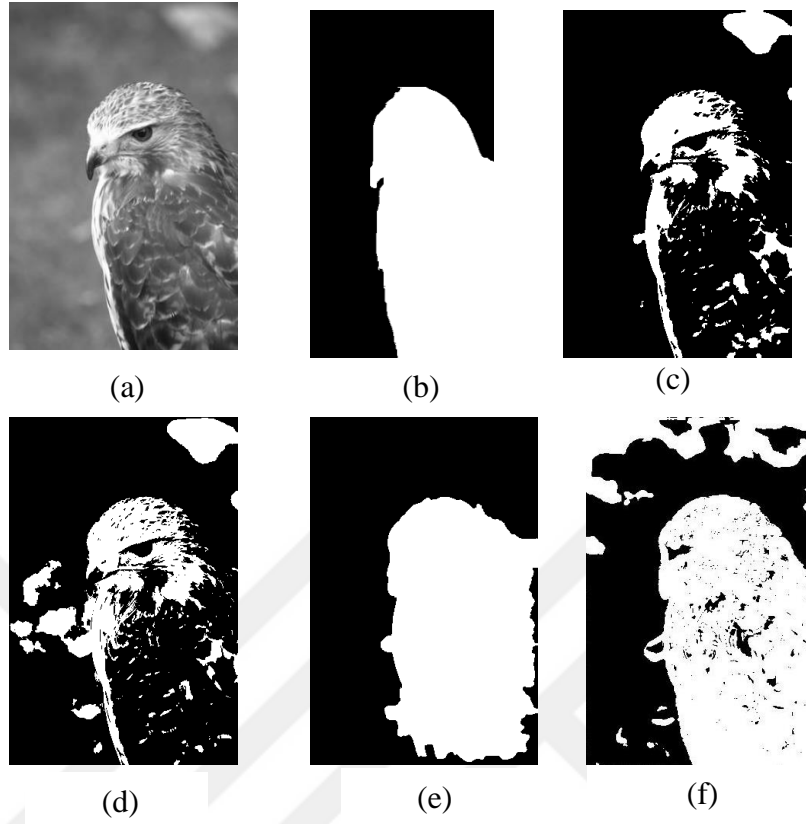


Şekil 2.23. Önerilen yöntemin diğer yöntemler ile kıyaslanması, (a) kozalak görüntüsü, (b) kesin referans, (c) RLSE yöntemi, (d) bulanık dağıntı tabanlı eşikleme yöntemi, (e) DRLSE yöntemi, (f) önerilen yöntemle ait görsel sonuçlar

Tablo 2.17. Kıyaslama yapılan yöntemler için hayvan görüntüsü üzerinde elde edilmiş olan doğruluk, Kappa katsayısı ve hassaslığa ait sonuçlar

Yöntem	Doğruluk	Kappa Katsayısı	Hassaslık
RLSE	0.6714	0.2591	0.2656
Bulanık Dağıntı Tabanlı Eşikleme	0.6946	0.2563	0.2687
DRLSE	0.9159	0.7059	0.6088
Önerilen Yöntem	0.8454	0.5051	0.4501

Şekil 2.24 ve Tablo 2.18’de görüldüğü üzere önerilen yöntem DRLSE yöntemi dışında diğer yöntemlere göre nitelik ve nicelik bakımından daha iyi sonuçlar vermiştir. Şekil 2.24 için lamda değeri 0.003 olarak alınmıştır.

