

**T.C.
İNÖNÜ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**ÇİZGE KESİM TEMELLİ İNTERAKTİF GÖRÜNTÜ
BÖLÜTLEME YÖNTEMLERİNİN KARŞILAŞTIRILMASI**

SERDAR ALASU

**YÜKSEK LİSANS TEZİ
BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI**

HAZİRAN 2018

Tezin Bařlıđı: izge Kesim Temelli İnteraktif Grnt Bltleme Yntemlerinin Karřılařtırılması

Tezi Hazırlayan: Serdar ALASU

Sınav Tarihi: 21.06.2018

Yukarıda adı geen tez jrimizce deđerlendirilerek Bilgisayar Mhendisliđi Ana Bilim Dalında Yksek Lisans Tezi olarak kabul edilmiřtir.

Sınav Jri yeleri

Tez Danıřmanı: Do. Dr. M. Fatih TALU

İnn niversitesi

Do. Dr. Mehmet KARAKSE

Fırat niversitesi

Dr. đr. yesi mer Faruk ZGVEN

Fırat niversitesi

Prof.Dr. Halil İbrahim ADIGZEL
Enstit Mdr

ONUR SÖZÜ

Yüksek Lisans Tezi olarak sunduđum “Çizge Kesim Temelli İnteraktif Görüntü Bölütleme Yöntemlerinin Karşılaştırılması” başlıklı bu çalışmanın bilimsel ahlak ve geleneklere aykırı düşecek bir yardıma başvurmaksızın tarafımdan yazıldığını ve yararlandığım bütün kaynakların hem metin içinde hem de kaynakça yöntemine uygun biçimde gösterilenlerden oluştuđunu belirtir, bunu onurumla doğrularım.

Serdar ALASU

ÖZET

Yüksek Lisans Tezi

ÇİZGE KESİM TEMELLİ İNTERAKTİF GÖRÜNTÜ BÖLÜTLEME YÖNTEMLERİNİN KARŞILAŞTIRILMASI

Serdar ALASU

İnönü Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

64+ix sayfa

2018

Danışman: Doç. Dr. M. Fatih TALU

Bu tez çalışmasında, çizge kesim temelli, İnteraktif Çizge Kesim, Grabcut ve Lazy Snapping interaktif görüntü bölütleme yöntemlerinin karşılaştırılması yapılmıştır. Çizge kesim temelli yöntemler, görüntüyü her bir pikselin bir düğüme karşılık geldiği çizgeye dönüştürür ve enerji fonksiyonun minimize edilmesinde maksimum akış-minimum kesim algoritmasını kullanarak çizgeyi ön ve arka plan olarak iki parçaya ayırır.

Birinci derece istatistikler ve Gri seviyeli eş oluşum matrisinden (GSEM) elde edilen öznitelikler kullanılarak ön ve arka plan görüntüleri tekdüze ve karışık olarak iki kümeye ayrılmıştır. Çizge kesim temelli interaktif görüntü bölütleme yöntemlerin karşılaştırmasında bu kümeler kullanılmıştır.

Bölütleme sonuçlarında, Grabcut yönteminin ön planın tekdüze olduğu görüntü kümelerinde diğer yöntemlerden daha başarılı olduğu görülmüştür. Lazy Snapping yönteminin de ön planın karışık olduğu görüntü kümelerinde diğer yöntemlerden daha iyi bölütleme sonuçları elde ettiği belirlenmiştir. Ayrıca Lazy Snapping yönteminin bütün görüntü kümelerinde bölütleme işlemini en hızlı gerçekleştiren yöntem olduğu görülmüştür.

ANAHTAR KELİMELER: İnteraktif Görüntü Bölütleme, Çizge Kesim, Grabcut, Lazy Snapping

ABSTRACT

Master Thesis

COMPARASION OF GRAPH CUTS BASED INTERACTIVE SEGMENTATION METHODS

SERDAR ALASU

İnönü University

Graduate School of Natural and Applied Sciences

Department of Computer Engineering

64+ix pages

2018

Supervisor: Assoc. Prof. Dr. M. Fatih TALU

In this thesis study, Interactive Graph Cuts, Grabcut and Lazy Snapping interactive image segmentation methods are compared. Graph cuts based methods consider each pixel of the image as a correspondence to a node and divide the graph into a foreground and background using the maximum flow-minimum cut algorithm to minimize energy function.

By using the features obtained from the first-order statistical and Gray-level co-occurrence matrices (GLCM), the foreground and background images are divided into two groups, uniform and complex. These clusters are used in the comparison of graph cut based interactive image segmentation methods.

In the segmentation results, it is seen that grabcut method is more successful than other methods in image cluster which the foreground is uniform. It has been determined that the Lazy Snapping method has better segmentation results than other methods in image clusters where the foreground is complex. It is also seen that that Lazy Snapping is the fastest method of performing segmentation in all image clusters.

KEYWORDS: Interactive Image Segmentation, Graph Cuts, Grabcut, Lazy Snapping

TEŐEKKÜR

Bu alıőmanın her aőamasında yardımlarını esirgemeyen, tez danıőmanım Sayın Do. Dr. M. Fatih TALU'ya, yksek lisans sresi boyunca her trl desteėi veren arkadaőım Yahya ALTUNTAŐ'a ve tm eėitim hayatım boyunca hep yanımda olan aileme teőekkr ederim.

İÇİNDEKİLER

ÖZET	i
ABSTRACT	ii
TEŞEKKÜR	iii
İÇİNDEKİLER	iv
SİMGELER VE KISALTMALAR	vi
ŞEKİLLER DİZİNİ	vii
ÇİZELGELER DİZİNİ	ix
1. GİRİŞ	1
1.1. Görüntü Bölütleme	1
1.2. İnteraktif Görüntü Bölütleme	1
1.3. İnteraktif Görüntü Bölütleme Yöntemlerinin Değerlendirilmesi	10
1.3.1. Statik kullanıcı etkileşimi	10
1.3.2. Kullanıcı çalışması	12
1.3.3. Kullanıcı etkileşimini otomatikleştirme	13
1.4. Veri Kümeleri	16
1.5. Markov Rastgele Alanları	17
1.6. En Büyük Sonsal ve Çifte Markov Rastgele Alanları ile Görüntü Bölütleme	20
2. MEVCUT İNTERAKTİF BÖLÜTLEME YÖNTEMLERİ	23
2.1. İnteraktif Çizge Kesim Yöntemi	23
2.1.1. Çizgenin oluşturulması.....	25
2.1.2. Maksimum akış-minimum kesim algoritması	27
2.2. Grabcut Yöntemi	30
2.3. Lazy Snapping Yöntemi	33
3. YÖNTEM PERFORMANSLARINI KARŞILAŞTIRMAK İÇİN	37
KULLANILAN KİSTASLAR	
3.1. Doğruluk	37
3.1.1. Sınıflandırma doğruluğu	38
3.1.2. Hassasiyet, özgüllük ve kesinlik	39
3.1.3. F1 skoru	39
3.1.4. Jaccard indeksi	40
3.1.5. Rand indeksi	41
3.1.6. Ayarlı rand indeks	41
3.2. Verimlilik	42
3.3. Tekrarlanabilirlik	42

4.	KARŞILAŞTIRMA SONUÇLARI	44
4.1.	Görüntülerin Kümelenmesi	44
4.1.1.	Birinci derece istatistikler	44
4.1.1.1.	Basıklık	45
4.1.2.	Gri seviyeli eş oluşum matrisi	45
4.1.2.1.	Enerji	46
4.1.2.2.	Entropi	47
4.1.2.3.	Zıtlık	47
4.1.2.4.	Homojenlik	47
4.1.3.	Görüntü kümeleme sonuçları	48
4.2.	Kümelenmiş Görüntüler Üzerinde Yöntemlerin Performans Analizi	49
5.	SONUÇ VE ÖNERİLER	58
6.	KAYNAKLAR	59
7.	ÖZGEÇMİŞ	64

SİMGELER VE KISALTMALAR

ϕ_c	Klik c 'nin Potansiyel Fonksiyonunu
π	Bileşen Ağırlığı
μ	Ortalama
Σ	Kovaryans Matrisi
σ	Standart Sapma
2D	Two Dimension (2 Boyutlu)
c	Klik
Dist	Distance (Uzaklık)
DN	Doğru Negatif
DP	Doğru Pozitif
E	Kenarlar
EM	Expectation Maximization (Beklenti Maksimizasyonu)
G	Çizge
GMM	Gauss Mixture Model (Gauss Karışım Modeli)
GSEM	Gri Seviye Eş Oluşum Matrisi
LHI	Lotus Hill Data Set (Lotus Hill görüntü veri seti)
MAP	Maximum A Posteriori (En Büyük Sonsal)
MRF	Markov Random Field (Markov Rastgele Alanları)
RGB	Red Green Blue (Kırmızı Yeşil Mavi)
S	Kaynak Uç Düğüm
T	Hedef Uç Düğüm
V	Düğümler
YN	Yanlış Negatif
YP	Yanlış Pozitif

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 1.1.	İnteraktif görüntü bölütleme yöntemlerinin ana bileşenleri [14]	2
Şekil 1.2.	İnteraktif görüntü bölütleme yöntemlerinin işleyişi [5]	3
Şekil 1.3.	Aktif kontur yöntemi ile nesne etrafındaki şeridin nesnenin sınırına yaklaşımı (Gabriel Peyre'nin Aktif Kontur ve Level Set ders notlarından alınmıştır.)	3
Şekil 1.4.	Fare ile tohum noktalarının seçilerek Akıllı Makas yöntemi ile nesnenin sınırının bulunması [17]	4
Şekil 1.5.	Chan-Vese yöntemi ile (a) Başlangıç (b) 3000 iterasyon ve (c) 6000 iterasyon sonrası bölütleme sonuçları [20]	5
Şekil 1.6.	(a) Başlangıç tohumları (initial seeds) (b) Bölge büyümesi	5
Şekil 1.7.	İnteraktif Çizge Kesim Yöntemi ile bölütleme (a) Orijinal görüntü (b) Kullanıcının çizgiler ile ön ve arka planı seçmesi (c) Bölütlenmiş görüntü	6
Şekil 1.8.	Grabcut ile bölütleme (a) Kullanıcının ön planı dikdörtgen alan ile seçmesi (b) Bölütlenmiş görüntü [24]	7
Şekil 1.9.	(a) Görüntü (b) Kullanıcının ön ve arka plan tohum piksellerini seçmesi (c) Görüntünün Watershed ile ön bölütlenmesi (d) Lazy Snapping ile bölütlenmiş görüntü	8
Şekil 1.10.	Jeodezik mesafe tabanlı interaktif görüntü bölütleme algoritması (a) ve (b) Jeodezik mesafelerinin hesaplanması (c) Görüntünün ikili bölütlenmiş hali	8
Şekil 1.11.	Kullanıcı etkileşim yöntemleri (a) Kullanıcının ön planı ve arka planı çizgi ile seçmesi (b) Kullanıcının ön planı nesnesini dikdörtgen ile seçmesi (c) Kullanıcının ön plan nesnesinin sınırlarını çizgi ile seçmesi	9
Şekil 1.12.	(a) Görüntü (b) Statik kullanıcı etkileşimi	10
Şekil 1.13.	(a) Birinci çizgi kümesinden (b) Daha ayrıntılı ikinci çizgi kümesinden [32]	11
Şekil 1.14.	(a) Rastgele Tıklamalar (b) Dikkatli Tohum Seçme [42]	15
Şekil 1.15.	(a) Giriş görüntüsü (b) Robot Kullanıcının yerleştirdiği tohumlar [30]	16
Şekil 1.16.	Zhao vd.nin [40] çalışmalarında kullandığı LHI [43] veri setinden görüntüler (a) Bulanık sınır (b) Kompleks doku (c) Karışık arka plan (d) Keskin kenar (e) Gölgeleme etkisi (f) Örtüşen renk	17
Şekil 1.17.	2x2 görüntünün Markov Rastgele Alanlar Gösterimi	20
Şekil 2.1.	İnteraktif Çizge Kesim yönteminin uygulama örneği (a) Kullanıcının ön planı ve arka planı işaretlediği görüntü (b) Bölütleme sonucu	24
Şekil 2.2.	(a) 3x3 görüntünün 2D bölütleme örneği (b) Çizge (c) Kesim (d) Bölütleme sonucu	25
Şekil 2.3.	Çizge ve artık çizgedeki akış ve kapasite gösterimi	28
Şekil 2.4.	Ford-Fulkerson algoritmasının örnek bir çizgeye uygulanmasının normal çizge ve artık çizge ile gösterimi	29
Şekil 2.5.	Çizgenin minimum s-t kesim gösterimi	30
Şekil 2.6.	Grabut yöntemi uygulama örneği [24]	31
Şekil 2.7.	(a) Orjinal görüntü (b) Kullanıcının ön ve arka planı seçmesi (c)	34

	Watershed ile ön bölütleme (d) Ön bölütlenen görüntünün çizge hali [25]	
Şekil 2.8.	(a) 3x3 görüntünün 2D bölütleme örneği (b) Çizge [5]	34
Şekil 2.9.	RGB renk uzayında Kullanıcı tarafından seçilmemiş belirsiz pikselin ön ve arka plan tohumlarına uzaklığının gösterimi [53]	36
Şekil 3.1.	Hata matrisini oluşturan değerler [63]	38
Şekil 3.2.	Tahmin edilen bölütleme ve kesin referansın kesişimleri ve birleşimleri [66]	40
Şekil 4.1.	Referans piksel ve komşu piksel arasındaki $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ açısal ilişki	46
Şekil 4.2.	5x5 büyüklüğündeki gri seviye görüntü ve görüntünün $d = (0,1)$ komşuluğunda GSEM	46
Şekil 4.3.	Tekdüze Ön Plan ve Tekdüze Arka Plan görüntüde yöntemlerin bölütleme sonuçları	50
Şekil 4.4.	Tekdüze Ön Plan ve Karışık Arka Plan görüntüde yöntemlerin bölütleme sonuçları	51
Şekil 4.5.	Karışık Ön Plan ve Tekdüze Arka Plan görüntüde yöntemlerin bölütleme sonuçları	53
Şekil 4.6.	Karışık Ön Plan ve Karışık Arka Plan görüntüde yöntemlerin bölütleme sonuçları	57

ÇİZELGELER DİZİNİ

Çizelge 1.1.	Veri Kümesi-Yöntem eşleşmesi [37]	12
Çizelge 2.1.	Çizge G'deki kenar ağırlıkları	27
Çizelge 2.2.	Çizgenin t-link kenar ağırlıkları	33
Çizelge 3.1.	Hata matrisi	38
Çizelge 3.2.	İhtimaliyet çizelgesi	42
Çizelge 4.1.	Görüntü kümeleme sonuçları	48
Çizelge 4.2.	Ön ve arka plan sırasıyla tekdüze ve karışık küme örnekleri	48
Çizelge 4.3.	Örnek görüntülerin ön ve arka planlarına ait öznelik değerleri	48
Çizelge 4.4.	Tekdüze Ön Plan ve Tekdüze Arka Plan olarak kümelene görüntünün, İnteraktif Çizge Kesim yöntemi bölütleme sonuçları	49
Çizelge 4.5.	Tekdüze Ön Plan ve Tekdüze Arka Plan olarak kümelene görüntünün Grabcut yöntemi bölütleme sonuçları	49
Çizelge 4.6.	Tekdüze Ön Plan ve Tekdüze Arka Plan olarak kümelene görüntünün, Lazy Snapping yöntemi bölütleme sonuçları	49
Çizelge 4.7.	Tekdüze Ön Plan ve Karışık Arka Plan olarak kümelene görüntünün, İnteraktif Çizge Kesim yöntemi bölütleme sonuçları	50
Çizelge 4.8.	Tekdüze Ön Plan ve Karışık Arka Plan olarak kümelene görüntünün, Grabcut yöntemi bölütleme sonuçları	50
Çizelge 4.9.	Tekdüze Ön Plan ve Karışık Arka Plan olarak kümelene görüntünün, Lazy Snapping yöntemi bölütleme sonuçları	51
Çizelge 4.10.	Karışık Ön Plan ve Tekdüze Arka Plan olarak kümelene görüntünün, İnteraktif Çizge Kesim yöntemi bölütleme sonuçları	52
Çizelge 4.11.	Karışık Ön Plan ve Tekdüze Arka Plan olarak kümelene görüntünün, Grabcut yöntemi bölütleme sonuçları	52
Çizelge 4.12.	Karışık Ön Plan ve Tekdüze Arka Plan olarak kümelene görüntünün, Lazy Snapping yöntemi bölütleme sonuçları	52
Çizelge 4.13.	Karışık Ön Plan ve Karışık Arka Plan olarak kümelene görüntünün, İnteraktif Çizge Kesim yöntemi bölütleme sonuçları	54
Çizelge 4.14.	Karışık Ön Plan ve Karışık Arka Plan olarak kümelene görüntünün, Grabcut yöntemi bölütleme sonuçları	55
Çizelge 4.15.	Karışık Ön Plan ve Karışık Arka Plan olarak kümelene görüntünün, Lazy Snapping yöntemi bölütleme sonuçları	56
Çizelge 4.16.	Tüm Kümeler için yöntemlerin bölütleme sonuçlarının ortalamaları	57

1. GİRİŞ

1.1. Görüntü Bölütleme

Görüntüyü anlamlı bölümlere ayırmayı sağlayan görüntü bölütleme, görüntü işleme ve bilgisayarlı görmenin önemli alanlarından biridir. Sonraki süreçlerin doğruluğunu etkilediğinden, bölütleme süreci görüntü analizinde önemli bir aşamadır.

Görüntü bölütlemenin çıktıları özellik çıkartma, nesne sınıflandırma ve görüntü yorumlama gibi görüntü analizinin alt süreçlerini etkileyecektir. Görüntü bölütleme, görüntü analizi, iyileştirme, düzeltme, sıkıştırma, birleştirme ve nesne tanıma ve takibi gibi birçok görüntü işleme işlemlerinde zorunlu bir adımdır. Birçok bölütleme tekniği olmasına rağmen bütün görüntü tipleri için kusursuz bölütleme yapan bir yöntem yoktur. Görüntü bölütleme için tasarlanan yöntemler ve bu yöntemlerin başarımları, görüntüden görüntüye ve uygulamaya dayalı olarak değişiklik arz eder. Görüntü bölütleme otomatik ve interaktif yöntem olmak üzere iki sınıfa ayrılabilir.

Otomatik görüntü bölütlemeye, görüntü hakkında önsel bilgi olmadan ve kullanıcı etkileşimi gerektirmeden bölütleme yapılmaktadır. Otomatik bölütleme kaba bir bölütlemenin yeterli olduğu uygulamalarda fazlaca kullanılmaktadır. Literatürde otomatik bölütleme ile ilgili eşik değeri temelli [1], kenar temelli [2], Watershed [3], yapay sinir ağları temelli [4] yöntemler mevcuttur.

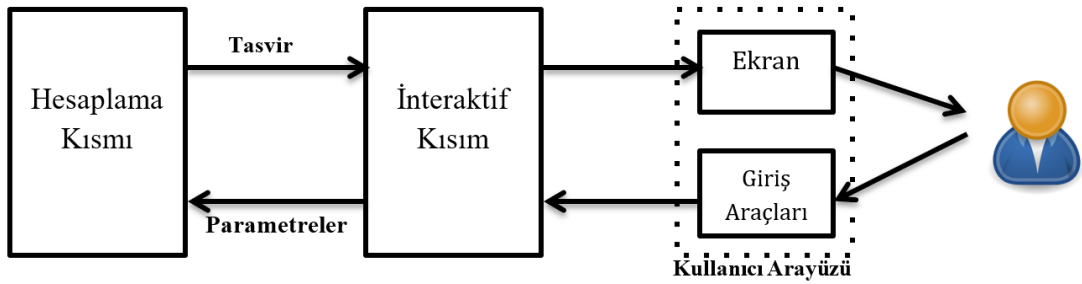
İnteraktif görüntü bölütleme, otomatik bölütlemeye farklı olarak kullanıcı etkileşimine ihtiyaç duyar. Kullanıcı etkileşimi sonucu elde ettiği önsel bilgiler ile daha kesin bölütleme yapar. İnteraktif görüntü bölütleme kullanıcı etkileşimi ile gerekli bilgilerin alınması, kullanıcının sağladığı önsel bilgiyi kullanan bir bölütleme algoritmasının çalıştırılması ve bölütleme sonucunun gösterilmesi aşamalarına sahiptir. İnteraktif görüntü bölütlemeye kullanıcı etkileşimini en düşük miktarda tutarak iyi bir bölütleme yapmak amaçtır. İnteraktif görüntü bölütleme ile ilgili tezin 1.2. bölümünde daha detaylı bilgilendirme verilmiştir.