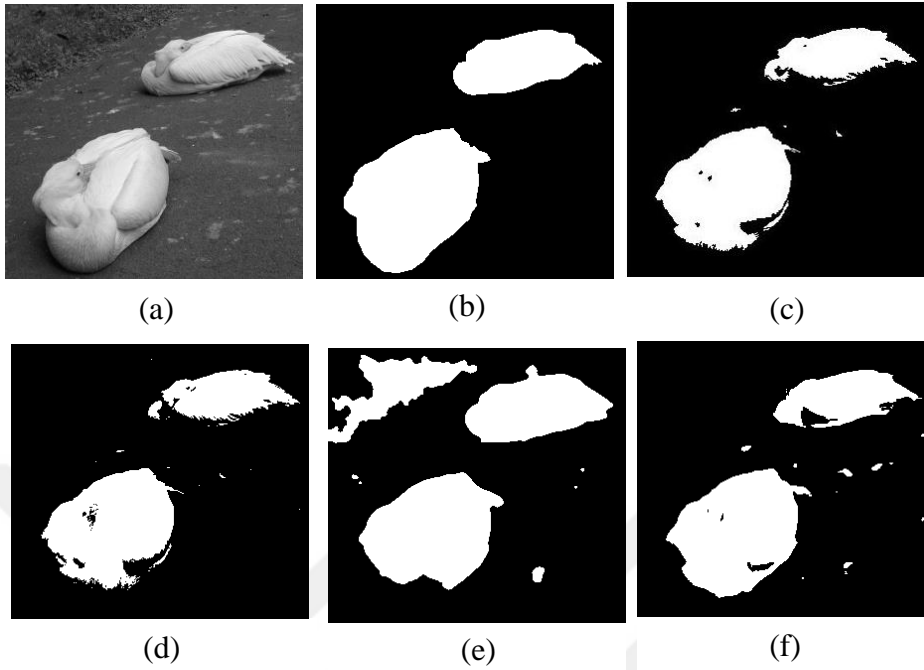


Şekil 2.24 Önerilen yöntemin diğer yöntemler ile kıyaslanması, (a) kuş görüntüsü, (b) kesin referans, (c) RLSE yöntemi, (d) bulanık dağıntı tabanlı eşikleme yöntemi, (e) DRLSE yöntemi, (f) önerilen yöntemle ait görsel sonuçlar

Tablo 2.18. Kıyaslama yapılan yöntemler için kuş görüntüsü üzerinde elde edilmiş olan doğruluk, Kappa katsayısı ve hassaslığa ait sonuçlar

Yöntem	Doğruluk	Kappa Katsayısı	Hassaslık
RLSE	0.6663	0.2765	0.8369
Bulanık Dağıntı Tabanlı Eşikleme	0.6306	0.2085	0.6746
DRLSE	0.9449	0.8880	0.9576
Önerilen Yöntem	0.8447	0.6931	0.7607

Şekil 2.25 ve Tablo 2.19’de görüldüğü üzere önerilen yöntem diğer yöntemlere göre nitelik ve nicelik bakımından daha iyi sonuçlar vermiştir. Şekil 2.25’de verilen ördekler görüntüsü için lamda değeri 0.2 olarak alınmıştır.

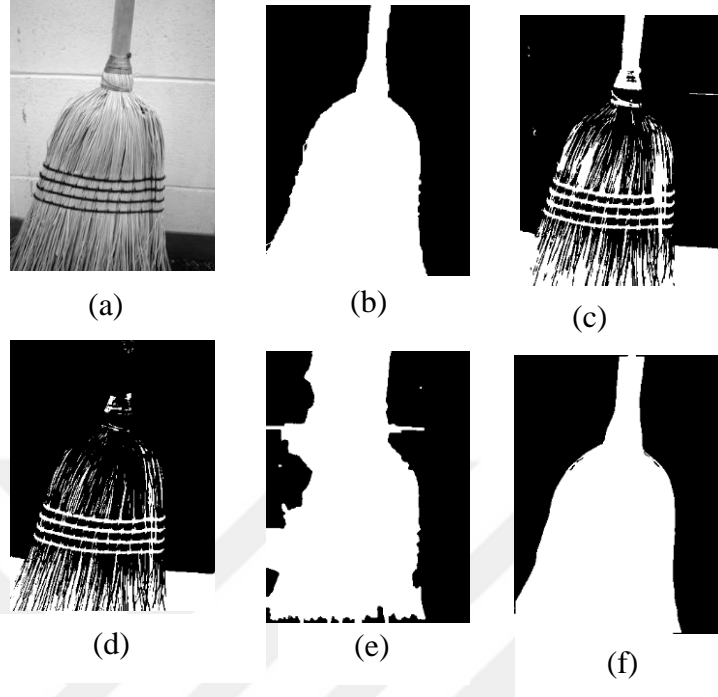


Şekil 2.25. Önerilen yöntemin diğer yöntemler ile kıyaslanması, (a) ördekler görüntüsü, (b) kesin referans, (c) RLSE yöntemi, (d) bulanık dağıntı tabanlı eşikleme yöntemi, (e) DRLSE yöntemi, (f) önerilen yönteme ait görsel sonuçlar

Tablo 2.19. Kıyaslama yapılan yöntemler için ördekler görüntüsü üzerinde elde edilmiş olan doğruluk, Kappa katsayısı ve hassasiğe ait sonuçlar

Yöntem	Doğruluk	Kappa Katsayısı	Hassaslık
RLSE	0.9499	0.8543	0.9832
Bulanık Dağıntı Tabanlı Eşikleme	0.9367	0.8119	0.9875
DRLSE	0.8955	0.7302	0.7440
Önerilen Yöntem	0.9597	0.8851	0.9783

Şekil 2.26 ve Tablo 2.20’de görüldüğü üzere önerilen yöntem diğer yöntemlere göre nitelik ve nicelik bakımından daha iyi sonuçlar vermiştir. Şekil 2.26’de lamda değeri 0.002 olarak alınmıştır.

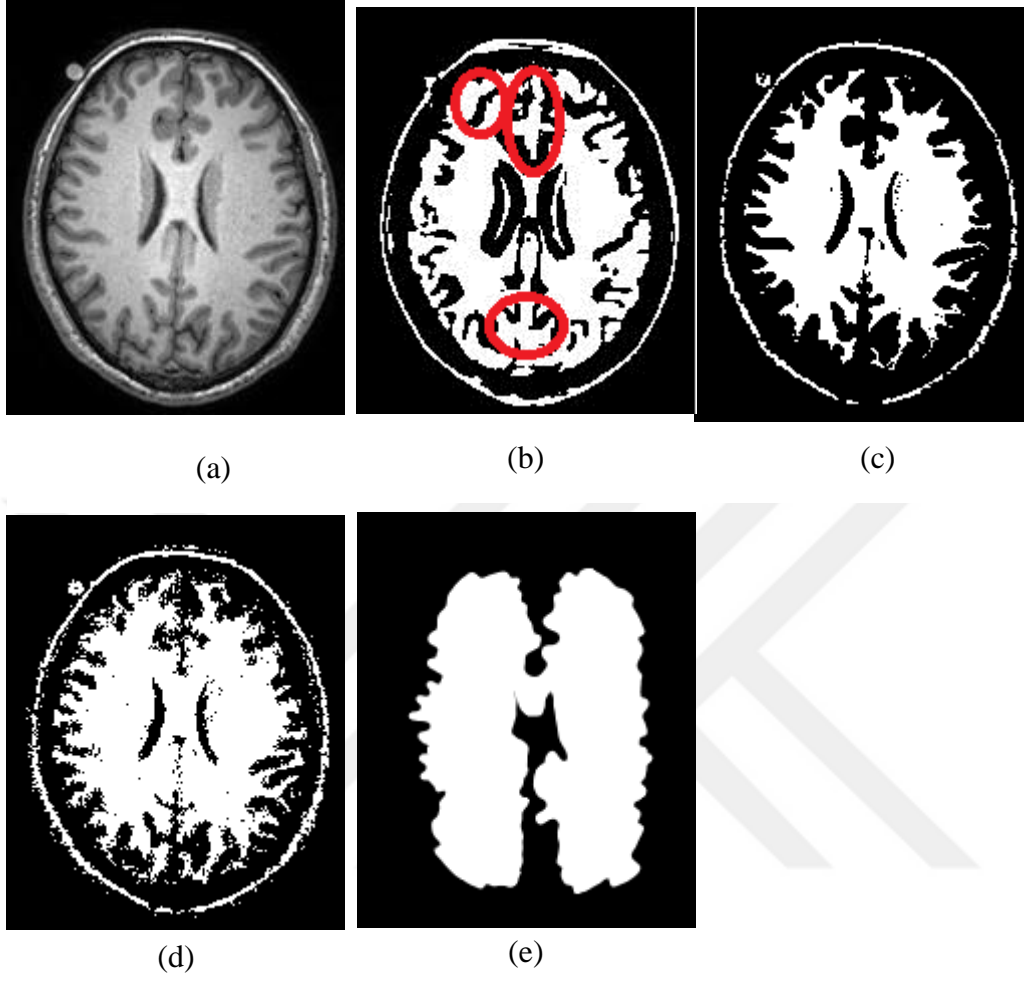


Şekil 2.26. Önerilen yöntemin diğer yöntemler ile kıyaslanması, (a) süpürge görüntüsü, (b) kesin referans, (c) RLSE yöntemi, (d) bulanık dağıntı tabanlı eşikleme yöntemi, (e) DRLSE yöntemi, (f) önerilen yönteme ait görsel sonuçlar

Tablo 2.20. Kıyaslama yapılan yöntemler için süpürge görüntüsü üzerinde elde edilmiş olan doğruluk, Kappa katsayısı ve hassasiğe ait sonuçlar