1.2. İnteraktif Görüntü Bölütleme

İnteraktif görüntü bölütleme teknikleri literatürde birçok yayında çalışılmıştır [5-10]. İnteraktif görüntü bölütleme, kullanıcıdan elde ettiği önsel bilgi sayesinde

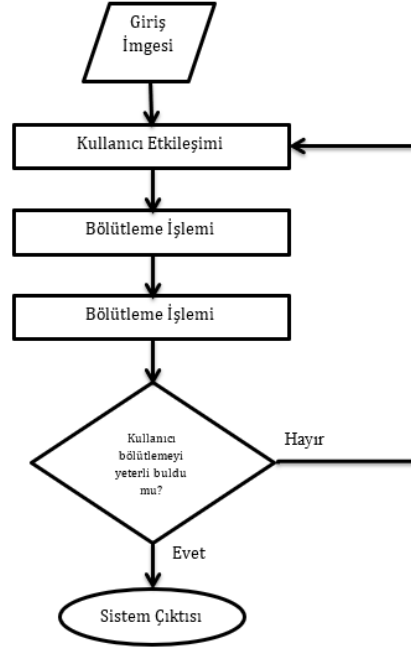
daha kesin bölütleme yapabildiği için, medikal görüntü bölütleme gibi daha kesin bölütlemeye ihtiyaç duyulan durumlarda kullanılmaktadır. Bu nedenle birçok medikal görüntü bölütleme yapılan akademik çalışmada interaktif görüntü bölütleme kullanılmıştır [11-15]. İnteraktif görüntü bölütleme süreci tanıma ve tasvir olarak iki görev alanına ayrılabilir. Tanıma, bir nesnenin bulunduğu görüntünün neresinde olduğunu kabaca belirlemedir. Tasvir ise nesnenin tam kapsamının belirlenmesi işlemidir. Bilgisayarlar çoğunlukla tasvir kısmında daha başarılı iken, insanların çoğu tanıma kısmında bilgisayarlardan daha iyi performans gösterirler. İnteraktif veya yarı otomatik yöntemler insanın tanıma kısmında bilgisayarında tasvir kısmında kullanılarak insan ve bilgisayarın kabiliyetlerinin birleştirilmesini sağlar [16].

İnteraktif görüntü bölütleme kullanıcı etkileşimi ile önsel bilginin alındığı kısım, kullanıcıdan alınan bilgiye göre kullanılacak algoritmanın çalıştırılarak bölütleme hesaplamalarının yapıldığı kısım ve bölütleme sonuçlarının gösterildiği kısım olmak üzere üçe ayrılır. Bazı interaktif görüntü bölütleme algoritmaları daha iyi bölütleme sonuçları alana kadar her bölütleme işlemi sonunda kullanıcıdan ek yeni bir önsel bilgi olarak tekrarlı bir şekilde çalışır. Önsel bilgi kullanıcı tarafından sağlandığı için kullanıcının önsel bilgi seçimi bölütleme sonuçlarını etkilemektedir. Olabarriaga vd. [17] interaktif görüntü bölütleme yöntemlerinin ana bileşenlerini Şekil 1.1'deki gibi göstermiştir. He vd. [5] interaktif görüntü bölütleme yöntemlerinin işleyişini Şekil 1.2'deki gibi göstermiştir.



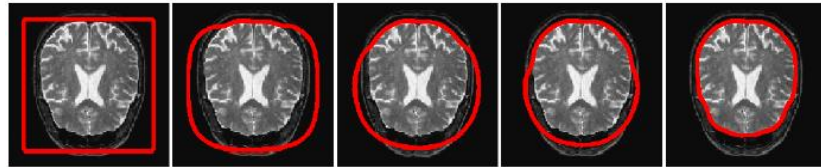
Şekil 1.1. İnteraktif görüntü bölütleme yöntemlerinin ana bileşenleri [17]

Literatürde kontur temelli, bölge temelli, enerji fonksiyonun minimize edilmesi temelli, çizge temelli gibi birçok interaktif görüntü bölütleme yönteminin olduğu görülmektedir.



Şekil 1.2. İnteraktif görüntü bölütleme yöntemlerinin işleyişi [5]

İnteraktif görüntü bölütlemenin ilk örneklerinden olan aktif kontur (Yılan) [18] kontur temelli interaktif görüntü bölütleme yöntemidir. Aktif kontur yöntemi bir görüntüdeki nesnelerin kenarlarını tespit ederek nesnelere bölütleyen bir yöntemdir. Bu yöntemde kullanıcı nesnenin etrafında bir şerit oluşturur. Nesnenin etrafını çevreleyen şeridi oluşturan noktalar kademeli olarak nesneye doğru yaklaşırlar ve nesne kenarlarına gelindiğinde bu işlem sona erer ve böylece nesne kenarları tespit edilmiş olur. Aktif Kontur yönteminde kullanıcının belirlediği şeridin nesne sınırına yaklaşırken biçim değişikliği(deforme) bir enerji fonksiyonun minimize edilmesiyle olur. Bu nedenle Aktif Kontur yöntemi enerji fonksiyonun minimize edilmesi temelli yöntem olarak da kabul edilebilir. Şekil 1.3’de nesnenin etrafına çizilen şeridin Aktif Kontur yöntemi ile nesne etrafındaki şeridin nesnenin sınırına yaklaşımı gösterilmektedir.

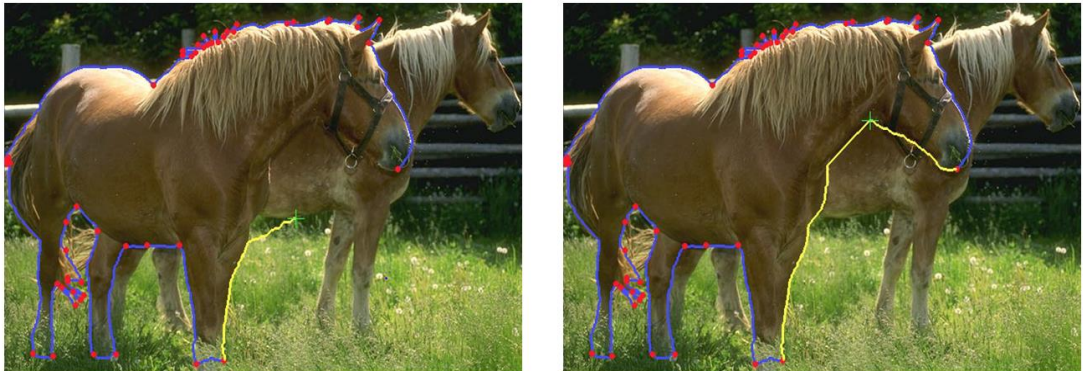


Şekil 1.3. Aktif kontur yöntemi ile nesne etrafındaki şeridin nesnenin sınırına yaklaşımı (Gabriel Peyre’nin Aktif Kontur ve Level Set ders notlarından alınmıştır.)

Aktif Kontur yöntemi dışbükey olmadığından, global bir çözüm hesaplayamaz. Algoritmanın yerel minimuma sıkışmasını önlemek için iyi bir başlatmaya ihtiyaç vardır. Ayrıca model, eğrinin parametrizasyonuna duyarlıdır. Farklı parametrizasyonlar farklı çözümlerle sonuçlanacaktır. Uygulamada, görüntü gradyan hesaplamadan önce gürültüye bağlı bozukluklardan kurtulmak için görüntü sıklıkla Gauss çekirdeği bir çekirdek fonksiyonu ile konvolüsyona tabi tutulur.

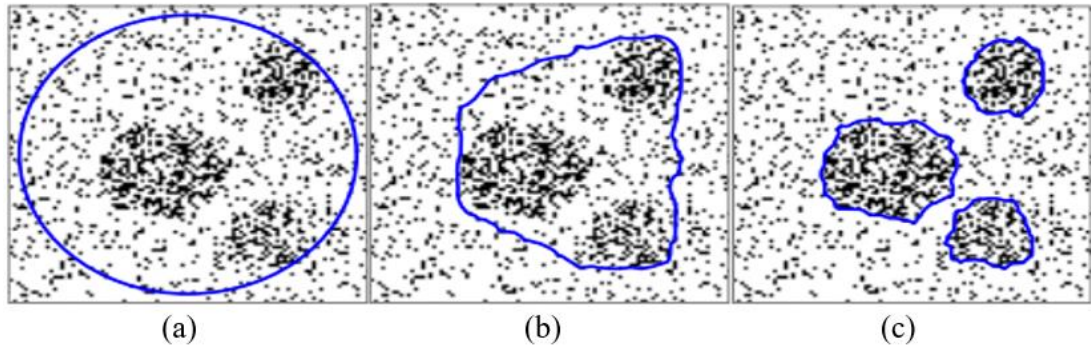
Level Set [19], konturları dolaylı bir şekilde temsil etmenin başka bir yoludur. Aktif Kontur yapamadığı, otomatik olarak konturun topolojik değişimlerine izin verir; Level Set hala yerel minimum tuzağına yakalanır.

Diğer bir kontur temelli interaktif görüntü bölütleme algoritması Akıllı Makas [20] yöntemidir. Akıllı Makas, dijital görüntülerdeki nesnelerin, basit fare hareketleri ile hızlı ve doğru bir şekilde bölütlenmesine olanak tanır. Nesne sınırlarını bulmak için sadece kenar bilgilerine güvenir. Formülasyonunda hiçbir global enerji fonksiyonu tanımlanmamasına rağmen, Aktif Konturun çalışmasına benzer şekilde görüntüdeki en güçlü kenarlara tutunur. Algoritma sınırda tohum noktasından (kullanıcı tarafından işaretlenmiş bir nokta) kullanıcının faresinin geçerli konumuna olan en kısa yolu hesaplar. Akıllı Makas, sınırı, geçerli fare konumu ve daha önce girilen tohum noktası arasındaki en uygun yol olarak seçer. Bu hesaplamaları yapabilmek için görüntü ağırlıklı bir çizge olarak modellenmektedir. Bu 8 komşuluklu çizgede, pikseller yönlü ve ağırlıklandırılmış kenarlara sahip düğümler olarak temsil edilir. Şekil 1.4'de Fare ile tohum noktalarının seçilerek Akıllı Makas yöntemi ile nesnenin sınırının bulunması gösterilmiştir.



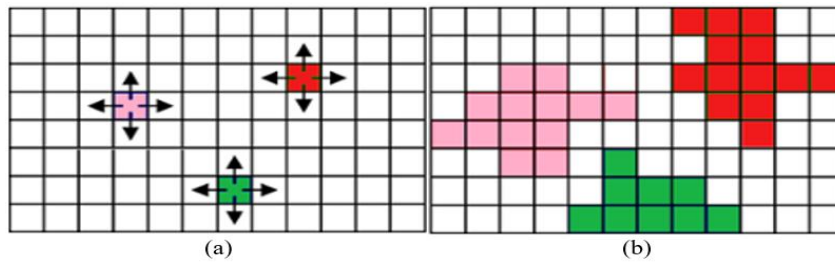
Şekil 1.4. Fare ile tohum noktalarının seçilerek Akıllı Makas yöntemi ile nesnenin sınırının bulunması [20]

Aktif Kontur, Level Set gibi ilk interaktif görüntü bölütleme modelleri görüntüdeki iyi kenarları bulmayı amaçlamaktadır. Bu yöntemler, enerji fonksiyonun sadece kontura bağlı olduğu nesne temsiline sahip olmadığı yöntemlerdir. Bu eksikliğin üstesinden gelmek için Chan ve Vese [21] enerji fonksiyonunda kontur yanında bölge özelliklerini dikkate alan Mumford-Shah [22] fonksiyonuna dayalı bir bölütleme modeli tanımladılar. Şekil 1.5 'de görüntü belirsiz kenarlara sahip olmasına rağmen Chan-Vese yöntemi ile 6000 iterasyon sonrası iyi bölütlemenin elde edildiği görülmüştür.



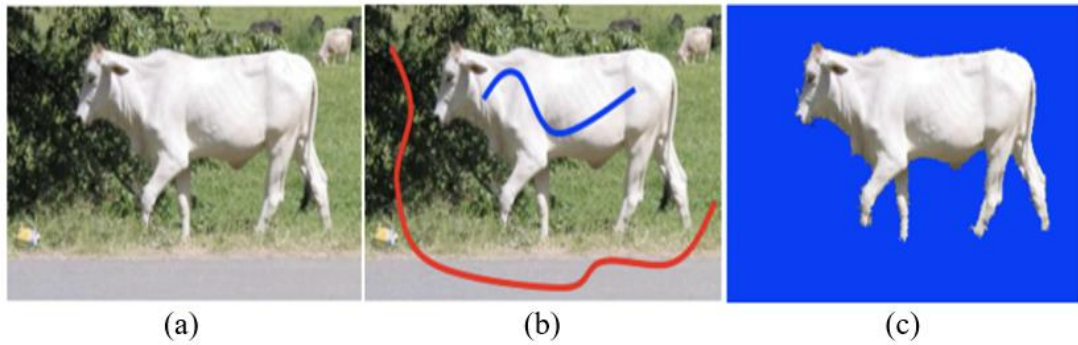
Şekil 1.5. Chan-Vese yöntemi ile (a) Başlangıç (b) 3000 iterasyon ve (c) 6000 iterasyon sonrası bölütleme sonuçları [23]

Bölge Büyütme (Region growing) [24] yöntemi bölge temelli çalışan bir yöntemdir. Bölge büyütme yöntemi ile görüntünün pikselleri her piksel bir bölgeye ait olacak şekilde ayrık bölgeler şeklinde gruplandırılır. Kullanıcı tarafından seçilen başlangıç tohumu (initial seed) ile yöntem çalışmaya başlar. Başlangıç pikselinin komşu pikselleri benzerlik ölçütüne göre bölgeye eklenir. Eklenen yeni pikseller de komşu piksellerinin benzerlik ölçütüne göre karşılaştırılması ile bölge sürekli olarak büyüyecektir. Şekil 1.6'da belirlenen başlangıç noktaları (initial seeds) ve bu başlangıç noktalarının büyümesi ile oluşan bölgeler görülmektedir.



Şekil 1.6. (a) Başlangıç tohumları (initial seeds) (b) Bölge büyümesi

Boykov ve Jolly [22,23] piksellerin ikili olarak etiketlenebilmesi için global olarak optimize edilebilir bir enerji fonksiyonunu sundular. İnteraktif Çizge Kesimde ön ve arka plan tohum (seed) pikselleri kullanıcı tarafından fare hareketi ile oluşturulan çizgiler ile seçilir. İnteraktif Çizge Kesimde amaç kullanıcı etiketlerini (ön veya arka plan) görüntünün kalan kısımlarına yaymaktır. Bu yöntem görüntüdeki her pikseli bir etikete (ön veya arka plan) atadığı için piksel etiketleme temelli bir yöntemdir. İnteraktif Çizge Kesim algoritması, interaktif görüntü bölütleme problemini En Büyük Sonsal- Çifte Markov Rastgele Alanları (MAP-MRF) çatısı altında formülüle eder. Enerji fonksiyonu bölge ve sınır terimlerinin kombinasyonu ile tanımlanmıştır. İnteraktif Çizge Kesim algoritması enerji fonksiyonunu minimize eden etiketleri maksimum akış-minimum kesim algoritmasıyla bularak bölütlemeyi gerçekleştirir. Bu yöntemde enerji fonksiyonu minimize edildiği için enerji fonksiyonun minimize edilmesi temelli yöntem olarak da kabul edilir. Şekil 1.7'de ön ve arka plan tohum (seed) piksellerinin kullanıcı tarafından oluşturulması ve İnteraktif Çizge Kesim yöntemi ile bulunan bölütleme sonucu görülmektedir.



Şekil 1.7. İnteraktif Çizge Kesim Yöntemi ile bölütleme (a) Orijinal görüntü (b) Kullanıcının çizgiler ile ön ve arka planı seçmesi (c) Bölütlenmiş görüntü

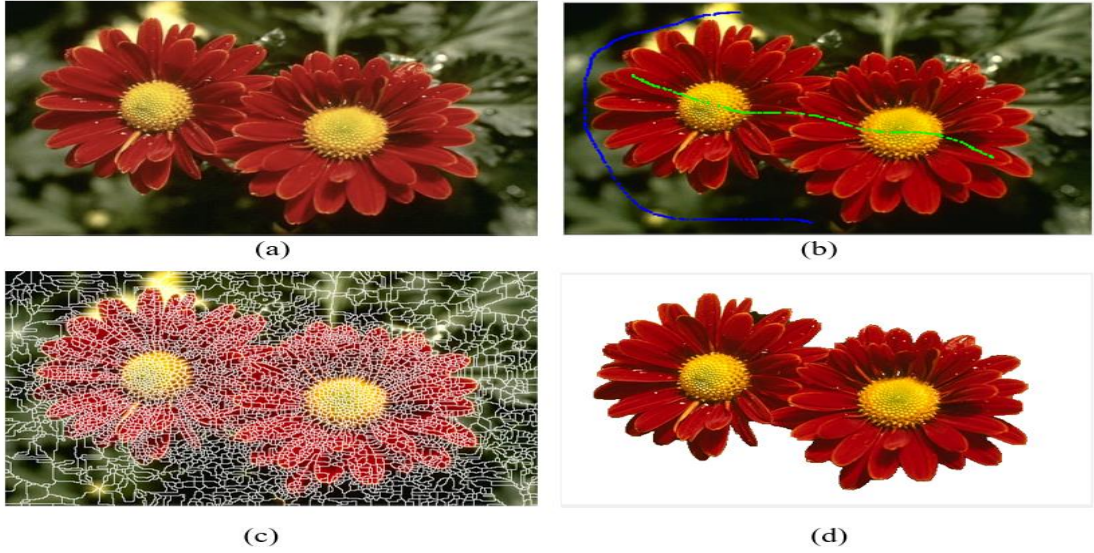
İnteraktif Çizge Kesim algoritmasının hızı, kararlılığı ve güçlü matematiksel temeli nedeniyle çeşitli varyantlar ve uzantıları önerilmiştir. Grabcut [27] ve Lazy Snapping [28] algoritmaları çizge kesim algoritmasının önemli varyantlarıdır. Bu yöntemlerde İnteraktif Çizge Kesim yöntemine benzer bir enerji fonksiyonu kullanılmaktadır ve İnteraktif Çizge Kesim yöntemindeki gibi enerji fonksiyonunu maksimum akış-minimum kesim algoritması kullanılarak minimize edilmektedir. Grabcut algoritması, kullanıcı etkileşiminin farklılığı (dikdörtgen ile ön plan tohum piksellerinin belirlenmesi), renk bilgisinin Gauss Karışım Modeli (GMM) ile

modellenmesi ve tekrarlı bir yapı kullanması ile İnteraktif Çizge Kesim yönteminden ayrılır. Şekil 1.8’de ön plan tohum (seed) piksellerinin kullanıcının oluşturduğu dikdörtgen ile belirlenmesi ve Grabcut algoritması ile bulunan bölütleme sonucu görülmektedir. Grabcut yönteminin çalışma zamanının fazlılığı ve kullanıcı tarafından seçilen dörtgensel alanda arka plan oranının fazla olması durumunda, Grabcut yönteminin fazladan ön plan bölütlemesi yapması bu yöntemin eksikleri olarak görülmektedir. Bu eksikleri gidermek için Grabcut temelli farklı yöntemler önerilmiştir [29-32].



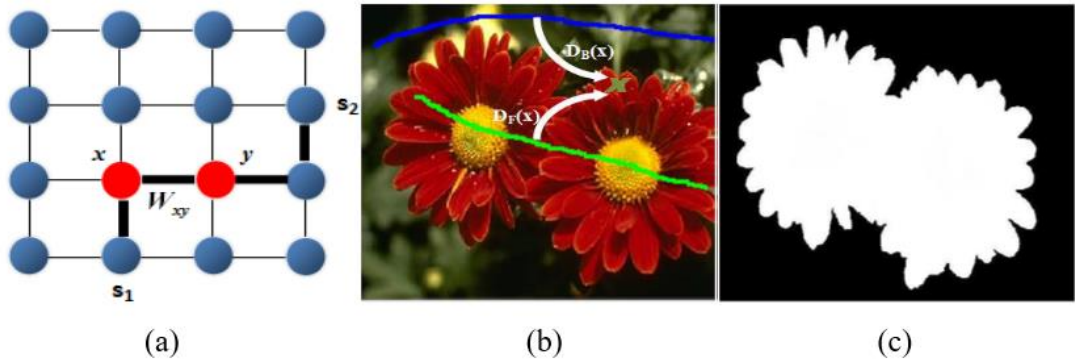
Şekil 1.8. Grabcut ile bölütleme (a) Kullanıcının ön planı dikdörtgen alan ile seçmesi (b) Bölütlenmiş görüntü [27]

Lazy Snapping yönteminde [28] ön bölütleme işlemi yapılır ve oluşturacağı çizgedeki düğüm sayısını azaltır. Lazy Snapping yöntemi çok daha az düğümden oluşan çizgeye uygulandığı için çok daha hızlı çalışmaktadır. Lazy Snapping yönteminde, İnteraktif Çizge Kesim yöntemine benzer şekilde ön ve arka plan tohum pikselleri kullanıcı tarafından fare hareketi ile oluşturulan çizgiler ile seçilir. Şekil 1.9 ‘da görüntünün Watershed ile ön bölütlenmiş ve Lazy Snapping ile elde edilen bölütleme sonucu gösterilmiştir.