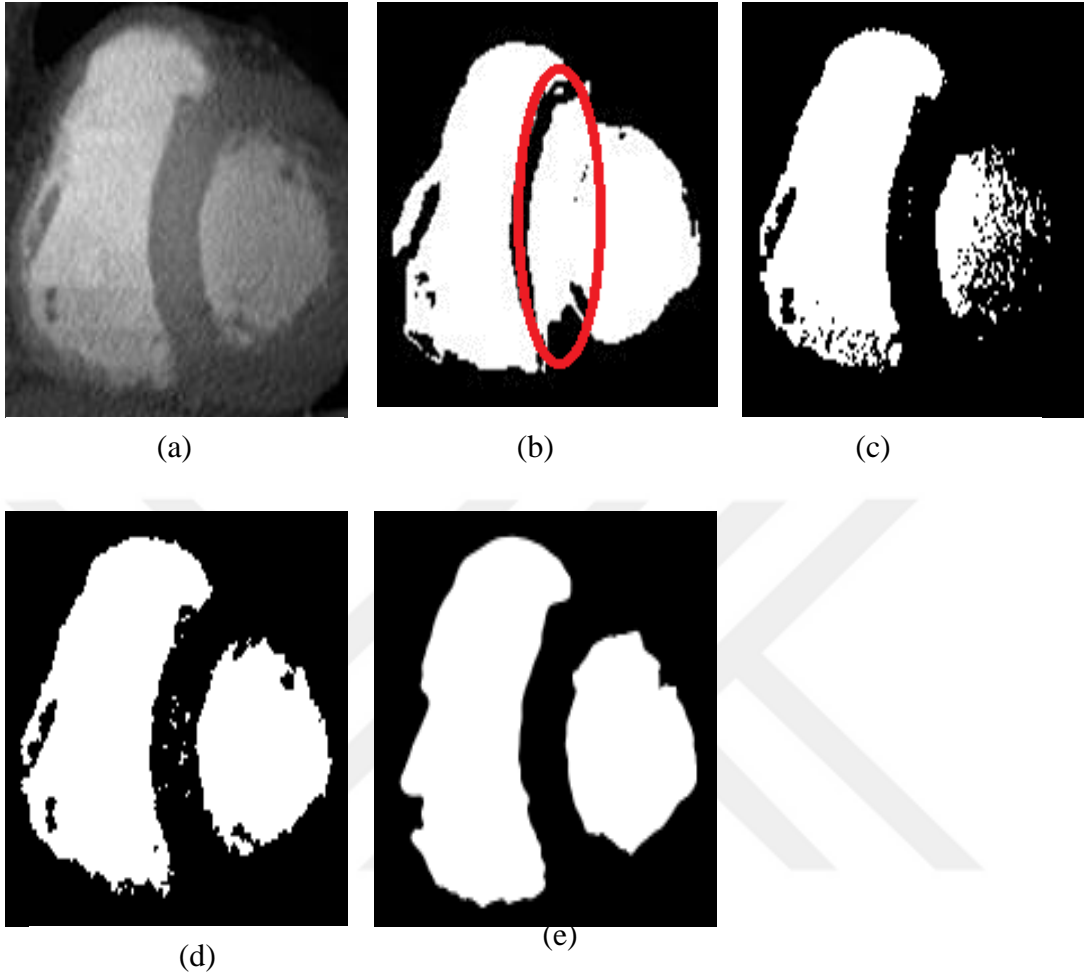
Yöntem	Doğruluk	Kappa Katsayısı	Hassaslık
RLSE	0.7349	0.4356	0.8467
Bulanık Dağıntı Tabanlı Eşikleme	0.6583	0.2570	0.7832
DRLSE	0.8359	0.6767	0.7448
Önerilen Yöntem	0.8510	0.7040	0.7754

Uygulamada kullanılan diğer tıbbi görüntüler Şekil 2.27 ve Şekil 2.28 ile verilmiştir. Şekil 2.27’de görüldüğü üzere önerilen yöntem renk seviyesindeki geçişten dolayı boşluk olan bölgelerde yanlış nesne parçaları üretmiştir. Ayrıca yine Şekil 2.27’de yanlış kenarlar belirlenmiştir. Yanlış belirlenen bazı alanlar kırmızı ile Şekil 2.27’de gösterilmiştir.