Şekil 1.9. (a) Görüntü (b) Kullanıcının ön ve arka plan tohum piksellerini seçmesi (c) Görüntünün Watershed ile ön bölütlenmesi (d) Lazy Snapping ile bölütlenmiş görüntü

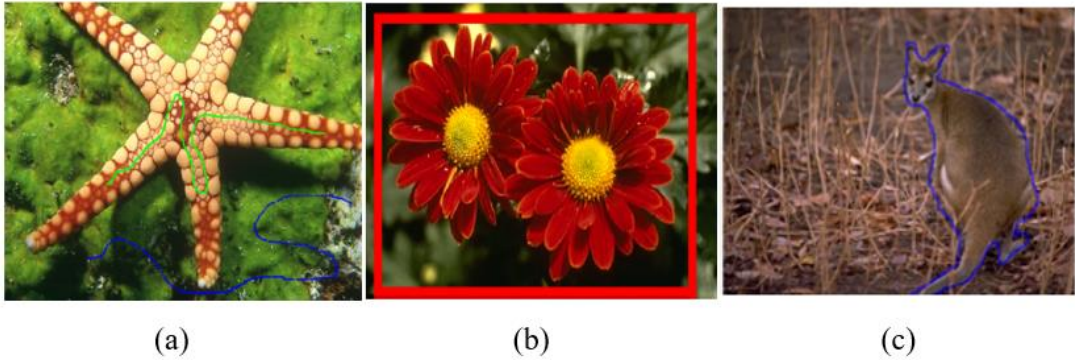
Bai ve Sapiro [33] jeodezik mesafe tabanlı interaktif görüntü bölütleme algoritması görüntünün çizge olarak düşünüldüğü yöntemi önermişlerdir. Bu yöntemde kullanıcı tarafından oluşturulan çizgilerin renk değerlerinden faydalanılarak bütün piksellerin ön ve arka plan olma olasılıkları hesaplanır. Daha sonra görüntüdeki bütün piksellerin kullanıcı tarafından oluşturulan ön ve arka plan çizgilerine olan ağırlıklandırılmış jeodezik mesafelerinin hesaplanması ve ön ve arka plan mesafelerinin karşılaştırılması ile bölütleme gerçekleştirilir. Şekil 1.10'da jeodezik mesafe ve bölütleme sonucu gösterilmiştir.



Şekil 1.10. Jeodezik mesafe tabanlı interaktif görüntü bölütleme algoritması (a) ve (b) Jeodezik mesafelerinin hesaplanması (c) Görüntünün ikili bölütlenmiş hali

Rastgele Yürüyüş (Random Walk) yöntemi [34] çizge kesim temelli yöntemler gibi görüntü bölütlemeyi etiketleme problemi olarak ele alan ve görüntünün çizge olarak tanımlandığı yöntemlerdendir. Bu çizgede düğümleri birbirine bağlayan kenarlar komşu piksellere olan benzerliğine göre ağırlıklandırılmıştır. Diğer interaktif görüntü bölütleme yöntemlerinde olduğu gibi kullanıcı ön ve arka planı seçerek tohum pikselleri belirlenir. Tohum pikselleri dışındaki etiketi bilinmeyen bütün piksellerden rastgele yürüyücülerin hareket ettiği kabul edilir. Her rastgele yürüyücü için tohum bölgelerine ilk varış olasılığı hesaplanır. Bu olasılıklar doğrusal denklem sistemlerinin çözümü ile analitik bir şekilde belirlenebilir. Rastgele yürüyücünün harekete geçtiği etiketlenmemiş piksel, bu yürüyüşte elde edilen en yüksek olasılığa karşılık gelen tohum bölgesine ait etiket değerini alır.

Kullanıcı önsel bilgiyi oluştururken kullanılan birçok etkileşim yöntemi vardır ve bu kullanıcı etkileşimleri kullanılan interaktif görüntü bölütleme algoritmasına göre değişmektedir [35]. Kullanıcının ön ve arka plan piksellerini fare hareketi ile çizdiği çizgiler ile belirlediği yöntem, kullanıcının bir dikdörtgen ile ön planın seçtiği yöntem ve kullanıcının ön plan nesnesinin sınırlarını kabaca çizmesi yöntemi kullanıcı etkileşimlerine örnektir. Şekil 1.11’de bu üç yöntem gösterilmektedir.



Şekil 1.11. Kullanıcı etkileşim yöntemleri (a) Kullanıcının ön planı ve arka planı çizgi ile seçmesi (b) Kullanıcının ön planı nesnesini dikdörtgen ile seçmesi (c) Kullanıcının ön plan nesnesinin sınırlarını çizgi ile seçmesi

Grady [34] bir interaktif görüntü bölütleme yönteminin başarılı olabilmesi için aşağıda belirtilen özelliklere sahip olması gerektiğini belirtmiştir.

- Hızlı hesaplanabilir.

- Kullanıcı ile hızlı ve kolay etkileşime sahip.
- En az kullanıcı etkileşimi ile bölütleme yapabilme.
- Kullanıcının etkileşim ile istediği bölütleme sonucunu üretmek.

1.3. İnteraktif Görüntü Bölütleme Yöntemlerinin Değerlendirilmesi

Statik kullanıcı etkileşimi, kullanıcıyla çalışma ve kullanıcı etkileşimini otomatikleştirme, interaktif görüntü bölütleme yöntemlerini değerlendirmek için çoğunlukla kullanılan üç yöntemdir [29-31].

1.3.1. Statik kullanıcı etkileşimi

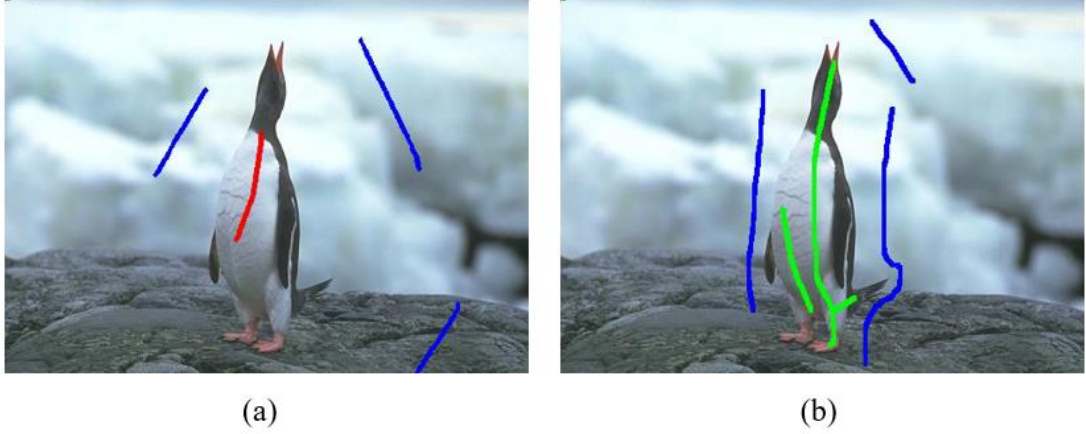
Statik kullanıcı etkileşiminde, araştırmacılar veri kümelerindeki görüntüler için sabit kullanıcı etkileşimleri oluşturmaktadır. Bu sabit kullanıcı etkileşimleri ile elde ettikleri bölütleme sonuçlarını kesin referans ile karşılaştırarak interaktif görüntü bölütleme yöntemlerini değerlendirmektedirler. İnteraktif görüntü bölütleme yöntemlerinin karşılaştırılmasında birçok araştırmacı statik kullanıcı etkileşimini kullanmıştır [32-34]. Grabcut veri setine ait görüntü ve statik kullanıcı etkileşimi Şekil 1.12’de gösterilmiştir. Grabcut veri setinde genellikle üç arka plan ve bir tane de ön plan kullanıcı çizgisi kullanılmıştır.



Şekil 1.12. (a) Görüntü (b) Statik kullanıcı etkileşimi

Andrade ve Carrera [39], görüntüleri ve kesin referansları için Grabcut veri kümesini ve statik kullanıcı etkileşimi için iki çizgi veri kümesi kullanmışlardır. Birincisi Jeodezik Yıldız Dışbükeylik [42] veri kümesi ve ikincisi de Jeodezik Yıldız

Dışbükeylik veri kümesindeki ön ve arka plan çizgilerinin daha ayrıntılı hale getirerek oluşturduğu veri kümesidir. Şekil 1.13’de iki ön ve arka plan çizgi seti örneği gösterilmiştir.



Şekil 1.13. (a) Birinci çizgi kümesinden (b) Daha ayrıntılı ikinci çizgi kümesinden [39]

Statik kullanıcı etkileşiminin kullanımı ile ilgili üç problem bulunmaktadır [29]:

1. Araştırmacılar tarafından seçilen sabit etkileşimler, sistemin gerçek kullanıcıları tarafından yapılanlardan çok farklı olabilirler.
2. Değerlendirilecek interaktif görüntü bölütleme yöntemlerinin kullanıcı etkileşim yöntemlerinin birbirinden farklı olması, örneğin statik kullanıcı etkileşimi veri kümemiz ön ve arka plan çizgileri içeriyor ise Grabcut yönteminde kullanıcı görüntü ön planını dikdörtgen ile belirlediği için statik kullanıcı etkileşim veri kümesi bu yöntemi değerlendiremeyecektir.
3. Bazı interaktif görüntü bölütleme algoritmaları kullanıcı etkileşiminden sonra elde edilen bölütlemenin iyileştirilmesi için yeni kullanıcı etkileşimlerini girdi olarak kabul eder ve bu süreç kullanıcıyı tatmin edecek bölütleme sonucuna kadar devam eder. Statik etkileşim veri seti ile değerlendirmede ise bölütleme bir seferde gerçekleşir ve bölütlemenin iyileştirilmesi için ek kullanıcı etkileşimleri kullanılamaz.

1.3.2. Kullanıcı çalışması

Kullanıcı çalışması, isminden de anlaşılacağı üzere interaktif görüntü bölütlemeye kullanıcı etkileşiminin doğrudan bir grup kullanıcı tarafından yapıldığı çalışmalardır. İnteraktif görüntü bölütleme yöntemlerinin karşılaştırılmasında birçok araştırmacı kullanıcı çalışması kullanmıştır [25,36,37].

McGuinness ve O'Connor [44] veri kümesini Berkeley bölütleme veri kümesinden [45] aldığı 96 görüntüdeki 100 farklı nesneden oluşturulmuştur. Deney çoğu bilgisayar bilimi veya mühendisliği mezunu 20 gönüllü katılımcıyla gerçekleştirilmiştir. Görüntü veri kümesi 4 eşit parçaya bölünmüştür. Çizelge 1.1'de gösterildiği gibi dört farklı veri kümesi-yöntem eşleştirilmesi yapılmıştır. Örneğin: B durumunda, S_2 veri seti A_1 yöntemi ile, S_3 veri seti A_2 yöntemi ile, S_4 veri seti A_3 yöntemi ile S_1 veri seti A_4 yöntemi ile eşleşmektedir. Bu eşleştirmeler katılımcılara eşit bir şekilde dağıtılarak her görüntünün bir yöntem ile en az beş defa bölütlenmesi garanti edilmiştir; ayrıca her görüntü için 2 dakika süre kısıtlaması yapıldı. Böylece farklı kullanıcılar ile aynı interaktif görüntü bölütleme yöntemi ve aynı görüntülerin kullanımıyla elde edilen bölütleme sonuçlarının ortalamalarını hesaplayarak bir kişinin işaretleme becerilerini ve diğer insan etkileri minimize edilmiştir.

Çizelge 1.1: Veri Kümesi-Yöntem eşleşmesi [44]

	Görüntü Veri Seti			
A	S_1	S_2	S_3	S_4
B	S_2	S_3	S_4	S_1
C	S_3	S_4	S_1	S_2
D	S_4	S_1	S_2	S_3
Yöntemler	A_1	A_2	A_3	A_4

Kullanıcı çalışması ile ilgili üç problem bulunmaktadır [36]:

1. Kullanıcının çalışmanın pahalı olması ve istatistiksel açıdan anlamlı olabilmesi için çok sayıda katılımcının olması gerekliliği
2. Katılımcıların sisteme alışmaları için zaman gerekliliği

3. Her sistem, katılımcılar tarafından bağımsız olarak değerlendirilmek zorundadır; bu da bölütleme sisteminin binlerce veya milyonlarca olası parametreleri arasından en uygun parametreleri bulmaya çalıştığımız bir öğrenme senaryosunda bu şemayı kullanmayı zorlaştırmaktadır.

1.3.3. Kullanıcı etkileşimini otomatikleştirme

Kullanıcılı çalışma, interaktif görüntü bölütleme yöntemlerini değerlendirmek için tartışmasız en etkili yol olsa da zaman alıcı ve emek yoğun bir işlemdir [46]. Kullanıcı etkileşiminin otomatikleştirilmesinde, kullanıcının yerini kullanıcının etkileşimini simüle eden algoritmik bir yapı almaktadır. Birçok araştırmacı bu yöntemi kullanarak interaktif görüntü bölütleme yöntemlerini değerlendirmişlerdir [29,30,35,39-42]. Kullanıcı etkileşiminin simüle edilmesi için kullanıcı tarafından yapılan her kararın tanımlanması gerekmektedir. McGuinness ve O'Connor [46] bu tanımlamaları dört maddede açıklamışlardır. Bu maddeleri açıklamadan önce ilgili notasyonları açıklamak gerekmektedir.

- G_O ve G_B kesin referansta ön ve arka plan olarak belirtilen bütün piksellerin kümesi,
 - M_O ve M_B bölütleme yöntemi tarafından ön ve arka plan olarak belirtilen bütün piksellerin kümesi,
 - B_G kesin referansta ön plan olarak belirtilen bölgenin iç sınır piksellerin kümesi,
 - B_M kesin referans arka plan olarak belirtilen bölgenin iç sınır piksellerin kümesi,
 - I_O ve I_B bölütlemeyi başlatmak için kullanılan ön ve arka plan piksellerinin kümesi,
 - U_O ve U_B bölütlemeyi güncellemek için kullanılan ön ve arka plan piksellerinin kümesi,
 - E_O ve E_B bölütleme yöntemi tarafından hatalı sınıflandırılan ön ve arka plan piksellerinin kümesi,
1. **Başlatma:** $I_O \subseteq G_O$ ve $I_B \subseteq G_B$ olacak şekilde başlangıç ön ve arka plan tohumlarının seçimi ile bölütlemenin yapılması.

- 2. Hata Hesaplama:** Hatalı sınıflandırılan ön ve arka plan piksellerinin kümesinin belirlenmesi

$$E_O = M_B \cap G_O \quad (1.1)$$

$$E_B = M_O \cap G_B \quad (1.2)$$

- 3. Sonlandırma Kontrolü:** Yukarıdaki hatalı sınıflandırılmış piksel kümeleri yalnızca nesnenin dahili veya harici sınırından gelen pikselleri içeriyorsa, algoritmayı sonlandırın.

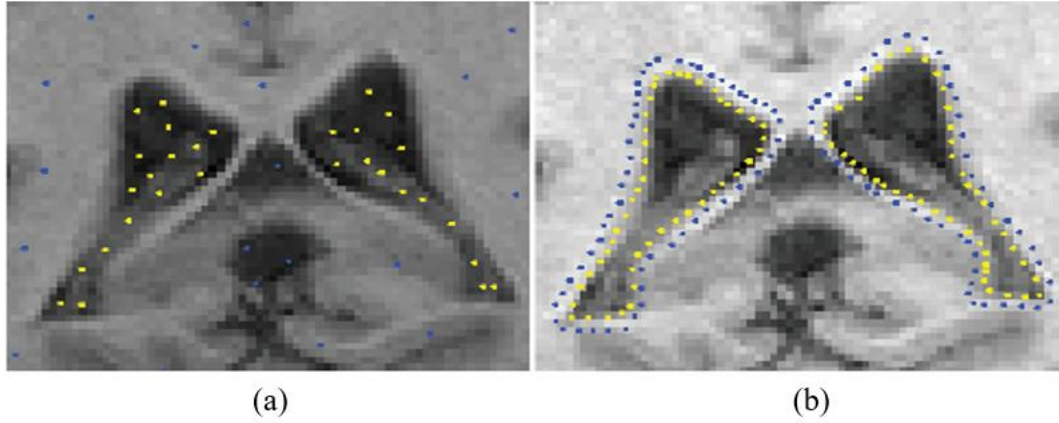
$$E_O \subseteq B_G \wedge E_B \subseteq B_M \quad (1.3)$$

- 4. Düzeltme:** Ek ön plan tohumlarını $U_O \subseteq E_O$ veya ek arka plan tohumlarını $U_B \subseteq E_B$ seçerek bölütlemeyi güncelle ve 2. Adıma dön.

Bu maddelerde de görüldüğü üzere başlatma ve güncelleme tohum piksellerinin kesin referanstan seçimi kullanıcı etkileşimini simüle eden yöntemlerin en önemli aşamasıdır.

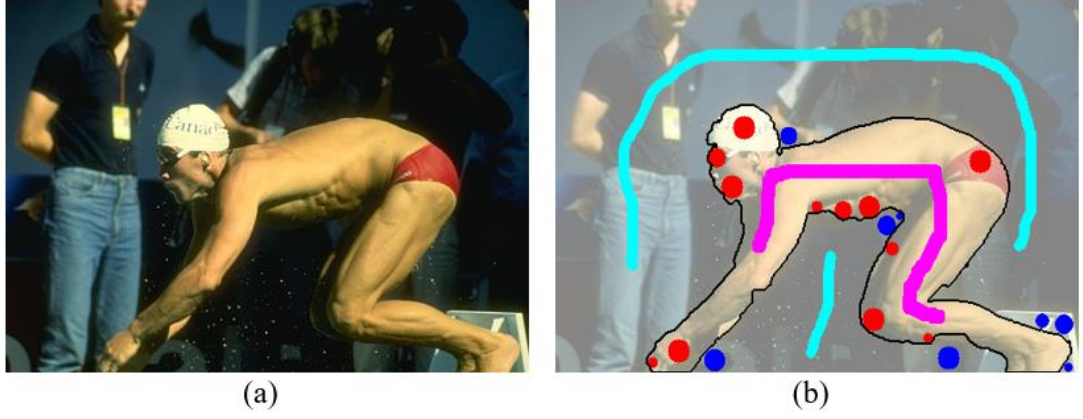
Zhao vd. [47], kullanıcı etkileşim sürecini otomatikleştirmek için nokta işlemi ve sınır işlemi olarak adlandırdığı iki tür işlem önermektedir. Nokta işlemi simülasyonu, görüntüdeki temel özellikleri temsil etmek için birkaç nokta oluşturur. Görüntüdeki renk benzerliğine göre k-ortalamlar (k-means) algoritmasını kullanarak görüntü kümelerine ayrılır. Her kümeyi en iyi temsil eden piksel örneklerinin etrafındaki $10 * 10$ alan, başlangıç çizgileri olarak kesin referanstaki etiketine göre etiketlenir. Ön veya arka plan için birinci seviyede sadece üç küme ile, dördüncü seviyede ise her etiket için 50 kümeye ulaşacak şekilde dört seviye tanımlanarak yöntemlerin performansı aşamalı olarak değerlendirilmiştir. Sınır işlemi, nokta işleminden sonra sınır iyileştirme işlemini simüle etmektedir. Sınır bölümlerinin yakınlıklarına daha çok çizgi ekleyerek daha detaylı bir bölütleme sonucu elde edilmesi sağlanmaktadır. Bu süreçte ön planın ve arka planın iç kısmını bilinen etiketlerle verilmekte ve yalnızca işleme tabi tutulacak sınırın yakınında bir bant bırakılmaktadır. Ayrıca, etiketlenmemiş alanın azalan genişliği ile dört seviye tanımlanmıştır. Birinci seviyede genişlik 40 piksel iken ve dördüncü seviyede ise 10

piksele düşmektedir. Moschidis ve Graham [41,42], kullanıcı etkileşimini simüle etmek için iki ana model olarak, rastgele tıklamalar ve dikkatli tohum seçimini belirlemişlerdir. Rastgele tıklamada, kesin referanstaki ön ve arka plan piksellerinden rastgele seçimler ile tohumların görüntünün herhangi bir yerden gelme olasılığının eşit olduğu birinci modeli oluşturmuşlardır. Dikkatli tohum seçmede ise kesin referanstaki ön plan nesnesinin sınırının dış ve iç kısmından sırayla arka ve ön plan tohumlarının rastgele seçilmesiyle tohumların çoğunun nesne sınırlarına yakın yerlerden seçildiği ikinci model oluşturulmuştur. Moschidis ve Graham [41,42] ayrıca tohum sayısını 1'den 30'a kadar değişen tohum sayılarıyla yöntemlerinin performansları değerlendirmişlerdir. Şekil 1.14'de rastgele tıklamalar ve dikkatli tohum seçimiyle otomatik oluşturulan tohumlar gösterilmiştir.



Şekil 1.14. (a) Rastgele Tıklamalar (b) Dikkatli Tohum Seçme [49]

Kullanıcı etkileşimini simüle eden diğer bir yaklaşım da robot kullanıcı olarak adlandırılan yaklaşımdır[29,30,35]. Robot kullanıcı tohumları otomatik olarak oluşturularak kullanıcı etkileşimini simüle eder. Bölütleme manuel olarak oluşturulmuş sabit ön plan ve arka plan çizgileriyle başlar. Ardından şu anki bölütleme sonucu ve kesin referans karşılaştırılarak elde edilen hatalı bölütlenmiş en büyük alan tespit edilir ve bu alanın orta yerine bir tohum yerleştirilir. Sınıra yakın yerlerde daha küçük olacak şekilde, yerleştirilen tohumun çapı yerleştirildiği yere göre değişmektedir. Bu işlem tekrarlı bir şekilde tatmin edici bir bölütleme elde edene kadar devam eder. Şekil 1.15'de giriş görüntüsü ve robot kullanıcının yerleştirdiği tohumlar gösterilmiştir.

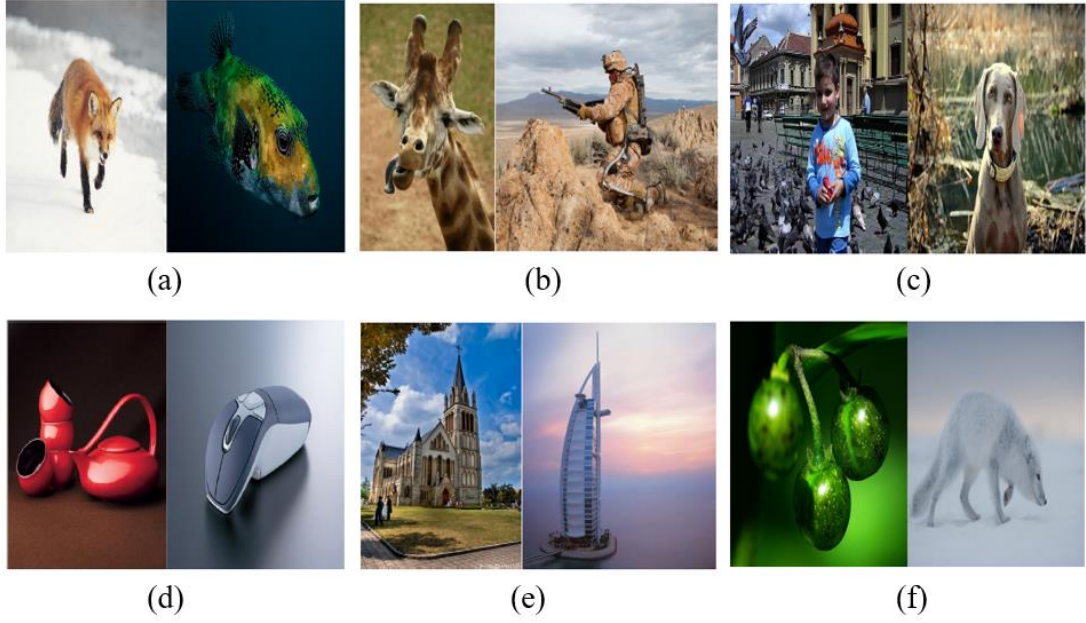


Şekil 1.15. (a) Giriş görüntüsü (b) Robot Kullanıcının yerleştirdiği tohumlar [37]

1.4. Veri Kümeleri

İnteraktif bölütleme yöntemlerini değerlendirmek için görüntü ve görüntülerin kesin referanslarına ihtiyaç duyulmaktadır. [29,30,32,35,36] çalışmalarında kullanılan Grabcut [27], [37,39] çalışmalarında kullanılan Berkley [45] ve [47] çalışmasında kullanılan LHI [50] gibi birçok görüntü bölütleme veri kümesi bulunmaktadır. Grabcut veri seti ayrıca statik kullanıcı etkileşim görüntüleri de içermektedir. İnteraktif bölütleme yöntemini değerlendirmek için veri kümesinin seçimi önem arz etmektedir.

Zhao vd. [47] çalışmalarında LHI [50] veri setinden 5 kategoriye ayrılmış (insan, hayvan, bitki, bina ve yapay görüntüler) bulanık sınır, kompleks doku, Karışık arka plan, keskin kenar, gölgeleme etkisi ve örtüşen renk gibi görüntü bölütlemenin bazı büyük zorluklarını taşıyan 50 görüntüyü veri kümesi olarak seçmişlerdir. Şekil 1.16'da görüntü bölütlemenin bu zorluklarını içeren LHI veri setinden görüntüler gösterilmektedir.



Şekil 1.16. Zhao vd.nin [47] çalışmalarında kullandığı LHI [50] veri setinden görüntüler (a) Bulanık sınır (b) Kompleks doku (c) Karışık arka plan (d) Keskin kenar (e) Gölgeleme etkisi (f) Örtüşen renk

1.5. Markov Rastgele Alanları

Olasılıksal grafik modelleri (grafiksel modeller olarak da isimlendirilir) olasılık teorisi ve çizge teorisini, çeşitli bilimsel ve mühendislik alanlarındaki çıkarım ve tahmin problemlerini modelleme ve çözmek için birleştirir [51]. Olasılıksal grafik modelleri, her düğümün bir rastgele değişken ile ilişkilendirildiği ve düğüm çiftleri arasındaki kenarların düğümlere karşılık gelen değişkenler arasındaki olasılıksal etkileşimi kodladığı bir çizgedir [51]. Olasılıksal grafik modelleri şartlı bağımsızlık varsayımından faydalanarak birleşik olasılık dağılımını kompakt ve verimli şekilde temsil ederler.

Olasılıksal grafik modelleri yönlü (Bayes ağları şeklinde de isimlendirilir) ve yönsüz (Markov rastgele ağları veya Markov ağları şeklinde de isimlendirilir) çizge olarak ikiye ayrılır. Bayes ağları yönlü olduğu için değişkenler arasında nedensellik ilişkisi vardır. Markov rastgele alanlarında ise değişkenler arasındaki ilişki benzerlik ve uyumluluk olarak tanımlanabilir; ayrıca Bayes ağlarında uygulanamayan dairesel olma özelliği de Markov rastgele alanlarında bulunmaktadır. Markov rastgele ağlarının cazibesi, açık kısa mesafeli bağlantılarının zincirleme etkiyle dolaylı yoldan uzun mesafeli ilişkilere yol açmasıdır [52].

Çizge düğümlerinin (V) ve komşu düğümleri birbirine bağlayan kenarların (E), düğümlere karşılık gelen rastgele değişkenlerin $X = (X_v)_{v \in V}$ şeklinde gösterildiği $G = (V, E)$ çizgesinde, Markov rastgele alanları aşağıda belirtilen şartlı bağımsızlığın markov özelliklerine sahip olmak zorundadır.

Çifte Markov Özelliği: Herhangi iki komşu olmayan değişken, diğer tüm değişkenler biliniyorsa koşullu bağımsızlık göstermelidir.

$$X_u \perp\!\!\!\perp X_v \mid X_{V \setminus \{u,v\}} \quad (1.4)$$

Yerel Markov Özelliği: Bir değişken komşularının tamamı biliniyorsa diğer tüm değişkenler ile koşullu bağımsız olmalıdır.

$$X_v \perp\!\!\!\perp X_{V \setminus N[v]} \mid X_{N(v)} \quad (1.5)$$

$N(v)$, v düğümünün komşularının kümesi ve $N[v] = v \cup N(v)$

Genel Markov Özelliği: İki alt çizgeyi ayıran bir başka alt çizge biliniyorsa bu iki alt çizge koşullu bağımsız olmalıdır.

$$X_A \perp\!\!\!\perp X_B \mid X_S \quad (1.6)$$

A alt kümesinden B alt kümesine giden yolların tamamı S alt kümesinden geçmektedir.

Bir çizgenin düğüm çiftlerinin hepsinin birbirine bağlı olduğu alt çizgeleri klik olarak adlandırılır. Eğer bir kliği içerecek başka bir klik yoksa bu klik en büyük klik olarak isimlendirilir. Markov rastgele ağlarında birleşik olasılık dağılımı kliklerin potansiyel fonksiyonlarının çarpımı ile bulunur. Bayes ağlarındaki çarpanların aksine Markov rastgele alanlarında kullanılan potansiyel fonksiyonu belirli bir olasılıksal yoruma sahip değildir [53].

$$P(x) = \frac{1}{Z} \prod_{c \in C} \phi_c(x_c) \quad (1.7)$$

$$Z = \sum_x \prod_{c \in C} \phi_c(x_c) \quad (1.8)$$

Z normalizasyon için kullanılan Paylaştırma Fonksiyonu, $\phi_c(x_c)$ klik c'nin Potansiyel Fonksiyonunu (Klik Potansiyel olarak da isimlendirilir) ve C kliklerin kümesini gösterir. Rastgele Alan terminolojisinde etiketleme konfigürasyon olarak adlandırılır [54]. Potansiyel fonksiyonlarını, tercih edecek bazı konfigürasyonların kısıtlamaları olarak düşünebiliriz. Ising modelde , iki komşu X,Y değişkenlerini göz önüne alırsak, potansiyel fonksiyon $X = Y$ konfigürasyonu yüksek olasılık değeri nedeniyle tercih edecek ve $X \neq Y$ konfigürasyonu düşük olasılık değeri nedeniyle istenmeyecektir. Potansiyel fonksiyonları uygulamaya bağlı olarak subjektif bir şekilde veya veriden öğrenilerek tanımlanır [55].

Hammersley–Clifford [56] teoremi Markov Rastgele Alanlarının ve Gibbs Rastgele Alanlarının aynı çizgeye göre eşdeğer olduğunu kanıtladı. Eşdeğerlik sonucu Markov Rastgele Alanları Gibbs dağılımı ile daha uygun şekilde ifade edilebilir.

$$\phi_c(x_c) = \exp\{-\psi_c(x_c)\} \quad (1.9)$$

$$P(x) = \frac{1}{Z} \exp\{-E(x)\} \quad (1.10)$$

$E(x)$ Enerji fonksiyonu olarak ifade edilir. Logaritmik dönüşüm sayesinde bu fonksiyonların çarpımı yerine toplamları kullanılmaktadır.

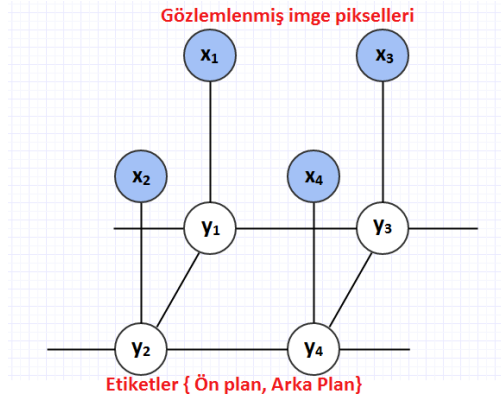
$$E(x) = \sum_{c \in C} \psi_c(x_c) \quad (1.11)$$

Markov Rastgele Alanlarında, Enerji fonksiyonu olası bütün kliklerin potansiyel fonksiyonlarının toplanması ile hesaplanır.

$$E(x) = \sum_i \psi_1(x_i) + \sum_{i,j} \psi_2(x_i, x_j) + \sum_{i,j,k} \psi_3(x_i, x_j, x_k) + \dots \dots \dots \quad (1.12)$$

1.6. En Büyük Sonsal ve Çifte Markov Rastgele Alanları ile Görüntü Bölütleme

Bölütleme algoritmaları piksellerin özellikleri ve komşuları arasındaki ilişki kullanılarak geliştirildi. Piksellerin özelliklerini ve ilişkilerini çalışmak için görüntüyü her bir pikselin bir düğüme karşılık geldiği bir çizge olarak modellenmesi yaklaşımı kullanıldı. Çizge G 'deki bir x düğümünün ilişkili olduğu rastgele değişken y , değerlerini bölütleme sonucunu işaret eden (ön plan veya arka plan) Y kümesinden alsın. Artık görüntü I 'nın bölütleme problemi çizge G 'nin etiketleme problemine dönüşmüş oldu. Şekil 1.17'de 2×2 görüntünün Markov Rastgele Alanlar gösterimi görülmektedir.



Şekil 1.17. 2×2 görüntünün Markov Rastgele Alanlar Gösterimi

Görüntü bölütleme problemi Markov Rastgele Alanlarında etiketleme problemine dönüştüğü için, amacımız Markov Rastgele Alanlarındaki düğümler için en uygun etiketlemeyi bulmaktır. En Büyük Sonsal yöntemi çizgedeki düğümlerin etiketleme tahminine efektif bir çözüm sağlar. Bayes kuralına göre düğüm etiketlerinin sonrasal olasılıkları aşağıdaki şekilde yazılabilir.

$$Pr(y_{1...N} | x_{1...N}) \propto \prod_{i=1}^N Pr(x_i | y_i) Pr(y_{1...N}) \quad (1.13)$$

En Büyük Sonsal yönteminde sonrasal olasılığın en büyük değerine ulaştıran etiket değerlerini ($\hat{y}_{1...N}$) bulmaya çalışırız.

$$\hat{y}_{1...N} = \underset{y_{1...N}}{\operatorname{argmax}} \operatorname{Pr}(y_{1...N} | x_{1...N}) \quad (1.14)$$

$$\hat{y}_{1...N} = \underset{y_{1...N}}{\operatorname{argmax}} \prod_{i=1}^N \operatorname{Pr}(x_i | y_i) \operatorname{Pr}(y_{1...N}) \quad (1.15)$$

$$\hat{y}_{1...N} = \underset{y_{1...N}}{\operatorname{argmax}} \sum_{i=1}^N \log[\operatorname{Pr}(x_i | y_i)] + \log[\operatorname{Pr}(y_{1...N})] \quad (1.16)$$

Önsel olasılık $\operatorname{Pr}(y_{1...N})$, Çifte Markov Rastgele Alanları ile hesaplanabildiği için $\operatorname{Pr}(y_{1...N})$ birleşik olasılığı aşağıdaki denklemi ile temsil edilir.

$$\operatorname{Pr}(y_{1...N}) \propto \exp \left\{ - \sum_{(i,j) \in E} \psi_2(y_i, y_j) \right\} \quad (1.17)$$

$$\hat{y}_{1...N} = \underset{y_{1...N}}{\operatorname{argmax}} \sum_{i=1}^N \log[\operatorname{Pr}(x_i | y_i)] - \sum_{(i,j) \in E} \psi_2(y_i, y_j) \quad (1.18)$$

$$\hat{y}_{1...N} = \underset{y_{1...N}}{\operatorname{argmin}} \sum_{i=1}^N -\log[\operatorname{Pr}(x_i | y_i)] + \sum_{(i,j) \in E} \psi_2(y_i, y_j) \quad (1.19)$$

$$\hat{y}_{1...N} = \underset{y_{1...N}}{\operatorname{argmin}} \sum_{i=1}^N U_i(y_i) + \sum_{(i,j) \in E} P_{ij}(y_i, y_j) \quad (1.20)$$

$U_i(y_i)$ piksel i 'deki tekli terim (veri veya bölge terimi olarak da isimlendirilir) olarak adlandırılır. $U_i(y_i)$, y_i 'nin bulunduğu durumda piksel i 'deki veriyi gözlemlemenin maliyetidir ve negatif log ihtimaliyet terimidir. Benzer bir şekilde $P_{ij}(y_i, y_j)$ çifte terim (sınır veya düzgünlük terimi olarak da isimlendirilir) olarak adlandırılır [57]. Çifte terim komşu etiketlerin uyumluluğunu ölçen enerji fonksiyonu olarak kabul edilir [58]. Toplam enerji fonksiyonunu daha kompakt olarak Denklem 1.21'deki gibi yazabiliriz.

$$E(\hat{y}_{1\dots N}) = \sum_{i \in V} E_1(i) + \sum_{(i,j) \in E} E_2(i,j) \quad (1.21)$$

En Büyük Sonsal tahmin problemindeki, en büyük olasılığı oluşturacak etiket kümesini bulma problemi enerji fonksiyonunu minimize edecek etiket kümesini bulma problemine dönüştürüldü. Sonuç olarak, enerji fonksiyonunu minimize eden etiket kümesi en uygun çözümü üretir.

$$\hat{y}_{1\dots N} = \operatorname{argmin}_{y_{1\dots N}} \sum_{i \in V} E_1(i) + \sum_{(i,j) \in E} E_2(i,j) \quad (1.22)$$

2. MEVCUT İNTERAKTİF GÖRÜNTÜ BÖLÜTLEME YÖNTEMLERİ

2.1. İnteraktif Çizge Kesim Yöntemi

Boykov ve Jolly tarafından önerilen İnteraktif Çizge Kesim yöntemi [26] maliyet fonksiyonunun minimize edilmesiyle görüntü bölütlemeyi yapar. İnteraktif Çizge Kesim yöntemi görüntüyü çizgeye dönüştürüp maksimum akış-minimum kesim algoritmasını kullanarak enerji fonksiyonunu minimize ederek optimum çözüme ulaşır.

P görüntüdeki piksellerin kümesi, N komşu pikselleri içeren kümedir. $A = \{A_1, \dots, A_p, \dots, A_{|P|}\}$, her pikselin “Ön Plan” veya “Arka Plan” olarak temsil eden ikili vektördür. Maliyet fonksiyonunun minimize eden A vektörü, bölütlemenin sonucudur. Enerji fonksiyonu denklem 2.1.’de belirtildiği şekilde tanımlanır.

$$E(A) = \lambda R(A) + B(A) \quad (2.1)$$

$$R(A) = \sum_{p \in P} R_p(A_p) \quad (2.2)$$

(Bölge Terimi)

$$B(A) = \sum_{\{p,q\} \in N} B_{p,q} \cdot \delta_{A_p \neq A_q} \quad (2.3)$$

(Sınır Terimi)

$$\delta_{A_p \neq A_q} = \begin{cases} 1, & A_p \neq A_q \\ 0, & A_p = A_q \end{cases} \quad (2.4)$$

Maliyet fonksiyonu $R(A)$ (Bölge Terimi) ve $B(A)$ (Sınır Terimi)’dan oluşmaktadır. λ bölge ve sınır teriminin önemine göre kullanılan katsayıdır. $R_p(\cdot)$ piksellerin ön veya arka plana ait olma olasılığını gösterir. Ön ve arka plan için bölge terimi denklem 2.5 ve 2.6’da gösterilmiştir.

$$R_p(\text{"Ön Plan"}) = -\ln Pr(I_p | \text{"Ön Plan"}) \quad (2.5)$$

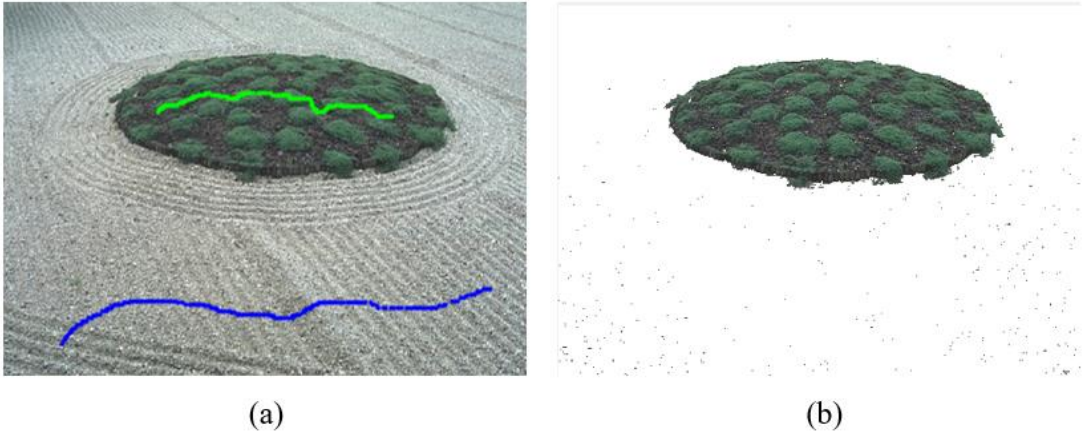
$$R_p(\text{"Arka Plan"}) = -\ln Pr(I_p | \text{"Arka Plan"}) \quad (2.6)$$

$B(A)$ birbirine komşu olan piksellerin benzerliğini tanımlamaktadır. p ve q birbirine benzer olduklarında $B_{p,q}$ büyük bir değer alırken, benzerlik az olduğu durumlarda ise $B_{p,q}$ sifıra yakın bir değer alır. Ayrıca pikseller arasındaki öklidyen mesafede sınır teriminin değerini azaltır. Sınır teriminin denklemi 2.7'de gösterilmiştir.

$$B_{p,q} \propto \exp\left(-\frac{(I_p - I_q)^2}{2\sigma^2}\right) \cdot \frac{1}{\text{dist}(p,q)} \quad (2.7)$$

I_p ve I_q p ve q 'nin yoğunluk değerleridir. $|I_p - I_q| < \sigma$, $B_{p,q}$ büyük bir sayı olacak ve $|I_p - I_q| > \sigma$ olursa $B_{p,q}$ küçük bir sayı olacaktır.

Şekil 2.1'de İnteraktif Çizge Kesim yönteminin uygulama örneği görülmektedir. Kırmızı çizgi ön planı işaret ederken mavi çizgi arka planı işaret etmektedir.