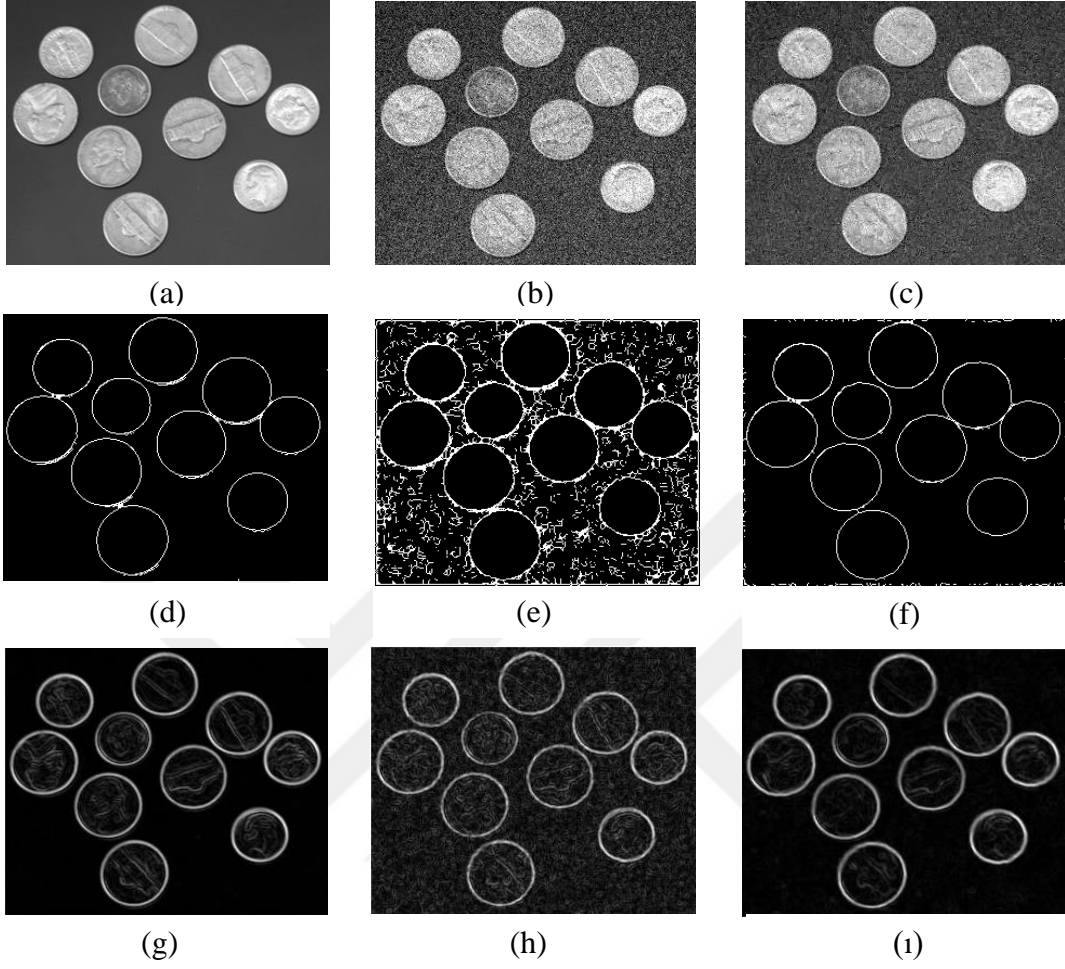
Şekil 2.27. Önerilen yöntemin diğer yöntemler ile kıyaslanması, (a) orijinal beyin görüntüsü, (b) önerilen yöntem, (c) bulanık dağıntı tabanlı eşikleme yöntemi, (d) RLSE yöntemi, (e) DRLSE yöntemlerine ait görsel sonuçlar

Şekil 2.28’de ise ayrıık olan bölge nesnelere birine birleştirilmiştir. Bu durum şekil üzerinde kırmızı ile gösterilmiştir. Tıbbi görüntülerde karşılaşılan bu problemler oldukça önemli sorunlar yaratabilmektedir.