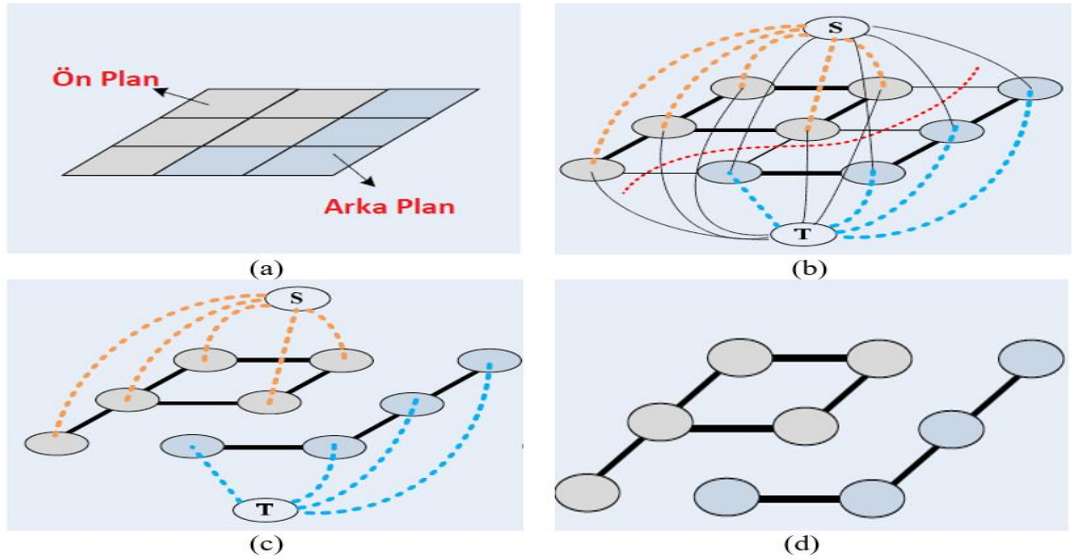


Şekil 2.1. İnteraktif Çizge Kesim yönteminin uygulama örneği. (a) Kullanıcının ön planı ve arka planı işaretlediği görüntü. (b) Bölütleme sonucu

2.1.1. Çizgenin oluşturulması

İnteraktif Çizge Kesim yöntemi görüntüyü çizgeye dönüştürüp maliyet fonksiyonun minimize edilmesinde çizgenin özelliklerinden faydalanır. Çizge düğümler (V) ve komşu düğümleri birbirine bağlayan kenarlardan (E) oluşur. Çizge $G = (V, E)$ şeklinde gösterilir. Yönsüz çizgede komşu p ve q düğümlerinin kenarı $e = \{p, q\} \in E$ şeklinde tanımlanır.

Görüntüyü çizgeye dönüştürürken her pikselin bir düğüm olduğunu varsayabiliriz. İnteraktif Çizge Kesim yöntemi için kullanılacak çizge kaynak (S) ve hedef (T) isimli uç düğümlerini de içermektedir. Düğümler, uç düğümler ve uç olmayan düğümlerin birleşimidir ve $V = \{S, T\} \cup P$ şeklinde gösterilir. Kaynak (S) düğümü ön plan ve hedef (T) arka planı temsil etmektedir. Çizgenin kenarları uç düğümler ve uç olmayan düğümleri birbirine bağlayan t - links ve uç olmayan düğümleri birbirine bağlayan n - links'den oluşmaktadır ve çizgenin kenarları $E = N \cup_{p \in P} \{\{p, T\}, \{p, S\}\}$ şeklinde gösterilir. Çizgedeki her kenar negatif olmayan ağırlığa (w_e) sahiptir. Kenar ağırlıkları Şekil 2.2'de kenarların kalınlıkları ile gösterilmiştir.



Şekil 2.2. (a) 3x3 görüntünün 2D bölütlemesi (b) Çizge (c) Kesim (d) Bölütleme sonucu

Şekil 2.2.(d)'de görüldüğü gibi, maksimum akış-minimum kesim algoritması ile çizge uç düğümler farklı kümelerde olacak şekilde iki ayrı alt kümeye ayrılır. Uç

düğüm farklı kümelerde olduğu için bu kesim s-t kesim olarak isimlendirilir. Kaynak (S) uç düğümünün kümesinde kalan düğümler ön plan, hedef (T) uç düğümünün kümesinde kalan düğümler arka plan düğümleri olacak şekilde bölütleme tamamlanmış olur.

Maksimum akış-minimum kesim algoritması, çizgedeki kenarların ağırlıklarının toplamının minimum olduğu kesimi bularak uç düğümler farklı kümelerde olacak şekilde çizgeyi iki ayrı alt küme ayırır. 2.8'deki denklemde minimum kesim maliyeti gösterilmiştir.

$$|C| = \sum_{e \in C} w_e \quad (2.8)$$

Enerji fonksiyonunu oluşturan bölge ve sınır terimleri yumuşak kısıt olarak, kullanıcı tarafından ön ve arka plan seçerek belirtilen pikseller ise zorunlu kısıt olarak isimlendirilir. Zorunlu kısıtlar görüntü ile ilgili yüksek içerik bilgisine sahip olduğu için bölütlemeye büyük öneme sahiptir. Kullanıcının sağladığı bu önsel bilgi ile oluşturulan histogram bölgesel terimi bulmamızı sağlar.

Kullanıcı tarafında belirtilen piksellerin kümelerinin ön plan için O ve arka plan için B olduğunu farz edelim. Bu piksel kümeleri görüntüden seçildiği için $O \subset P$ ve $B \subset P$ olmalı ve seçilen bir piksel hem ön plan hem de arka plan olarak belirtilmemelidir ($O \cap B = \emptyset$). Zorunlu kısıt bilgisiyle A vektörü şu şekilde tanımlanabilir:

$$\forall p \in O : A_p = \text{"Ön Plan"} \quad (2.9)$$

$$\forall p \in B : A_p = \text{"Arka Plan"} \quad (2.10)$$

Çizelge 2.1'de bir de görüntüye ait bütün kenar ağırlıkları gösterilmiştir. Çizelgedeki K katsayı 2.11'deki denklem ile hesaplanır.

$$K = 1 + \max_{p \in P} \sum_{q: \{p,q\} \in E} B_{p,q} \quad (2.11)$$

Çizelge 2.1. Çizge G'deki kenar ağırlıkları

Kenar	Ağırlık	
$\{p, q\}$	$B_{p,q}$	$\{p, q\} \in N$
$\{p, S\}$	$\lambda. R_p$ ("Arka Plan") K 0	$p \in P, p \notin O \cup B$ $p \in O$ $p \in B$
$\{p, T\}$	$\lambda. R_p$ ("Ön Plan") 0 K	$p \in P, p \notin O \cup B$ $p \in O$ $p \in B$

2.1.2. Maksimum akış-minimum kesim algoritması

Enerji fonksiyonunun minimize edilmesi kombinasyonel optimizasyon problemidir. Maksimum akış-minimum kesim algoritması bu problemin polinom zamanda global optimum şekilde çözümünü sağlar. Bu algoritma elektrik devreleri, bilgisayar ağ sistemlerinin optimizasyonu, trafik akışını yönlendirme, elektrik, su ve atık su akışını yönlendirme gibi birçok alanda kullanılmaktadır. Ford ve Fulkerson [59] çizge boyunca kaynak düğüm s 'den hedef düğüm t 'ye olan akışı maksimize etmenin, kesim maliyetinin minimize edilmesine eşit olduğunu belirtir. Bu nedenle, çizgede minimum kesimi bulmak için maksimum akışı bulmamız yeterli olacaktır.

Maksimum akış-minimum kesim algoritması u ve v düğümleri arasındaki kenardaki akış miktarı $f(u, v)$ ve kapasitesi $c(u, v)$ olmak üzere aşağıdaki kısıtları sağlamalıdır.

- **Kapasite Kısıtı:** $\forall (u, v) \in E \quad f(u, v) \leq c(u, v)$, kenardaki akış miktarı kenarın kapasitini aşamaz.
- **Akış Koruması Kısıtı:** $\forall v \in V - \{s, t\} \quad \sum_{e \text{ içine } v} f(e) = \sum_{e \text{ dışına } v} f(e)$

Ford ve Fulkerson, bir çizgedeki maksimum akışı dolayısıyla da minimum kesimi bulan bir algoritma geliştirdi. Çizgedeki düğüm sayısı n , kenar sayısı m ve en büyük kenar ağırlığı U olmak üzere Ford-Fulkerson algoritmasının çalışma karmaşıklığı $O(nmU)$ 'dir.

Ford-Fulkerson algoritması

1. $f(u, v) = 0 \quad \forall (u, v) \in E$
2. **While** Artık çizgede (G_f) , kaynak düğüm s 'den hedef düğüm t 'ye bir yol p oldukça $c_f(u, v) > 0 \quad \forall (u, v) \in p$

- a. $c_f(p) = \min\{c_f(u, v) : (u, v) \in p\}$
- b. $\forall (u, v) \in p$
 - i. $f(u, v) = f(u, v) + c_f(p)$
 - ii. $f(v, u) = f(v, u) - c_f(p)$

3. End While

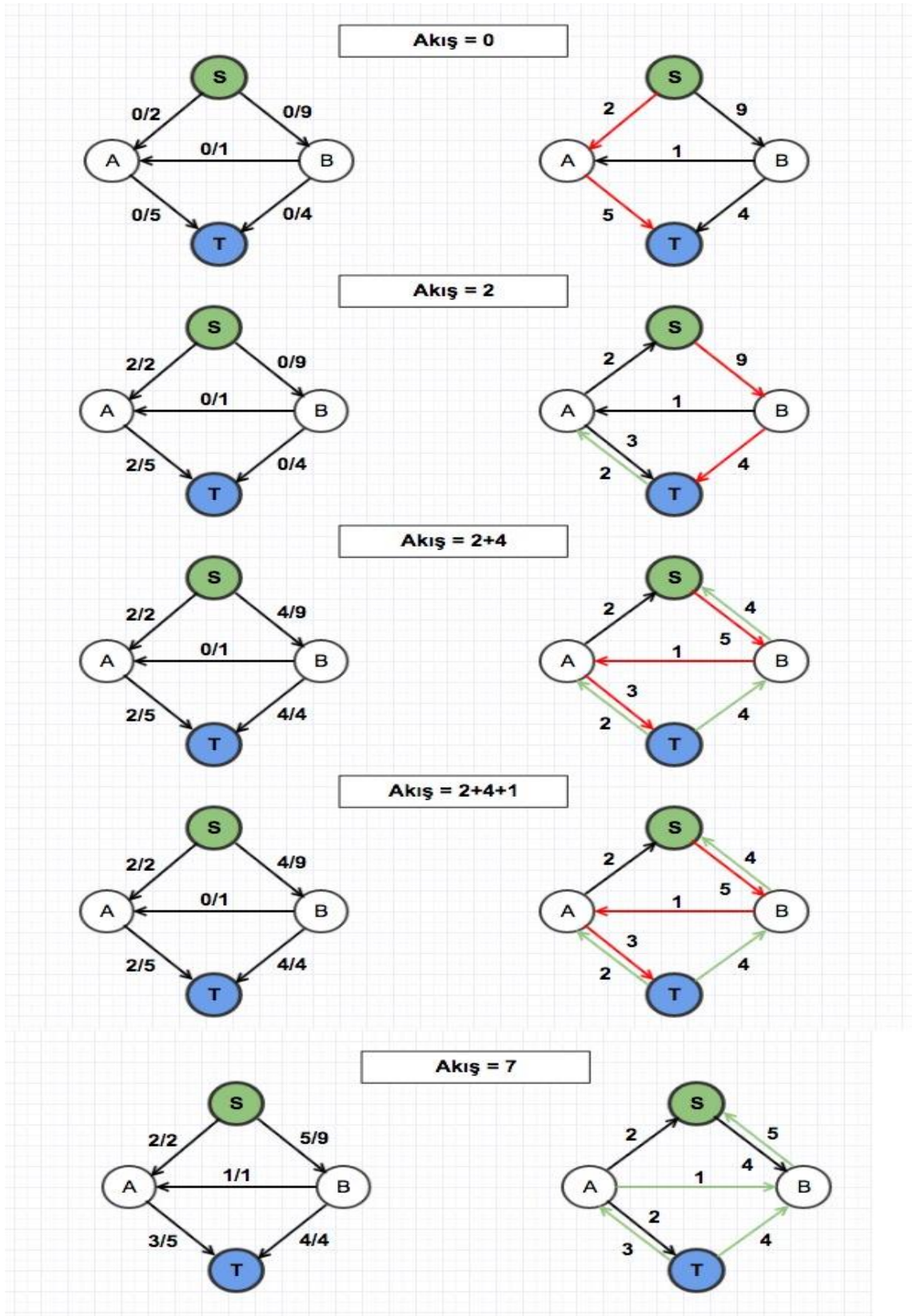
Şekil 2.3’de çizge ve artık çizge üzerinde akış ve kapasite değerlerinin gösterim şekli gözükmemektedir.



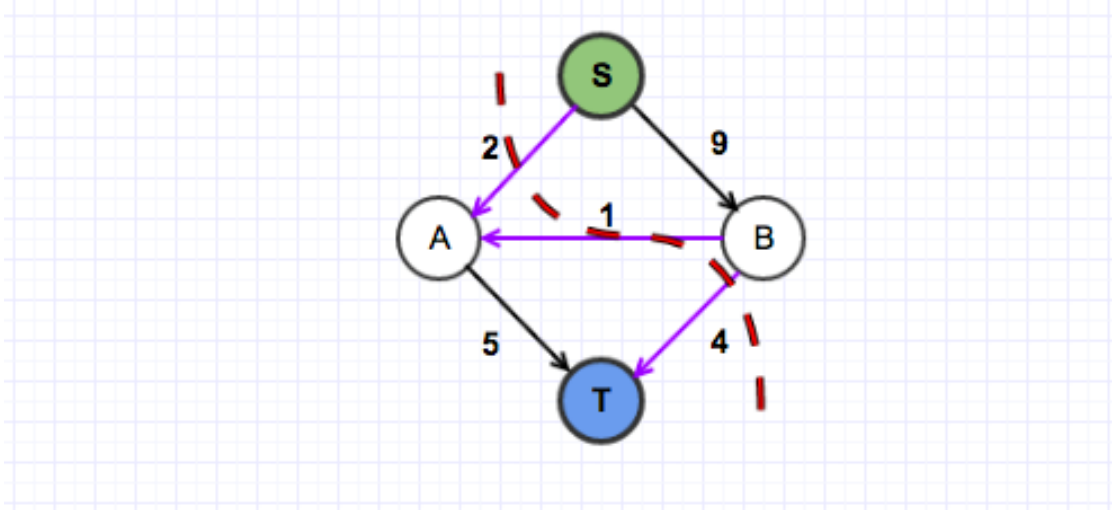
Şekil 2.3. Çizge ve artık çizgedeki akış ve kapasite gösterimi

Şekil 2.4’de örnek bir çizgede Ford-Fulkerson algoritması ile maksimum akışın bulunması adım adım gösterilmiştir. Şekil 2.4’de de görüldüğü gibi her adımda güncel çizge artık çizgeye dönüştürülmüştür. Artık çizgede kaynak S düğümünden hedef T düğümüne giden bir yol seçilmiş, seçilen yoldaki en küçük kapasite hesaplanarak bu adım için akış değeri belirlenmiştir. Hesaplanan bu kapasiteye göre seçilen yol üzerindeki akış değerleri güncellenmiştir. Bu işlem kaynak S düğümünden hedef T düğümüne giden bir yol bulunamayınca kadar devam eder.

Ford-Fulkerson algoritmasının sonucunda kaynak S düğümünden erişebildiğimiz düğümler bir küme, erişemediğimiz düğümler diğer kümeye ait olurlar. Şekil 2.5’de de görüldüğü gibi S düğümünden ulaşılabilen B düğümü ve ulaşılabilen A düğümleri iki ayrı kümenin elemanları olurlar ve çizgenin minimum s - t kesimi sağlanmış olur. Minimum s - t kesimi maliyeti $(2+1+4=7)$ maksimum akış değerine eşittir.



Şekil 2.4. Ford-Fulkerson algoritmasının örnek bir çizgeye uygulanmasının normal çizge ve artık çizge ile gösterimi



Şekil 2.5. Çizgenin minimum s-t kesim gösterimi

2.2. Grabcut Yöntemi

Grabcut yöntemi [27] İnteraktif Çizge Kesim yönteminin geliştirilmiş bir uzantısıdır. Grabcut yöntemi İnteraktif çizge kesim yönteminden 3 özellekle ayrılır.

1. İnteraktif Çizge Kesim yöntemi monokrom (tek renkli) histogram kullanırken, Grabcut yöntemi renk bilgisini Gauss Karışım Modeli(GMM) ile modeller.
2. İnteraktif Çizge Kesim yönteminde minimum kesim tek seferde yapılırken, Grabcut yöntemi birbirini takip eden tahmin, parametre öğrenmesi ve minimum kesim algoritmasının çalıştırılmasını tekrarlı bir şekilde yapar.
3. İnteraktif Çizge Kesim yönteminde kullanıcı ön ve arka plan bilgisini çizgilerle belirtirken, Grabcut yönteminde kullanıcı bir dikdörtgen ile ön planın seçilmesini sağlayarak daha az kullanıcı etkileşimi sağlar. Ayrıca bölütleme sonucunda kullanıcı bölütlemenin eksik olduğunu düşünürse çizgilerle bölütleme sonucunda iyileştirme yapabilir.

Şekil 2.6'de Grabut yönteminin uygulama örneği görülmektedir.



Şekil 2.6. Grabcut yöntemi uygulama örneği [27]

Grabcut yöntemi RGB renk uzayında ön ve arka planı K bileşenli GMM'ler ile modeller. İşaretli bölgedeki piksel sayısı N ve n piksel indisini göstermek üzere $k = (k_1, \dots, k_n, \dots, k_N), k_n \in \{1, \dots, K\}$ 'dir. $\alpha_n = 0$ ve $\alpha_n = 1$ sırasıyla n indisli bir pikselin ön ve arka plan olma durumunu gösterir. Grabcut için enerji fonksiyonu denklem 2.12.'de belirtildiği gibi U veri terimi ve V düzeltme terimi ile tanımlanır.

$$E(\alpha, k, \theta, z) = U(\alpha, k, \theta, z) + V(\alpha, z) \quad (2.12)$$

Maliyet fonksiyonundaki z görüntü verisini, θ ise GMM parametrelerini gösterir.

$$\theta = \{\pi(\alpha, k), \mu(\alpha, k), \Sigma(\alpha, k)\} \quad (2.13)$$

$\alpha = \{0,1\}$ ve $K = \{1, \dots, K\}$ olmak üzere, π bileşen ağırlığı, μ ortalama değeri ve Σ kovaryans matrisidir. U veri terimi denklem 2.14'de belirtildiği şekilde tanımlanır.

$$U(\alpha, k, \theta, z) = \sum_n D(\alpha_n, k_n, \theta_n, z_n) \quad (2.14)$$

$$D(\alpha_n, k_n, \theta_n, z_n) = -\log \pi(\alpha_n, k_n) + \frac{1}{2} \log |\Sigma(\alpha_n, k_n)| + \frac{1}{2} [z_n - \mu(\alpha_n, k_n)]^T \Sigma(\alpha_n, k_n)^{-1} [z_n - \mu(\alpha_n, k_n)] \quad (2.15)$$

V düzeltme terimi denklem 2.16'de belirtildiği şekilde tanımlanır.

$$V(\alpha, z) = \sum_{(m,n) \in E} \psi(\alpha_n \neq \alpha_m) \exp(-\beta \|z_m - z_n\|^2) \quad (2.16)$$

Grabcut algoritması

Başlatma

- Kullanıcının dikdörtgen ile ön planı seçmesi ile algoritma başlatılır. Dikdörtgen içerisinde bulunan pikseller T_U ve dikdörtgenin dışındaki pikseller T_B olarak tanımlanır.
- α 'nın başlangıç değerleri atanır: $\alpha_n = 0$ için $n \in T_B$ ve $\alpha_n = 1$ için $n \in T_U$.
- $\alpha_n = 1$ ve $\alpha_n = 0$ kümelerinden sırasıyla ön ve arka plan başlangıç GMM'leri oluşturulur.

Tekrarlı minimizasyon

1. T_U 'daki her n için piksellere GMM bileşenlerine atanması

$$k_n := \arg \min_{k_n} D_n(\alpha_n, k_n, \theta_n, z_n) \quad (2.17)$$

2. GMM parametrelerinin veri z 'den öğrenilmesi

$$\theta := \arg \min_{\theta} U(\alpha, k, \theta, z) \quad (2.18)$$

3. Maksimum akış-minimum kesim algoritmasını kullanarak bölütlemeyi tahmin et.

$$\min_{\{\alpha_n: n \in T_U\}} \min_k E(\alpha, k, \theta, z) \quad (2.19)$$

4. Yakınsayana kadar 1-3.adım arasını tekrarla.

İnteraktif Çizge Kesim yönteminde olduğu gibi Grabcut yöntemi de enerji fonksiyonun minimize edilmesinde Maksimum akış-minimum kesim algoritmasını kullanır. Bu nedenle görüntünün çizgeye dönüştürülmesi ve

kenar ağırlıklarının hesaplanması gerekmektedir. Çizelge 2.2’de oluşturulacak çizgenin t-link kenar ağırlıkları gösterilmiştir.

Çizelge 2.2. Çizgenin t-link kenar ağırlıkları

Piksel Tipi	Arka Plan t-link	Ön Plan t-link
$m \in \text{Ön Plan}$	0	L(m)
$m \in \text{Arka Plan}$	L(m)	0
$m \in \text{Bilinmeyen}$	$D_{\text{ön}}(m)$	$D_{\text{arka}}(m)$

2.20’deki denklemde t-link ağırlığının hesaplanma denklemi gösterilmiştir. Grabcut yönteminde t-link kenar ağırlıkları tekrarlı bir şekilde hesaplanır. Çizgenin n-link ağırlıkları ise bir defada hesaplanır.

$$D(m) = -\log \sum_{i=1}^K \pi_i \frac{1}{|\Sigma_i|^{1/2}} \exp \left[-\frac{1}{2} (x_i - \mu_i)^T \Sigma^{-1} (x_i - \mu_i) \right] \quad (2.20)$$

2.3. Lazy Snapping Yöntemi

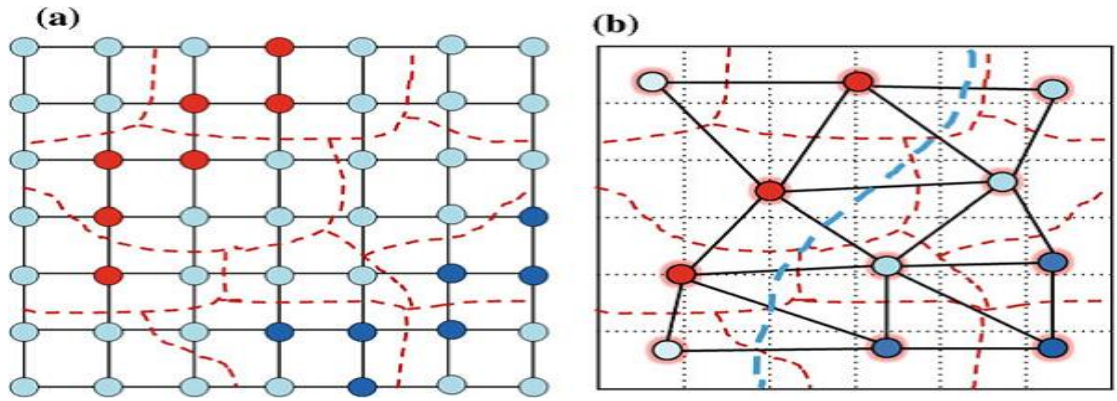
Lazy Snapping yöntemi [28], İnteraktif Çizge Kesim yönteminin hız ve doğruluk açısından geliştirilmiş bir uzantısıdır. Lazy Snapping yöntemi watershed algoritması ile ön bölütleme işlemi yaparak, oluşturacağı çizgedeki düğüm sayısını azaltır. Bu yöntem görüntüdeki tüm pikselleri temsil eden düğümlerden oluşan çizge yerine, ön bölütleme yapılmış görüntünün oluşturduğu çok daha az düğümden oluşan çizgeye uygulandığı için çok daha hızlı çalışmaktadır.

Lazy Snapping yönteminde önsel bilgi İnteraktif Çizge Kesim yöntemindeki gibi, kullanıcının çizgiler ile ön ve arka planı seçmesiyle oluşturulur. Şekil 2.7’de Lazy Snapping yönteminin uygulama örneği görülmektedir.



Şekil 2.7. (a) Orjinal görüntü (b) Kullanıcının ön ve arka planı seçmesi (c) Watershed ile ön bölütleme (d) Ön bölütlenen görüntünün çizge hali [28]

Şekil 2.7 (c)'de görüldüğü şekilde görüntü watershed ile ön bölütleme yapıp görüntü küçük bölgelere ayrılır. $G = \{V, E\}$ çizgesindeki her düğüm bir bölgeyi temsil etmektedir. Bölgenin merkezi düğümün yerini, bölgenin ortalama renk değeri de düğümün rengini belirlemektedir. Şekil 2.8'de ön bölütleme ve bölgenin merkezi düğümü ile oluşturulan çizge gösterilmiştir.



Şekil 2.8: (a) 3x3 görüntünün 2D bölütleme örneği (b) Çizge [5]

Enerji fonksiyonu 2.21'deki denklemde gösterilmiştir.

$$E(X) = \sum_{i \in V} E_1(x_i) + \sum_{(i,j) \in E} E_2(x_i, x_j) \quad (2.21)$$

Maliyet fonksiyonu diğer çizge temelli yöntemlerde olduğu gibi iki terimden oluşmaktadır. Lazy Snapping yönteminin amacı, enerji fonksiyonunu minimize eden her piksel için 1 (Ön Plan) veya 0 (Arka Plan) olarak değer alan X ikili vektörünü bulmaktır. Enerji fonksiyonunun terimleri ihtimaliyet ve önsel olarak isimlendirilmişlerdir. İhtimaliyet terimi düğümlerin renk benzerliğine göre hesaplanır. Kullanıcı tarafından seçilen ön ve arka plan tohum pikselleri k-ortalamar (k-means) kümele algoritmasıyla kümelere ayrılır ve bu kümeler ön plan için K_n^F ve arka plan için K_n^B şeklinde gösterilir. Denklem 2.22 ve 2.23'de gösterildiği gibi ön ve arka plan tohum pikseli olmayan diğer piksellerin ön ve arka plan tohum pikselleri kümelerine olan en küçük mesafeleri hesaplanır ve bu mesafeler ön ve arka plan için sırasıyla d_i^F ve d_i^B şeklinde gösterilir.

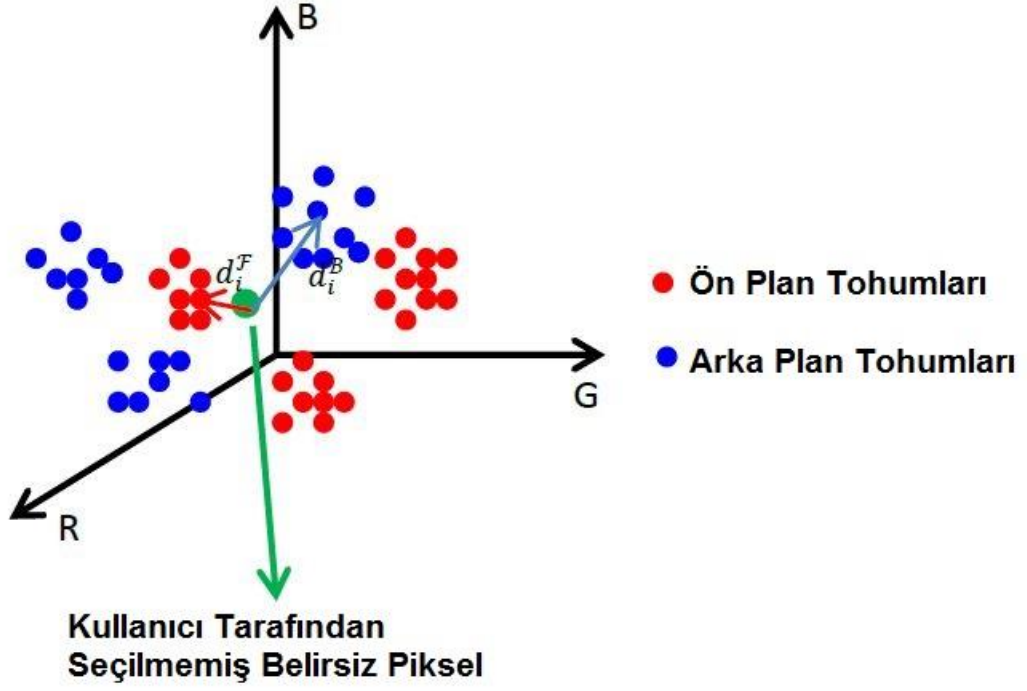
$$d_i^F = \min_n \|C(i) - K_n^F\| \quad (2.22)$$

$$d_i^B = \min_n \|C(i) - K_n^B\| \quad (2.23)$$

Ön ve arka plan için d_i^F ve d_i^B hesaplandıktan sonra, ihtimaliyet terimi denklem 2.24'de belirtildiği şekilde hesaplanır.

$$\begin{cases} E_1(x_i = 1) = 0 \text{ ve } E_1(x_i = 0) = \infty, & \text{Eğer } i \in F \\ E_1(x_i = 1) = \infty \text{ ve } E_1(x_i = 0) = 0, & \text{Eğer } i \in B \\ E_1(x_i = 1) = \frac{d_i^F}{d_i^F + d_i^B} \text{ ve } E_1(x_i = 0) = \frac{d_i^B}{d_i^F + d_i^B}, & \text{Diğer durumda} \end{cases} \quad (2.24)$$

Şekil 2.9'da belirsiz bir pikselin kullanıcı tarafından seçilen ön ve arka plan kümelenmiş piksellere uzaklığı gösterilmiştir.



Şekil 2.9. RGB renk uzayında Kullanıcı tarafından seçilmemiş belirsiz pikselin ön ve arka plan tohumlarına uzaklığının gösterimi [60]

Önsel terimi ise 2.25’de belirtildiği şekilde hesaplanır.

$$E_2(x_i, x_j) = \frac{|x_i - x_j|}{1 + C_{ij}} \quad (2.25)$$

3. YÖNTEM PERFORMANSLARINI KARŞILAŞTIRMAK İÇİN KULLANILAN KISTASLAR

Birçok otomatik ve interaktif görüntü bölütleme yöntemi geliştirilmesine rağmen, görüntüyü bölütleme yöntemlerinin performanslarının değerlendirilmesi ile ilgili az sayıda akademik çalışma yapılmıştır. Öncelikle belirtmek gerekirse, otomatik ve interaktif görüntü bölütleme yöntemlerinin performans ölçümü yapabilecek tatmin edici tek bir yöntem yoktur. Bu nedenle farklı görüntü bölütleme yöntemlerini karşılaştırmak zordur, ayrıca tek bir yöntemin farklı parametreler ile kendi içinde karşılaştırılması dahi zordur.

Performans değerlendirme yöntemlerini gözetimli ve gözetimsiz değerlendirme olarak ikiye ayırabiliriz. Gözetimli değerlendirme manuel olarak bölütlenmiş referans görüntüsü (kesin referans) gerektirirken, gözetimsiz değerlendirme yalnızca bölütlenmiş görüntüyü kullanır [54,55]. Gözetimsiz değerlendirme teknikleri interaktif görüntü bölütleme için uygun olmadığından, interaktif görüntü bölütlemeye gözetimli değerlendirme kullanılır.

Otomatik görüntü bölütleme yöntemlerinin değerlendirilmesi [54-61] ile ilgili çalışma sayısının interaktif görüntü bölütleme yöntemlerinin değerlendirilmesinden daha fazla olduğu görülmektedir. İnteraktif görüntü bölütleme yöntemleri kullanıcı etkileşimini içerdiği için, bu yöntemlerin performans değerlendirmeleri otomatik görüntü bölütleme yöntemlerinin performans değerlendirmelerinden ayrışır.

İnteraktif görüntü bölütleme yöntemlerini değerlendirmek için yapılan çalışmalarda değerlendirme için üç kriter belirlendi [37,40,62].

Doğruluk: Kesin referansa göre nesnenin çıkarım derecesi

Verimlilik: Bölütlemenin uygulanabilmesi için gerekli çaba veya zaman miktarı

Tekrarlanabilirlik: Farklı bölütleme oturumlarında, kullanıcının aynı amaçla aynı sonucu ne ölçüde üretebileceği

3.1. Doğruluk

Doğruluk değeri, elde edilen bölütleme sonucunun kesin referans değerine benzerlik derecesinin belirlenmesiyle elde edilir. Bölütleme sonucu ve kesin referans değerleri kullanılarak Çizelge 3.1'de gösterilen Hata Matrisi oluşturulur. Çizelgede sınıf A pozitif sınıf, sınıf B negatif sınıf olarak kabul edilmektedir. Şekil 3.1'de hata

matrisini oluşturan değerlerin gösterimi yapılmıştır. Hata matrisini oluşturan değerlerin tanımları aşağıda belirtilmiştir.

Doğru Pozitif (DP)= Sınıf A olarak tahmin edilmiş ve gerçekte de sınıf A olanlar

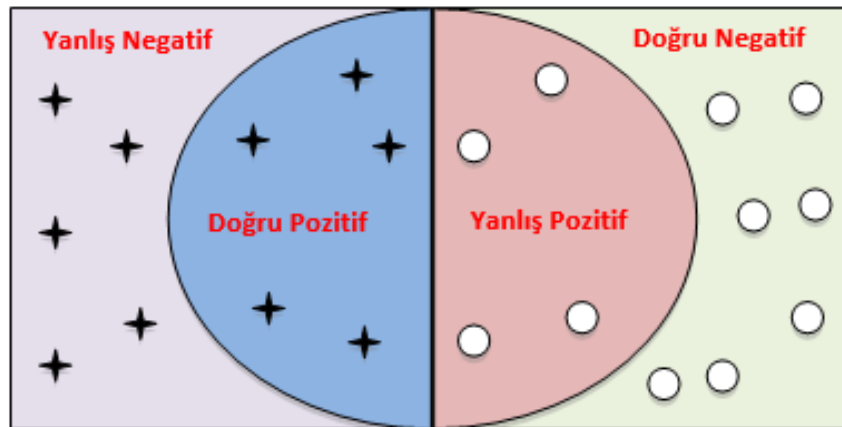
Doğru Negatif (DN) = Sınıf B olarak tahmin edilmiş ve gerçekte de sınıf B olanlar

Yanlış Negatif (YN)= Sınıf B olarak tahmin edilmiş ve gerçekte de sınıf A olanlar

Yanlış Pozitif (YP) = Sınıf A olarak tahmin edilmiş ve gerçekte de sınıf B olanlar

Çizelge 3.1. Hata matrisi

		Kesin Referans	
		Sınıf A	Sınıf B
Tahmin	Sınıf A	Doğru Pozitif (DP)	Yanlış Pozitif (YP)
	Sınıf B	Yanlış Negatif (YN)	Doğru Negatif (DN)



Şekil 3.1. Hata matrisini oluşturan değerler [70]

Doğruluk hesabı için birçok yöntem geliştirilmiştir, bu yöntemlerin en çok kullanılanları aşağıda belirtilmiştir.

3.1.1. Sınıflandırma doğruluğu

Bir görüntüde doğru olarak tahmin edilmiş piksel sayısının görüntüdeki toplam piksel sayısına oranıdır. Sınıflandırma doğruluğu görüntü bölütlendirme performans değerlendirmesi yapan birçok çalışmada kullanılmıştır [32,41,42].

Sınıflandırma doğruluğu ve hata oranı hesabı 3.1 ve 3.2 denklemlerinde gösterilmektedir.

$$\text{Sınıflandırma Doğruluğu} = \frac{DP + DN}{DP + DN + YP + YN} \quad (3.1)$$

$$\text{Hata Oranı} = 1 - \text{Doğruluk} \quad (3.2)$$

3.1.2. Hassasiyet, özgüllük ve kesinlik

Hassasiyet, Özgüllük ve Kesinlik görüntü bölütlendirme performans değerlendirmesi için kullanılan hesaplamalardır [32,37]. Hassasiyet, pozitif sınıf olarak doğru tahmin edilenlerin sayısının pozitif sınıf eleman sayısına oranıdır. Özgüllük ise negatif sınıf olarak doğru tahmin edilenlerin sayısının negatif sınıf eleman sayısına oranıdır. Kesinlik ise pozitif sınıf olarak doğru tahmin edilenlerin sayısının pozitif sınıf olarak tahmin edilenlerin sayısına oranıdır. Hassasiyet, Özgüllük ve Kesinlik değerlerini hesaplamaları sırasıyla 3.3, 3.4 ve 3.5 denklemlerinde gösterilmiştir.

$$\text{Hassasiyet} = \frac{DP}{DP + YN} \quad (3.3)$$

$$\text{Özgüllük} = \frac{DN}{DN + YP} \quad (3.4)$$

$$\text{Kesinlik} = \frac{DP}{DP + YP} \quad (3.5)$$

3.1.3. F1 skoru

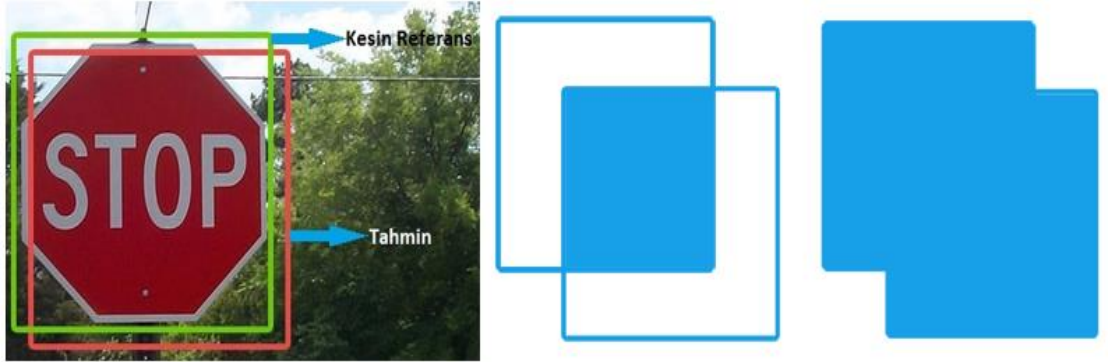
İnteraktif görüntü bölütleme yöntemlerinin değerlendirilmesinde kullanılan hesaplamalardan biridir [32,36,64] ve Dice katsayısı olarak da bilinir [72]. F1 skor, Hassasiyet ve Kesinlik değerlerinin harmonik ortalamasıdır ve 3.6 denkleminde gösterilmiştir.

$$F_1 \text{ Skor} = \frac{2 \cdot \text{Kesinlik} * \text{Hassasiyet}}{\text{Kesinlik} + \text{Hassasiyet}} = \frac{2DP}{2DP + YP + YN} \quad (3.6)$$

3.1.4. Jaccard indeksi

Jaccard indeksi kümelerin benzerliklerini karşılaştırmak için kullanılan bir istatistiktir ve Tanimoto katsayısı olarak da bilinir. Karşılaştırılacak kümelerin kesişiminin büyüklüğünün kümelerin birleşiminin büyüklüğüne bölünmesiyle hesaplanır. Jaccard indeksi görüntü bölütlendirme performans değerlendirmesi yapan birçok çalışmada kullanılmıştır [32,35,37,40–42,64]. Jaccard indeksi formülasyonu 3.7 denkleminde gösterilmiştir. Şekil 3.2’de Tahmin edilen bölütleme ve kesin referansın kesişimleri ve birleşimleri gösterilmiştir.

$$J(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} = \frac{DP}{DP + YP + YN} \quad (3.7)$$



Şekil 3.2: Tahmin edilen bölütleme ve kesin referansın kesişimleri ve birleşimleri [73]

Jaccard mesafesi iki kümenin farklılığını ölçer. Jaccard mesafesi hesabı 3.8 denkleminde gösterilmiştir.

$$d_j(A, B) = 1 - J(A, B) = \frac{|A \cup B| - |A \cap B|}{|A \cup B|} \quad (3.8)$$

3.1.5. Rand indeksi

Rand indeksi kümeler arasındaki benzerliği, görüntüdeki piksel çiftlerinin alt kümelerdeki yerlerine göre hesaplar [74], [75]. S_1 ve S_2 n pikseli görüntü I'nın bölütlenmiş kümeleri olsun. Rand indeks hesabı için gerekli değişkenlerin tanımları aşağıda yapılmıştır.

a, görüntü I'daki piksel çiftlerinin hem S_1 'in aynı alt kümesinde hem de S_2 'in aynı alt kümesinde olma sayısı

b, görüntü I'daki piksel çiftlerinin hem S_1 'in farklı alt kümelerinde hem de S_2 'in farklı alt kümelerinde olma sayısı

c, görüntü I'daki piksel çiftlerinin S_1 'de aynı alt kümede S_2 'de farklı alt kümelerde olma sayısı

d, görüntü I'daki piksel çiftlerinin S_1 'de farklı alt kümelerde S_2 'de aynı alt kümede olma sayısı

Rand indeks hesabı ve Rand hatası 3.9 ve 3.10 denklemlerinde gösterilmiştir.

$$RI = \frac{a + b}{\binom{n}{2}} = \frac{a + b}{a + b + c + d} \quad (3.9)$$

$$Rand \ Hatası = 1 - RI \quad (3.10)$$

3.1.6. Ayarlı rand indeks

Rand indeks temelli, kümeleme benzerliklerini ölçen yöntemlerden biridir. Ayarlı Rand indeksinin amacı, tahmin edilen ve kesin referans kümeleme arasında genel bir karşılaştırma yapmaktır [43]. Rand indeksi yalnızca 0 ile +1 arasında bir değer üretirken, ayarlı rand indeks, indeks beklenen indeksten daha düşükse negatif değerler verebilir. Ayarlı Rand İndeks hesabı 3.11 denkleminde gösterilmiştir.

$$Ayarlı \ Rand \ İndeks = \frac{indeks - beklenen \ indeks}{maksimum \ indeks - beklenen \ indeks} \quad (3.11)$$

n elemanlı S kümesi iki küme yöntemiyle $X = \{X_1, X_2, \dots, X_r\}$ ve $Y = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_s\}$ kümelerine ayrılınsın. n_{ij} , X için i kümesi ve Y için j kümesinin ortak

olma sayısıdır ve $n_{ij} = |X_i \cap Y_j|$ şeklinde gösterilir. Ayarlı Rand indeks ihtimaliyet çizelgesi kullanılarak hesaplanır. Çizelge 3.2’de ihtimaliyet çizelgesi ve 3.12 denkleminde Ayarlı Rand indeks hesabı gösterilmiştir.

$$\text{Ayarlı Rand İndeks} = \frac{\sum_{ij} \binom{n_{ij}}{2} - [\sum_i \binom{a_i}{2} \sum_j \binom{b_j}{2}]/\binom{n}{2}}{\frac{1}{2} [\sum_i \binom{a_i}{2} + \sum_j \binom{b_j}{2}] - [\sum_i \binom{a_i}{2} \sum_j \binom{b_j}{2}]/\binom{n}{2}} \quad (3.12)$$

Çizelge 3.2: İhtimaliyet çizelgesi

	Y_1	Y_2	Y_s	Toplamlar
X_1	n_{11}	n_{12}	n_{1s}	a_1
X_2	n_{21}	n_{22}	n_{2s}	a_2
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
X_r	n_{r1}	n_{r2}	n_{rs}	a_r
Toplamlar	b_1	b_2	b_s	

3.2. Verimlilik

İnteraktif görüntü bölütleme yöntemlerinin verimliliği, bölütleme sonucunun hesaplanma süresi ve iyi bir bölütleme için gerekli olan kullanıcı etkileşim miktarı ile ilişkilidir [48]. Kısa sürede az kullanıcı etkileşimi ile elde edilen iyi bir bölütlemeyöntemin verimliliğinin yüksek olduğunu gösterir.