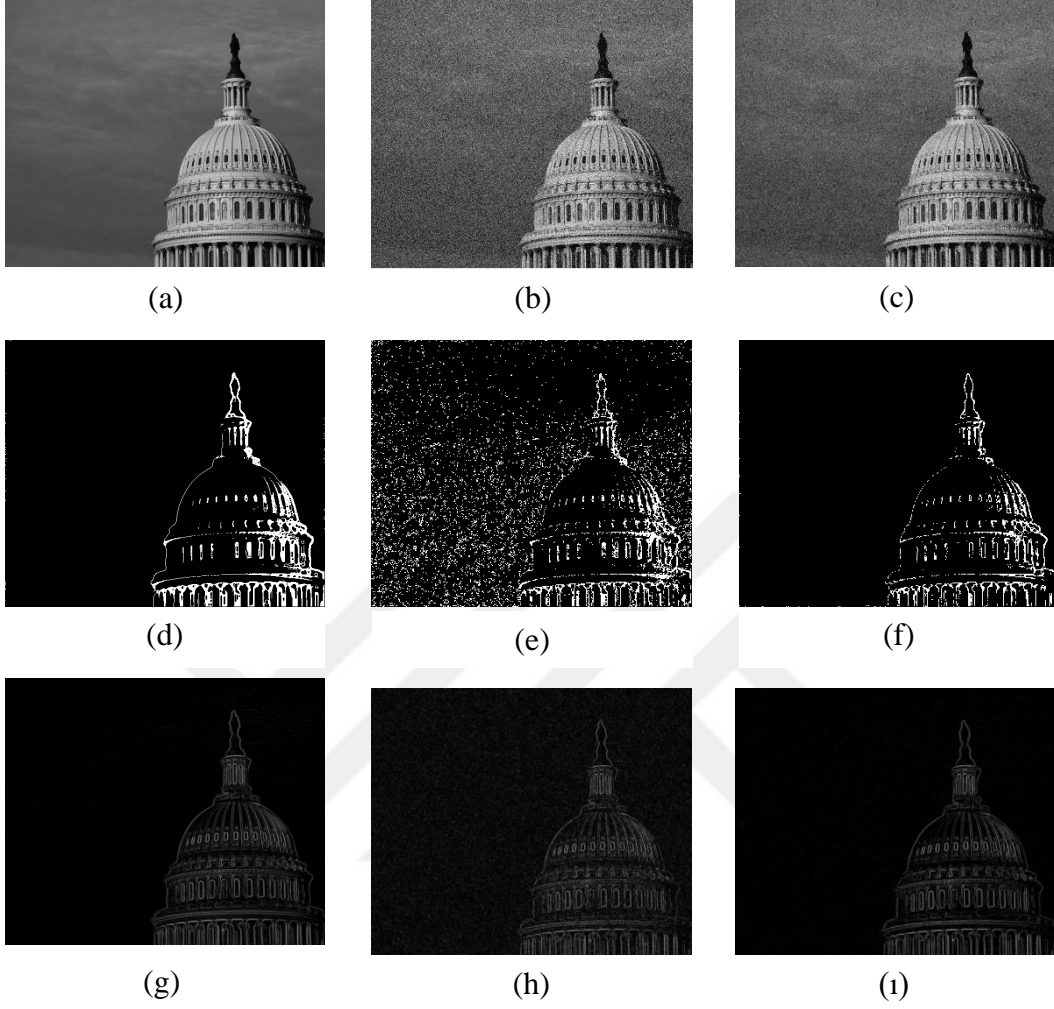


Şekil 2.28. Önerilen yöntemin diğer yöntemler ile kıyaslanması, (a) orijinal kalp görüntüsü, (b) önerilen yöntem, (c) bulanık dağıntı tabanlı eşikleme yöntemi, (d) RLSE, (e) DRLSE yöntemlerine ait görsel sonuçlar

Şekil 2.29 ve Şekil 2.30'da görüldüğü üzere önerilen yöntem Sobel kenar belirleme yöntemine göre kenarları daha doğru olarak vermektedir. Ayrıca Sobel kenar belirleme yönteminde olduğu gibi yapay kenarlar üretmemektedir.



Şekil 2.29. Önerilen yöntemin diğer yöntemler ile kıyaslanması, (a) Orijinal madeni para görüntüsü, (b) gürültülü madeni para görüntüsü, (c)gürültüsü yerel olmayan yayılım yöntemi ile azaltılmış madeni para görüntüsü, (d) Orijinal görüntü üzerinde önerilen yönteme, (e) gürültülü görüntü üzerinde önerilen yönteme, (f) gürültü azaltılmış görüntü üzerinde önerilen yönteme, (g) Orijinal görüntü üzerinde sobel yöntemine (h) gürültülü görüntü üzerinde sobel yöntemine, (i) gürültü azaltılmış görüntü üzerinde sobel yöntemine ait görsel sonuçlar



Şekil 2.30. Önerilen yöntemin diğer yöntemler ile kıyaslanması, (a) orijinal Amerikan Kongre Binası görüntüsü, (b) gürültülü Amerikan Kongre Binası görüntüsü (c) gürültüsü yerel olmayan yayılım yöntemi ile azaltılmış Amerikan Kongre Binası görüntüsü, (d) Orijinal görüntü üzerinde önerilen yöntemle, (e) gürültülü görüntü üzerinde önerilen yöntemle, (f) gürültü azaltılmış görüntü üzerinde önerilen yöntemle, (g) Orijinal görüntü üzerinde sobel yöntemine (h) gürültülü görüntü üzerinde sobel yöntemine, (i) gürültü azaltılmış görüntü üzerinde sobel yöntemine, yöntemine ait görsel sonuçlar

3. SONUÇLAR VE TARTIŞMA

Görüntü analizi işlemlerinin ilk basamağını oluşturan görüntü bölütleme işlemi, diğer süreçlerin doğru çalışabilmesi için önemli bir adım oluşturmaktadır.

Önerilen yöntem nesnelere belirlenmesinde renk geçişleri ve gölgelenmelerden etkilenmekle birlikte nesne sınırlarının genel olarak daha iyi belirlendiği gözlemlenmektedir. Yapılan çalışmada kıyaslanan Sobel kenar belirleme yöntemi içinde de önerilen yöntem daha iyi sonuç vermektedir. Sobel kenar belirleme yönteminde olduğu gibi yapay kenarlar üretmemektedir.

Yapılan çalışmada görüntüye Gauss gürültüsü eklenmesi sonucu Kappa katsayısı ve doğruluk ve hassaslık değeri düşmekle birlikte yerel olmayan yayılım yöntemi kullanılarak gürültülü görüntüden elde edilen sonuçların iyileştirilmesi sağlanmıştır. Buna rağmen beklenildiği şekilde orijinal gürültüsüz görüntüden elde edilen sonuçlara ulaşamamıştır.

4. ÖNERİLER

Önerilen yöntemde iyi sonuçların alınabilmesi temel olarak bulanık eşikleme yöntemi kullanılması ile alakalıdır. Çünkü nesnenin imgeden doğru şekilde bölütlenebilmesi için eşik değerinin doğru şekilde belirlenmesi önem taşımaktadır. Ayrıca nütrosifik yaklaşım kullanılarak belirsizliğin en iyi şekilde ifade edilmesi amaçlanmıştır.

Yapılacak olan çalışmalarda eşik belirleme işleminin daha doğru yapılabilmesi amacı öncelikle üzerinde durulması gereken bir durumdur. Amaç yapılacak çalışmalarda gölgelenme ve renk geçişlerinde daha az etkilenecek yöntemlerin geliştirilmesi olmalıdır. Ayrıca eşikleme işleminde kullanılan λ parametresinin belirlenmesi deneysel olarak sağlanmıştır. Bu parametrenin otomatik olarak belirlenmesi üzerinde durulması gereken bir durumdur. Ayrıca kenar belirleme işlemi yapılırken nesne ve arka planında bölütlenmesi işleminde kullanılan eşikleme işleminin geliştirilmesi üzerinde durulmalıdır.

5. KAYNAKLAR

1. Güngör, O. ve Görmüş, E., aves.ktu.edu.tr/ImageOfByte.asp 20Mart 2018
2. http://web.firat.edu.tr/iaydin/bmu357/bmu_357_bolum7.pdf. 10. Şubat 2018
3. http://akizilkaya.pamukkale.edu.tr/B%C3%B6l%C3%BCm4_goruntu_isleme.pdf. 15Şubat 2018
4. Cayiroğlu, İ., www.IbrahimCayiroglu.com. 20 Ocak 2018
5. Karşlı, F., Görüntü Segmentasyonu (Bölütleme), <http://docplayer.biz.tr/Goruntu-segmentasyonu-bolutleme-dijital-goruntu-isleme-fevzi-karsli-ktusegmentasyon-goruntuyu-ayni-cinsten-obje-ve-bolgelere-ayirmaktir.html>. 10 Mart 2018
6. Osher, S. ve Sethian, J., Fronts Propogating With Curvature Dependent Speed: Algorithms Based On Hamilton-Jacobi Formulations, Journal Of Computational Physics,79 (1988) 12-49
7. Gibou, F., Fedkiw, R., Osher, S., A Review Of Level-Set Methods And Some Recent Applications, Journal Of Computational Physics, 353 (2018) 82-109
8. Dizdaroğlu, B., Bölge Tabanlı Düzey Kümeleriyle Tıbbi İmge Bölütleme, Tıp Teknolojileri Ulusal Kongresi, Eylül 2014, Kapadokya, 235-238
9. Sussman, M., Semerka, P., Osher, S., A Level Set Approach For Computing Solutions To Incompressible, Two Phase Flow, Journal Of Computational Physics,114 (1994) 146-159
10. A Level Set Method for Image Segmentation in the Presence of Intensity Inhomogeneities With Application to MRI, Li, C., Huang, R., Ding, Z.,Gatenby, J., Metaxas, D., and Gore, J., IEEE Transactions On Image Processing , 20, 7 (2011).
11. Distance Regularized Level Set Evolution and Its Application to Image Segmentation Li, C., Xu, C., Gui, C.,and Fox, M.,D., IEEE Transactions On Image Processing , 19, 12 (2010).
12. http://www.acikders.org.tr/pluginfile.php/638/mod_resource/content/0/Ders_Notlari/Unite7_Goruntu_Analizi.pdf 17 Şubat 2018
13. Albayrak, S., Sınıflama ve Kümeleme Yöntemleri, www.yildiz.edu.tr/~sbayrak. 2 Şubat 2018
14. <http://www.edvotek.com/Micropipet> 5 Mayıs 2018
15. www.sjsu.edu/faculty/gerstman/hs261/chap4-eks-2ed.ppt. 2 Şubat 2018.