3.3. Tekrarlanabilirlik

Aynı görüntü üzerinde aynı interaktif bölütleme yöntemiyle farklı kullanıcılar tarafından oluşturulan etkileşimler sonucu elde edilen bölütlemenin tutarlılığıdır [76]. Tekrarlanabilirlik kesin referans kullanılmadan elde edilen bölütleme sonuçlarının benzerliğinin hesaplanması ile değerlendirilir. Tekrarlanabilirliğin değerlendirmesi doğruluk için kullanılan ölçüm yöntemleri kullanılarak yapılır.

Tekrarlanabilirliğin değerlendirilmesi çok sayıda farklı kullanıcının oluşturduğu çok çeşitli etkileşimlere ihtiyaç duyar. Çok sayıda kullanıcıyı bulma

zorluğu kullanıcı etkileşimin simüle edilmesi gerekliliğine neden olmuştur. Moschidis ve Graham [41,42] tekrarlanabilirliği değerlendirebilmek için kullanıcı etkileşimini simüle eden bir yöntem geliştirmişlerdir. Kesin referanstan elde ettiği ön ve arka plan piksellerinin yerlerini değiştirerek kullanıcı etkileşiminin değişkenliğini sağlamaya çalışmışlardır. Bu değişkenliği 1 daha az hatalı ve 9 daha fazla hatalı olacak şekilde 1'den 9'a kadar derecelendirerek 9 farklı bölütleme sonucu elde etmiştir. Elde edilen 36 bölütleme çifti Tanimoto Katsayısı (Jaccard indeks) ile karşıladırdıktan sonra bu çiftlerin ortalaması alınıp tekrarlanabilirliğin değerlendirilmesini yapmışlardır.

4. KARŞILAŞTIRMA SONUÇLARI

Bu çalışmada, interaktif görüntü bölütleme yöntemlerinin performanslarının karşılaştırılmasında Grabcut [27] veri setinden 40 görüntü kullanılmıştır. Grabcut veri seti görüntüler, görüntülerin kesin referansları, statik kullanıcı etkileşim görüntüleri ve sınırlayıcı kutu koordinat bilgilerini içermektedir.

Yöntemlerinin performanslarının karşılaştırılmasında ilk önce farklı görüntü tiplerindeki performansları karşılaştırabilmek için, görüntülerin ön ve arka planlarını tekdüze ve karışık olarak kümelere ayrılması işlemi yapıldı. Kümeleme işleminden sonra yöntemlerinin performanslarının karşılaştırılması işlemi gerçekleştirildi.

Bu çalışmada uygulamalar Matlab programı ile geliştirildi ve uygulamalar Intel i7 2.6 Ghz işlemci ve 8 GB belleğe sahip bir dizüstü bilgisayarda çalıştırıldı.

4.1. Görüntülerin Kümeleneşmesi

İnteraktif görüntü bölütleme yöntemlerinin değeriendirilmesinde grabcut veri setindeki kesin referans görüntülerinden faydalanılarak ön ve arka plan bölgeleri tekdüze ve karışık olarak iki kümeğe ayrıldı. Bu kümeleme işlemini yapabilmek için ön ve arka plan bölgelerinin öznitelikleri çıkarıldı. Bu öznitelikleri elde etmek için birinci ve ikinci derece istatistikler kullanıldı. Birinci derece istatistiksel görüntü histogramından, ikinci derece istatistikler ise Gri seviyeli eş oluşum matrisinden elde edildi. Birinci derece istatistiksel öznitelik olarak basıklık ve ikinci derece istatistiksel öznitelikler olarak da enerji, entropi, zıtlık ve homojenlik seçilmiştir. Böylece öznitelik vektörü [enerji, entropi, zıtlık, homojenlik, basıklık] şeklinde oluşturuldu ve bu öznitelik vektörü ortalama normalizasyon yöntemi ile normalize edildi. Normalize edilen öznitelik vektörü k-ortalamlar (k-means) ve beklenti maksimizasyonu algoritmaları ile tekdüze ve Karışık kümelere ayrıldı.

4.1.1. Birinci derece istatistikler

Birinci derece istatistiksel öznitelikler, gri seviye görüntünün yoğunluk histogramı ile hesaplanır. Birinci derece istatistiklerden elde edilen özniteliklerin hesabında, ikinci derece istatistiklerden elde edilen özniteliklerin farklı olarak piksellerin komşulukları hesaba katmaz. Ortalama, standart sapma, çarpıklık,

basıklık birinci derece istatistiksel özniteliklerdir. Bu çalışmada basıklık özniteliği kullanılmıştır.

4.1.1.1. Basıklık

Normal dağılım eğrisinin ne kadar dik veya basık olduğunu gösterir ve 4.1 ve 4.2 denklemleriyle hesaplanır.

$$P(i) = \frac{\text{gri seviyesi } i \text{ olan piksel sayısı}}{\text{imgedeki piksellerin toplam sayısı}} \quad (4.1)$$

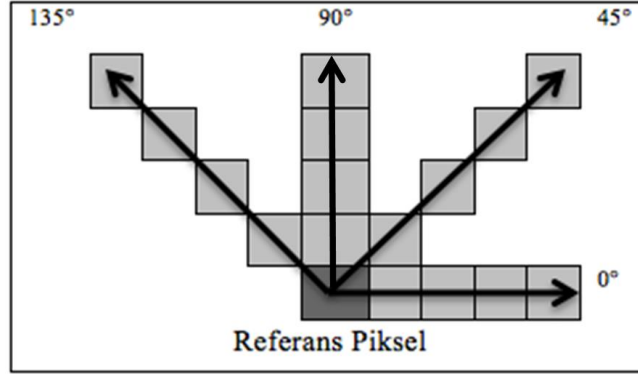
$$\text{Basıklık} = \sum_{i=0}^{G-1} (i - \mu)^4 P(i) \quad (4.2)$$

4.1.2. Gri seviyeli eş oluşum matrisi

Gri seviyeli eş oluşum matrisi(GSEM), gri seviyeli bir görüntüde belirli bir açı ve mesafede bulunan komşu piksellerin görülme sıklıklarını içeren matristir. GSEM, Haralick vd. [77] tarafından doku özniteliklerini çıkarmak için kullanılmıştır. Gri seviyeli görüntünün büyüklüğü (m x n)ve mesafe vektörü $d = (\Delta x, \Delta y)$ olduğu durumda normalize olmayan GSEM değerleri 4.3 denklemi ile hesaplanır.

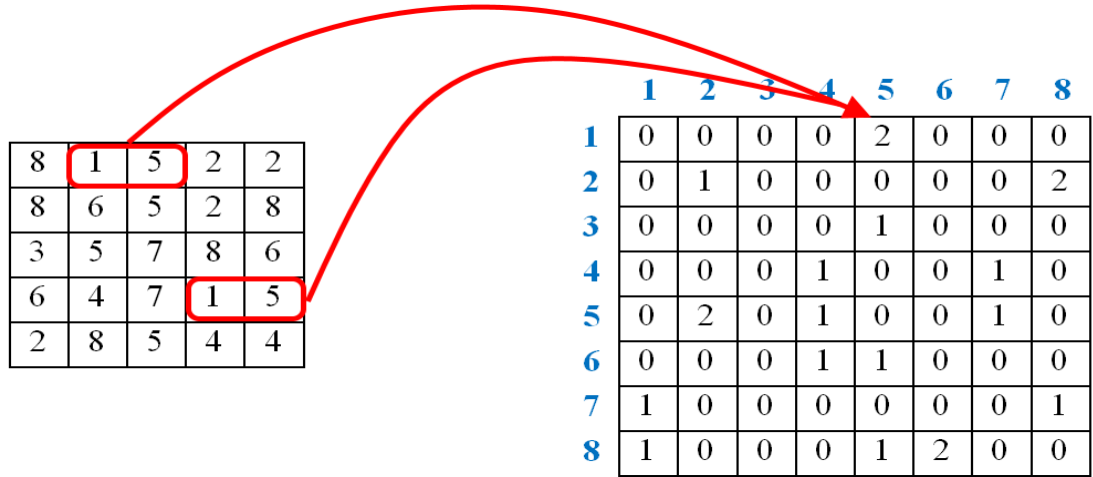
$$P(i, j) = \sum_{p=1}^n \sum_{q=1}^m \begin{cases} 1, & I(p, q) = i \text{ ve } I(p + \Delta x, q + \Delta y) = j \text{ ise} \\ 0, & \text{diğer durumlarda} \end{cases} \quad (4.3)$$

0° , 45° , 90° ve 135° açıları için sırasıyla referans piksel ve komşu pikseller arasındaki mesafe vektörleri $d_1 = (0, d)$, $d_2 = (-d, d)$, $d_3 = (-d, 0)$, $d_4 = (-d, -d)$ şeklinde tanımlanır ve Şekil 4.1'de ilgili açıların gösterimi yapılmıştır.



Şekil 4.1. Referans piksel ve komşu piksel arasındaki 0° , 45° , 90° , 135° açısal ilişki

Şekil 4.2’de görüldüğü üzere, 5×5 büyüklüğündeki gri seviye görüntünün mesafe vektörü $d = (0,1)$ komşuluğunda (0° - 1 birim, referans pikselinin hemen sağı) olacak şekilde GSEM hesaplanmıştır. Örnek olarak, gri seviye görüntüde (1,5) yoğunluk değerlerine sahip komşu piksellerin sayısı GSEM’nin (1,5) indisinde 2 olarak gösterilmiştir.



Şekil 4.2. 5×5 büyüklüğündeki gri seviye görüntü ve görüntünün $d = (0,1)$ komşuluğunda GSEM

Bu çalışmada Haralick vd. [77] tarafından önerilen 14 öznelikten enerji, entropi, zıtlık ve homojenlik kullanılmıştır.

4.1.2.1. Enerji

Enerji, tekdüzelik ve ikinci moment olarak da isimlendirilir. Dokusal tekdüzeliliği ölçer. Tamamı homojen olan görüntüde enerji değeri maksimum

olacaktır. Enerji [0,1] aralığında deęerler alır ve sabit bir görüntü için 1 deęerini alır. Enerji 4.4 denklemlle hesaplanmaktadır.

$$Enerji = \sum_{i,j} p(i,j)^2 \quad (4.4)$$

4.1.2.2. Entropi

Entropi bir görüntüdeki düzensizlięi veya rastgelelięi ölçer. Enerji ile entropi ters iliřkiye sahiptir. Entropi 4.5 denklemlle hesaplanmaktadır.

$$Entropi = \sum_{i,j} p(i,j) \cdot \ln p(i,j) \quad (4.5)$$

4.1.2.3. Zıtlık

Bir görüntüdeki yerel gri seviye deęiřimini ölçer. Düzleřtirilmiř görüntülerde düşük deęerler alır. Zıtlık homojenlik ile ters iliřkiye sahiptir. Zıtlık 4.6 denklemlle hesaplanmaktadır.

$$Zıtlık = \sum_{i,j} |i - j|^2 \cdot p(i,j) \quad (4.6)$$

4.1.2.4. Homojenlik

Homojenlik ters fark momenti olarak da bilinir. GSEM'deki deęerlerin daęılımının GSEM köřegenine olan yakınlıęını ölçer. Piksel yoğunluk deęerlerinin çok az deęiřtięi tekdüze görüntülerde homojenlik yüksek deęer alır. Homojenlik 4.7 denklemlle hesaplanmaktadır.

$$Homojenlik = \sum_{i,j} \frac{p(i,j)}{1 + |i - j|} \quad (4.7)$$

4.1.3. Görüntü kümeleme sonuçları

Grabcut veri setinden alınan 40 görüntüden elde edilen kümeleme sonuçları Çizelge 4.1’de gösterilmiştir.

Çizelge 4.1. Görüntü kümeleme sonuçları

Görüntü Tipi	Sayısı
Tekdüze Ön Plan - Tekdüze Arka Plan	1
Tekdüze Ön Plan - Karışık Arka Plan	1
Karışık Ön Plan - Tekdüze Arka Plan	7
Karışık Ön Plan - Karışık Arka Plan	31

Grabcut veri seti için ön ve arka plan sırasıyla tekdüze ve karışık küme örnekleri çizelge 4.2’de verilmiştir; ayrıca çizelge 4.3’de örnek görüntülerin ön ve arka planlarına ait öznelik değerleri gösterilmiştir.

Çizelge 4.2. Ön ve arka plan sırasıyla tekdüze ve karışık küme örnekleri



Çizelge 4.3. Örnek görüntülerin ön ve arka planlarına ait öznelik değerleri

Görüntü	Küme	Enerji	Homojenlik	Zıtlık	Entropi	Basıklık
stone1 – Ön Plan	Tekdüze	0,38	0,93	0,15	2,11	3,07
stone1 – Arka Plan	Tekdüze	0,87	0,99	0,02	0,50	11,33
65019– Ön Plan	Tekdüze	0,42	0,93	0,49	2,36	9,38
65019– Arka Plan	Karışık	0,10	0,86	0,53	3,97	1,56
banana1– Ön Plan	Karışık	0,17	0,91	0,19	2,97	1,81
banana1– Arka Plan	Tekdüze	0,65	0,98	0,04	1,18	12,93
banana3– Ön Plan	Karışık	0,13	0,89	0,23	3,34	1,92
banana3– Arka Plan	Karışık	0,20	0,91	0,22	2,96	3,56

4.2. Kümelenmiş Görüntüler Üzerinde Yöntemlerin Performans Analizi

İnteraktif Çizge Kesim, Grabcut ve Lazy Snapping interaktif görüntü bölütleme yöntemlerinin uygulamaları Matlab R2016a üzerinde geliştirildi. Uygulamaların maksimum akış-minimum kesim algoritmasında GCOptimization kütüphanesi [71-73] kullanıldı. Yöntemlerin tamamında enerji fonksiyonu terimlerinin değerlerini dengeleyen katsayı 50 olarak seçildi. Grabcut için tekrarlama sayısı 5 ve GMM'ler için bileşen sayısı 3 seçildi. Lazy Snappingde watershed ile oluşturulan bölgelerin her birinin ayrılacağı küme sayısı 10 olarak belirlendi.

Karşılaştırılacak İnteraktif Çizge Kesim, Grabcut ve Lazy Snapping interaktif görüntü bölütleme yöntemlerinden elde edilen bölütleme sonuçları kesin referans değerleri ile karşılaştırılarak, Kesinlik, Hassasiyet, Doğruluk, F1 Skoru ve Jaccard İndeksi hesaplandı; ayrıca yöntemlerin her bir görüntü bölütleme işlemi için çalışma süreleri de hesaplandı. 4.4 ve 4.15 arasındaki Çizelgelerde, İnteraktif Çizge Kesim, Grabcut ve Lazy Snapping interaktif görüntü bölütleme yöntemlerinin farklı ön ve arka plan kümeleri için bölütleme sonuçları verilmiştir.

Çizelge 4.4. Tekdüze Ön Plan ve Tekdüze Arka Plan olarak kümelenen görüntünün, İnteraktif Çizge Kesim yöntemi bölütleme sonuçları

İnteraktif Çizge Kesim (Tekdüze Ön Plan-Tekdüze Arka Plan)						
Görüntü	Kesinlik	Hassasiyet	Doğruluk	F1 Skoru	Jaccard	Süre
stone1	0,85	1,00	0,88	0,92	0,85	3,40
Ortalama	0,85	1,00	0,88	0,92	0,85	3,40

Çizelge 4.5. Tekdüze Ön Plan ve Tekdüze Arka Plan olarak kümelenen görüntünün Grabcut yöntemi bölütleme sonuçları

Grabcut (Tekdüze Ön Plan-Tekdüze Arka Plan)						
Görüntü	Kesinlik	Hassasiyet	Doğruluk	F1 Skoru	Jaccard	Süre
stone1	0,95	1,00	0,96	0,97	0,95	27,67
Ortalama	0,95	1,00	0,96	0,97	0,95	27,67

Çizelge 4.6. Tekdüze Ön Plan ve Tekdüze Arka Plan olarak kümelenen görüntünün, Lazy Snapping yöntemi bölütleme sonuçları

Lazy Snapping (Tekdüze Ön Plan-Tekdüze Arka Plan)						
Görüntü	Kesinlik	Hassasiyet	Doğruluk	F1 Skoru	Jaccard	Süre
stone1	1,00	0,95	0,95	0,97	0,94	1,70
Ortalama	1,00	0,95	0,95	0,97	0,94	1,70

Çizelge 4.4, Çizelge 4.5 ve Çizelge 4.6’da Tekdüze Ön Plan ve Tekdüze Arka Plan olarak kümelene görüntü için İnteraktif Çizge Kesim, Grabcut ve Lazy Snapping için bölütleme sonuçları verilmiştir. Şekil 4.3’de de görüldüğü gibi İnteraktif Çizge Kesim ve Grabcut yöntemlerinin fazladan ön plan bölütlemesi yapması (yanlış pozitif değerinin büyük olması) bu yöntemlerin Kesinlik değerlerinin küçük olmasına, Lazy Snapping yönteminin fazladan arka plan bölütlemesi yapması da (yanlış negatif değerinin büyük olması) Lazy Snapping yönteminin Hassasiyet değerinin küçük olmasına neden olmaktadır. Grabcut yönteminin, Doğruluk, F1 Skor ve Jaccard indeksi değerlerinde diğer yöntemlerden daha başarılı olduğu ve Lazy Snapping yönteminin bölütleme işlemini diğer yöntemlerden daha hızlı gerçekleştirdiği görülmüştür.



Şekil 4.3. Tekdüze Ön Plan ve Tekdüze Arka Plan görüntüde yöntemlerin bölütleme sonuçları

Çizelge 4.7. Tekdüze Ön Plan ve Karışık Arka Plan olarak kümelene görüntünün, İnteraktif Çizge Kesim yöntemi bölütleme sonuçları

İnteraktif Çizge Kesim (Tekdüze Ön Plan-Karışık Arka Plan)						
Görüntü	Kesinlik	Hassasiyet	Doğruluk	F1 Skoru	Jaccard	Süre
65019	0,99	0,99	0,98	0,99	0,97	2,04
Ortalama	0,99	0,99	0,98	0,99	0,97	2,04

Çizelge 4.8. Tekdüze Ön Plan ve Karışık Arka Plan olarak kümelene görüntünün, Grabcut yöntemi bölütleme sonuçları

Grabcut (Tekdüze Ön Plan-Karışık Arka Plan)						
Görüntü	Kesinlik	Hassasiyet	Doğruluk	F1 Skoru	Jaccard	Süre
65019	0,99	1,00	0,99	1,00	0,99	6,13
Ortalama	0,99	1,00	0,99	1,00	0,99	6,13

Çizelge 4.9. Tekdüze Ön Plan ve Karışık Arka Plan olarak kümelenen görüntünün, Lazy Snapping yöntemi bölütleme sonuçları

Lazy Snapping (Tekdüze Ön Plan-Karışık Arka Plan)						
Görüntü	Kesinlik	Hassasiyet	Doğruluk	F1 Skoru	Jaccard	Süre
65019	0,98	1,00	0,98	0,99	0,98	1,35
Ortalama	0,98	1,00	0,98	0,99	0,98	1,35

Çizelge 4.7, Çizelge 4.8 ve Çizelge 4.9’da Tekdüze Ön Plan ve Karışık Arka Plan olarak kümelenen görüntü için İnteraktif Çizge Kesim, Grabcut ve Lazy Snapping için bölütleme sonuçları verilmiştir. Şekil 4.4’de de görüldüğü gibi Lazy Snapping yönteminin fazladan ön plan bölütlemesi yapması (yanlış pozitif değerinin büyük olması) bu yöntemin Kesinlik değerlerinin küçük olmasına, İnteraktif Çizge Kesim yönteminin fazladan arka plan bölütlemesi yapması da (yanlış negatif değerinin büyük olması görüntüde şapkanın arka plan olarak bölütlenmesi) Hassasiyet değerinin küçük olmasına neden olmaktadır. Grabcut yönteminin, Doğruluk, F1 Skor ve Jaccard indeksi değerlerinde diğer yöntemlerden daha başarılı olduğu ve Lazy Snapping yönteminin bölütleme işlemini diğer yöntemlerden daha hızlı gerçekleştirdiği görülmüştür.