16. Guo ,Y., Cheng, H., D., Zhang, Y. and Zhao, Y., A New Neutrosophic Approach to Image Denoising, New Mathematics and Natural Computation , 05, 03 (2008), 653-662.
17. www.deu.edu.tr/userweb/k.yaralioglu/dosyalar/bul_man.doc. 2 Şubat 2018
18. Özbek, C., Bulanık Mantık, [https://www.slideshare.net /cihanzbek/ bulanik mantik fuzzy logic](https://www.slideshare.net/cihanzbek/bulanik-mantik-fuzzy-logic), 16 Kasım 2017
19. Akpolat, H., Bulanık Mantık İçin Yeni Bir Yaklaşım: Tip-2 Bulanık Mantık, e-Journal of New World Sciences Academy, 5, 3, (2010) 541-557
20. Guo, Y., Cheng, H., D., Zhang, Y. and Zhao, Y., A new nütrosifik Approach to Image Denoising, New Mathematics and Natural Computation ,05,03 (2008), 653-662
21. Aydın, İ., Görüntü Restorasyonu, <http://web.firat.edu.tr/iyaydin/bmu357.pdf> 1 Kasım 2017
22. Özdemir, S. ve Dizdaroğlu, B., PDEs-Based Gaussian Noise Removal from Color Images, Eleco2015, Kasım 2015, Bursa,246
23. Neeru, N., Performance Comparison of Various Image Denoising Filters under Spatial Domain, International Journal of Computer Applications ,96, 19 (2014) 0975-8887
24. Gilboa, G. ve Osher, S., Nonlocal Linear Image Regularization and Supervised Segmentation, SIAM Multiscale Mod. Simul. (MMS) , 6, 2 (2007) 595-630.
25. Chabrier, S., Rosenberger C., Emile, B., H. Laurent, Optimization Based Image Segmentation by Genetic Algorithms , 2008, 1-23.
26. Li, C., Kao, C. ve Gore, J. and Ding Z., Minimization of Region-Scalable Fitting Energy for Image Segmentation Chunming IEEE Transactions On Image Processing, 17, 10, (2008)
27. Zhang, K., et al., Active contours driven by local image fitting energy, Pattern Recognition, 2009
28. Chaira , T. ve Ray, A., Segmentation using fuzzy divergence, Pattern Recognition Letters , 24 (2003) 1837–1844
29. Chaira T. ve Ray, A., K., Threshold selection using fuzzy set theory ,25, 8 (2004) 865-874

30. Sarkar, S., Paul, S., Burman, R., Das, S., Chaudhuri, S., Panigrahi, B., A Fuzzy Entropy Based Multi-Level Image Thresholding Using Differential Evolution ,SEMCCO 2014, LNCS, 8947, 2015 , 386–395,
31. Zhang, Ming, Novel Approaches to Image Segmentation Based on Neutrosophic Logic All Graduate Theses and Dissertations, 2010 795.
32. Lions , F., Morel, P. and Coll T., Image selective smoothing and edge detection by nonlinear diffusion, SIAM Journal on Numerical Analysis 32, 1992, 1895–1909
33. Handlovič, A., Mikula, K., and Sgallari, F., Variational numerical methods for solving diffusion equation arising in image processing, Journal of Visual Communication and Image Representation, 13,1-2 (2001) 217-237
34. Weickert J., Romeny, B., M., T., H. and Viergever, M., A., Efficient and reliable schemes for nonlinear diffusion filtering, IEEE Transactions on Image Processing 7,3 (1998) 398–410.
35. Fontaine, F., L. and Basu, S., Wavelet-based solution to anisotropic diffusion equation for edge detection, International Journal of Imaging Systems and Technology 9 (1998) 356–368.
36. Fröhlich, J. and Weickert, J., Image processing using a wavelet algorithm for nonlinear diffusion, Tech. Rep. 104, Laboratory of Technomathematics, University of Kaiserslautern, Germany, 1994
37. Awerth, B., Lin, P. And Sinzinger, E., Lattice Boltzmann models for anisotropic diffusion of images, Journal of Mathematical Imaging and Vision , 11 (1999) 231–237.
38. Ranjan, U., S., Ramakrishnan, K., R., A stochastic scale space for multiscale image representation, International Conference on Scale-Space Theories in Computer Vision, 1682 (1999) 441–446
39. Weickert, J., Applications Of Nonlinear Diffusion In Image Processing And Computer Vision, Acta Math. Univ. Comenianae , 70 (2001), 33–50
40. Frangakis, A., S., Hegerl, R., Noise Reduction in Electron Tomographic Reconstructions Using Nonlinear Anisotropic Diffusion, Journal of Structural Biology, 135, 3, (2001), 239-250
41. <http://muhammedihsandursun.blogspot.com.tr/2013/10/karar-destek-sistemleri-entropi.html>
42. http://www.wisdom.weizmann.ac.il/~vision/Seg_Evaluation_DB/dl.html.10Mart 2018
43. <https://www.microsoft.com/en-us/research/project/image> . 10 Mart 2018

ÖZGEÇMİŞ

1990 yılında İstanbul Şişli’de doğdu. İlk ve orta öğrenimini 19 Mayıs İlköğretim Okulunda tamamladı. Ardından Cengizhan Anadolu Lisesi’nden mezun oldu. 2009 yılında Yıldız Teknik Üniversitesi Matematik Mühendisliği Bölümü'nde lisans programına başladı ve 2014 yılında bu bölümden mezun oldu. 2015 yılında Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı'nda yüksek lisans öğrenimine başladı. İyi seviyede İngilizce bilmektedir.