Şekil 4.4. Tekdüze Ön Plan ve Karışık Arka Plan görüntüde yöntemlerin bölütleme sonuçları

Çizelge 4.10. Karışık Ön Plan ve Tekdüze Arka Plan olarak kümelene görüntünün, İnteraktif Çizge Kesim yöntemi bölütleme sonuçları

İnteraktif Çizge Kesim (Karışık Ön Plan-Tekdüze Arka Plan)						
Görüntü	Kesinlik	Hassasiyet	Doğruluk	F1 Skoru	Jaccard	Süre
181079	1,00	0,72	0,78	0,83	0,72	1,51
189080	0,86	0,99	0,93	0,92	0,85	1,05
37073	0,89	0,92	0,85	0,91	0,83	1,25
book	0,65	0,99	0,77	0,78	0,64	3,37
ceramic	0,71	1	0,80	0,83	0,71	3,64
elefant	0,93	1	0,95	0,96	0,93	2,14
teddy	1,00	0,99	0,99	1,00	0,99	0,54
Ortalama	0,86	0,94	0,87	0,89	0,81	1,93

Çizelge 4.11. Karışık Ön Plan ve Tekdüze Arka Plan olarak kümelene görüntünün, Grabcut yöntemi bölütleme sonuçları

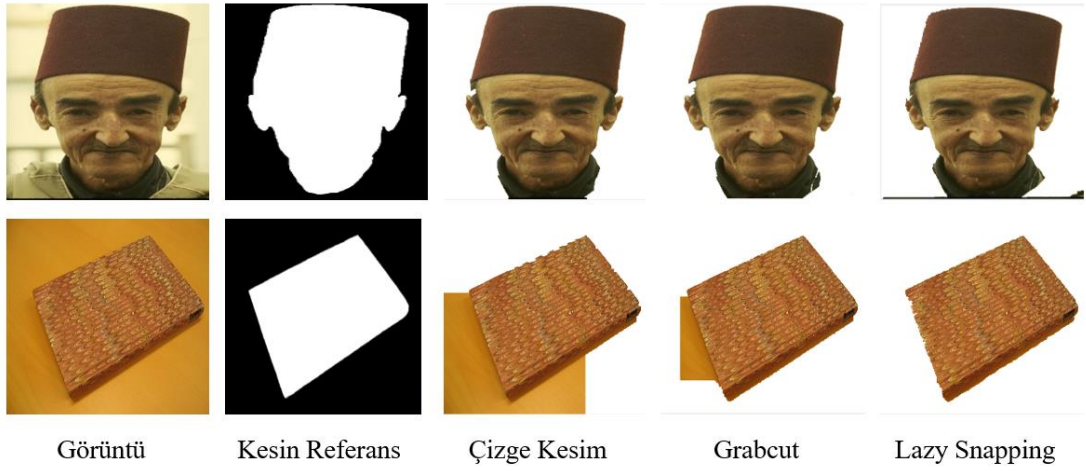
Grabcut (Karışık Ön Plan-Tekdüze Arka Plan)						
Görüntü	Kesinlik	Hassasiyet	Doğruluk	F1 Skoru	Jaccard	Süre
181079	0,70	0,97	0,82	0,82	0,69	8,89
189080	0,92	0,99	0,96	0,95	0,91	9,20
37073	0,89	1	0,91	0,94	0,89	7,72
book	0,89	1	0,93	0,94	0,89	25,84
ceramic	0,72	1	0,81	0,84	0,72	12,68
elefant	0,87	1	0,91	0,93	0,87	18,02
teddy	1,00	0,99	0,99	1,00	0,99	7,16
Ortalama	0,86	0,99	0,90	0,92	0,85	12,79

Çizelge 4.12. Karışık Ön Plan ve Tekdüze Arka Plan olarak kümelene görüntünün, Lazy Snapping yöntemi bölütleme sonuçları

Lazy Snapping (Karışık Ön Plan-Tekdüze Arka Plan)						
Görüntü	Kesinlik	Hassasiyet	Doğruluk	F1 Skoru	Jaccard	Süre
181079	1,00	0,9	0,94	0,95	0,90	1,51
189080	0,88	0,99	0,94	0,93	0,87	1,07
37073	0,90	0,94	0,87	0,92	0,86	1,03
book	0,96	1	0,98	0,98	0,96	1,01
ceramic	0,99	0,99	0,99	0,99	0,98	1,14
elefant	0,93	1	0,95	0,96	0,93	1,16
teddy	1,00	0,99	0,99	0,99	0,99	0,96
Ortalama	0,95	0,97	0,95	0,96	0,93	1,13

Çizelge 4.10, Çizelge 4.11 ve Çizelge 4.12’da Karışık Ön Plan ve Tekdüze Arka Plan olarak kümelene görüntü için İnteraktif Çizge Kesim, Grabcut ve Lazy

Snapping için bölütleme sonuçları verilmiştir. Şekil 4.5’de de görüldüğü gibi İnteraktif Çizge Kesim ve Grabcut yöntemlerinin fazladan ön plan bölütlemesi yapması (yanlış pozitif değerinin büyük olması) bu yöntemlerin Kesinlik değerlerinin küçük olmasına neden olmaktadır. Lazy Snapping yönteminin, Doğruluk, F1 Skor ve Jaccard indeksi değerlerinde diğer yöntemlerden daha başarılı olduğu; ayrıca Lazy Snapping yönteminin bölütleme işlemini diğer yöntemlerden daha hızlı gerçekleştirdiği görülmüştür.



Şekil 4.5. Karışık Ön Plan ve Tekdüze Arka Plan görüntüde yöntemlerin bölütleme sonuçları

Çizelge 4.13. Karışık Ön Plan ve Karışık Arka Plan olarak kümelenen görüntünün, İnteraktif Çizge Kesim yöntemi bölütleme sonuçları

İnteraktif Çizge Kesim (Karışık Ön Plan-Karışık Arka Plan)						
Görüntü	Kesinlik	Hassasiyet	Doğruluk	F1 Skoru	Jaccard	Süre
106024	1,00	0,93	0,94	0,97	0,93	2,26
153093	0,77	0,99	0,79	0,87	0,76	1,44
209070	1,00	0,89	0,89	0,94	0,89	2,95
21077	0,89	0,99	0,89	0,94	0,88	1,31
227092	0,98	0,7	0,74	0,82	0,69	1,38
24077	0,96	0,85	0,83	0,90	0,82	2,10
271008	1,00	1	0,99	1,00	0,99	1,27
304074	0,97	0,98	0,95	0,97	0,94	1,58
376043	0,98	0,84	0,85	0,91	0,83	1,23
388016	0,99	0,94	0,94	0,96	0,93	1,09
69020	1,00	0,74	0,74	0,85	0,74	2,37
86016	0,99	1	0,99	0,99	0,99	1,03
banana2	1,00	0,93	0,94	0,96	0,92	4,12
banana3	0,88	0,92	0,85	0,90	0,81	3,94
doll	0,92	0,77	0,77	0,84	0,72	4,09
flower	0,95	1	0,96	0,97	0,95	2,40
grave	1,00	0,93	0,93	0,96	0,93	2,43
llama	1,00	0,88	0,88	0,93	0,88	1,33
memorial	1,00	0,97	0,97	0,98	0,97	4,92
music	0,99	1	0,99	0,99	0,99	2,60
person1	0,98	0,9	0,91	0,94	0,89	4,37
person2	0,94	0,93	0,90	0,94	0,88	3,76
person3	0,70	0,93	0,68	0,80	0,66	2,63
person4	1,00	0,85	0,86	0,92	0,85	2,86
person5	0,99	0,98	0,97	0,98	0,97	2,85
person6	0,99	0,95	0,94	0,97	0,94	2,29
person7	0,96	0,97	0,93	0,96	0,93	2,59
person8	0,63	1	0,70	0,77	0,63	6,21
scissors	0,96	0,96	0,93	0,96	0,92	2,80
sheep	1,00	0,98	0,98	0,99	0,98	2,82
tennis	0,91	0,98	0,90	0,94	0,89	1,76
Ortalama	0,95	0,92	0,89	0,93	0,87	2,61

Çizelge 4.14. Karışık Ön Plan ve Karışık Arka Plan olarak kümelenen görüntünün, Grabcut yöntemi bölütleme sonuçları

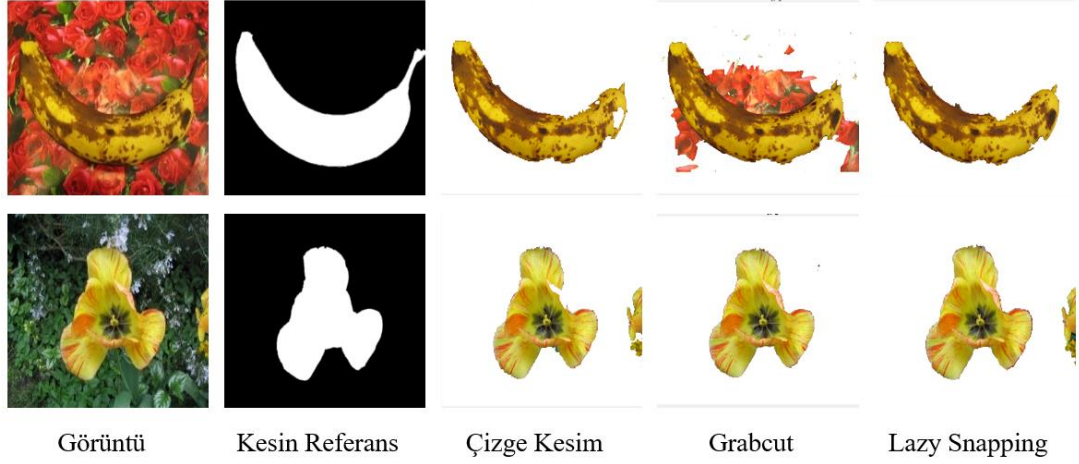
Grabcut (Karışık Ön Plan-Karışık Arka Plan)						
Görüntü	Kesinlik	Hassasiyet	Doğruluk	F1 Skoru	Jaccard	Süre
106024	0,88	0,99	0,89	0,93	0,88	5,78
153093	0,68	0,99	0,72	0,81	0,68	8,20
209070	0,75	1	0,79	0,86	0,75	7,75
21077	0,97	1	0,97	0,99	0,97	4,40
227092	0,65	1	0,79	0,79	0,65	6,50
24077	0,85	1	0,88	0,92	0,85	4,91
271008	0,95	1	0,95	0,97	0,95	5,15
304074	0,87	1	0,88	0,93	0,87	7,67
376043	0,84	0,97	0,86	0,90	0,82	9,11
388016	0,85	1	0,87	0,92	0,85	8,42
69020	0,57	1	0,69	0,73	0,57	14,56
86016	0,99	1	0,99	1,00	0,99	14,65
banana2	0,99	1	0,99	0,99	0,98	28,70
banana3	0,79	0,98	0,83	0,88	0,78	19,49
doll	0,93	0,99	0,95	0,96	0,92	11,57
flower	1,00	1	1,00	1,00	1,00	10,96
grave	0,94	1	0,95	0,97	0,94	7,08
llama	0,83	1	0,86	0,91	0,83	21,26
memorial	0,99	1	0,99	0,99	0,99	26,49
music	0,98	1	0,99	0,99	0,98	21,89
person1	0,98	1	0,99	0,99	0,98	16,12
person2	0,96	1	0,97	0,98	0,96	15,46
person3	0,83	1	0,85	0,91	0,83	10,92
person4	0,82	0,98	0,84	0,90	0,81	11,73
person5	0,89	1	0,90	0,94	0,89	12,85
person6	0,90	0,99	0,91	0,95	0,90	10,73
person7	1,00	0,99	0,99	1,00	0,99	16,61
person8	0,89	1	0,91	0,94	0,89	17,59
scissors	0,88	0,99	0,89	0,93	0,87	24,68
sheep	1,00	1	1,00	1,00	1,00	21,41
tennis	0,91	0,99	0,91	0,95	0,90	8,23
Ortalama	0,88	1	0,90	0,93	0,88	13,25

Çizelge 4.15. Karışık Ön Plan ve Karışık Arka Plan olarak kümelenen görüntünün, Lazy Snapping yöntemi bölütleme sonuçları

Lazy Snapping (Karışık Ön Plan-Karışık Arka Plan)						
Görüntü	Kesinlik	Hassasiyet	Doğruluk	F1 Skoru	Jaccard	Süre
106024	1,00	0,96	0,96	0,98	0,96	1,48
153093	0,88	0,96	0,86	0,92	0,85	1,14
209070	0,99	0,92	0,92	0,95	0,91	1,11
21077	0,90	0,98	0,90	0,94	0,89	1,10
227092	0,98	0,98	0,98	0,98	0,96	1,02
24077	0,62	1	0,67	0,76	0,62	1,00
271008	1,00	0,98	0,98	0,99	0,98	1,04
304074	0,99	0,98	0,97	0,98	0,97	1,06
376043	0,98	0,9	0,90	0,94	0,88	1,13
388016	0,98	0,99	0,98	0,99	0,97	0,99
69020	0,99	0,87	0,89	0,93	0,86	1,07
86016	0,99	1	0,99	1,00	0,99	1,07
banana2	0,98	1	0,98	0,99	0,97	1,18
banana3	0,99	0,97	0,97	0,98	0,96	1,20
doll	0,98	0,99	0,98	0,98	0,97	1,20
flower	0,96	1	0,97	0,98	0,96	1,17
grave	1,00	1	0,99	1,00	0,99	1,15
llama	1,00	0,88	0,89	0,94	0,88	1,08
memorial	1,00	0,97	0,97	0,98	0,96	1,15
music	0,98	1	0,98	0,99	0,98	1,17
person1	0,99	0,96	0,96	0,98	0,95	1,14
person2	0,95	0,97	0,93	0,96	0,92	1,14
person3	1,00	0,96	0,96	0,98	0,96	1,16
person4	0,99	0,96	0,96	0,98	0,95	1,14
person5	0,96	0,97	0,93	0,96	0,93	1,08
person6	1,00	0,94	0,94	0,97	0,94	1,10
person7	0,97	0,97	0,95	0,97	0,94	1,15
person8	0,97	0,94	0,93	0,95	0,91	1,16
scissors	0,99	0,96	0,96	0,98	0,96	1,16
sheep	0,99	1	0,99	0,99	0,99	1,17
tennis	1,00	0,97	0,97	0,99	0,97	1,08
Ortalama	0,97	0,97	0,94	0,96	0,93	1,13

Çizelge 4.13, Çizelge 4.14 ve Çizelge 4.15’de Karışık Ön Plan ve Karışık Arka Plan olarak kümelenen görüntü için İnteraktif Çizge Kesim, Grabcut ve Lazy Snapping için bölütleme sonuçları verilmiştir. Şekil 4.6’de de görüldüğü gibi Grabcut yönteminin fazladan ön plan bölütlemesi yapması (yanlış pozitif değerinin büyük olması) bu yöntemin Kesinlik değerlerinin küçük olmasına; ayrıca Grabcut yönteminin hatalı arka plan bölütlemesinin azlığı (yanlış negatif değerinin küçük

olması) hassasiyet değerinin büyük olmasına neden olmaktadır. Lazy Snapping yönteminin , Doğruluk, F1 Skor ve Jaccard indeksi değerlerinde diğer yöntemlerden daha başarılı olduğu; ayrıca Lazy Snapping yönteminin bölütleme işlemini diğer yöntemlerden daha hızlı gerçekleştirdiği görülmüştür.



Şekil 4.6. Karışık Ön Plan ve Karışık Arka Plan görüntüde yöntemlerin bölütleme sonuçları

Çizelge 4.16’da karşılaştırılan yöntemlerin tüm kümelerdeki ortalama değerleri gösterilmiştir.

Çizelge 4.16. Tüm Kümeler için yöntemlerin bölütleme sonuçlarının ortalamaları

Yöntem	Kesinlik	Hassasiyet	Doğruluk	F1 Skoru	Jaccard	Süre
Tekdüze Ön Plan-Tekdüze Arka Plan						
Çizge Kesim	0,85	1	0,88	0,92	0,85	3,4
Grabcut	0,95	1	0,96	0,97	0,95	27,67
Lazy Snapping	1	0,95	0,95	0,97	0,94	1,7
Tekdüze Ön Plan-Karışık Arka Plan						
Çizge Kesim	0,99	0,99	0,98	0,99	0,97	2,04
Grabcut	0,99	1	0,99	1	0,99	6,13
Lazy Snapping	0,98	1	0,98	0,99	0,98	1,35
Karışık Ön Plan-Tekdüze Arka Plan						
Çizge Kesim	0,86	0,94	0,87	0,89	0,81	1,93
Grabcut	0,86	0,99	0,9	0,92	0,85	12,79
Lazy Snapping	0,95	0,97	0,95	0,96	0,93	1,13
Karışık Ön Plan-Karışık Arka Plan						
Çizge Kesim	0,95	0,92	0,89	0,93	0,87	2,61
Grabcut	0,88	1	0,9	0,93	0,88	13,25
Lazy Snapping	0,97	0,97	0,94	0,96	0,93	1,13

5. SONUÇ VE ÖNERİLER

Çizelge 4.16'daki bölütleme sonuçlarında Grabcut yönteminin, ön planın tekdüze olduğu görüntü kümelerinde, Lazy Snapping yönteminin ise ön planın karışık olduğu görüntü kümelerinde diğer yöntemlerden başarılı olduğu görülmektedir. Ayrıca Lazy Snapping yöntemi ön bölütleme yapılmış görüntünün oluşturduğu çok daha az düğümden oluşan çizgeye uygulandığı için, bütün kümelerde bölütleme işlemini en hızlı gerçekleştiren yöntem olduğu Çizelge 4.16'da görülmektedir. İnteraktif Çizge Kesim yöntemi ise görüntü bölütlerken sadece monokrom (tek renkli) histogram kullandığı için diğer yöntemler kadar başarılı olamamıştır. Grabcut yönteminin renk bilgisini Gauss Karışım Modeli (GMM) ile modellenmesi ve tekrarlı bir yapı kullanması bölütleme sonucunun başarısını arttırırken, tekrarlı yapının varlığı Çizelge 4.16'da da görüldüğü gibi bölütleme işleminin gerçekleşmesinde yavaşlığa neden olmaktadır; ayrıca kullanıcı tarafından seçilen dörtgensel alanda arka plan oranının fazla olması durumunda, Grabcut yönteminin fazladan ön plan bölütlemesi yaptığı (yanlış pozitif değerinin büyük olması) görülmüştür.

Grabcut veri setinin kesin referans, görüntülerin statik kullanıcı etkileşimlerini ve Grabcut yönteminde kullanılan dörtgensel alan koordinatlarını içermesi avantajlarına rağmen, veri setinin küçüklüğü kümelerdeki görüntü sayısını etkilemektedir. Bu çalışmada kullanılan statik kullanıcı etkileşimi yerine gelecekteki çalışmalarda kullanıcı etkileşiminin otomatikleştirilmesiyle daha fazla görüntü içeren farklı veri setleri kullanılabilir. Bu sayede kümelerdeki görüntü sayısı arttırılarak yöntemlerin karşılaştırılması daha etkili bir şekilde yapılabilir.

KAYNAKLAR

- [1] S. S. Al-amri, N. V. Kalyankar, and K. S. D., *Image Segmentation by Using Threshold Techniques*, **J. Comput.**, 2:5 (2010) 83-86.
- [2] S. Lakshmi and V. Sankaranarayanan, *A study of Edge Detection Techniques for Segmentation Computing Approaches*, **IJCA Spec. Issue CASCT**, (2010) 35–40.
- [3] V. Grau, A. U. J. Mewes, M. Alcaniz, R. Kikinis, and S. K. Warfield, *Improved Watershed Transform for Medical Image Segmentation Using Prior Information*, **IEEE Trans. Med. Imaging**, 23:4 (2004) 447–458.
- [4] A. Pitiot, A. W. Toga, N. Ayache, and P. Thompson, Texture based MRI segmentation with a two-stage hybrid neural classifier, Proceedings of the 2002 International Joint Conference on Neural Networks, Honolulu, HI, USA, May 12-17, (2002), pp.2053–2058.
- [5] J. He, C.-S. Kim, and C.-C. J. Kuo, *Interactive Segmentation Techniques Algorithms and Performance Evaluation*, Springer, Singapore, 2014, 76 p.
- [6] Varun Gulshan, *From Interactive to Semantic Image Segmentation*, PhD Thesis, Oxford University UK, 2011.
- [7] V. Mendhule, G. Soni, and R. Nigam, *Review Paper on Technologies used for Interactive Image Segmentation*, **Int. J. Comput. Sci. Inf. Technol.**, 6:1 (2015) 116–120.
- [8] M. Jagtap, *Interactive image segmentation*, PhD Thesis, National Institute of Technology Rourkela India, 2014.
- [9] F. Yi and I. Moon, Image segmentation: A survey of graph-cut methods, 2012 International Conference on Systems and Informatics, Yantai, China, May 19-20, (2012) pp.1936–1941.
- [10] H. He, *Joint 2D and 3D Cues for Image Segmentation Towards Robotic Applications*, PhD Thesis, Queensland University of Technology Australia, 2014.
- [11] F. Zhao and X. Xie, *An Overview of Interactive Medical Image Segmentation*, **Ann. BMVA**, 2013:7 (2013) 1–22.
- [12] Y. O. Artan, *Supervised and interactive image segmentation techniques with an application to prostate cancer*, PhD Thesis, Illinois Institute of Technology USA, 2013.
- [13] I. T. Kokten, Y. Artan, and H. R. Ozakpinar, Diabetic foot ulcer detection using interactive image segmentation techniques, 2016 20th National Biomedical Engineering Meeting, İzmir, Turkey, Nov. 3-5, (2016), pp.1–4.
- [14] H.-E. Gueziri, *User-centered design and evaluation of interactive segmentation methods for medical images*, PhD Thesis, École De Technologie Supérieure Université Du Québec Canada, 2017.
- [15] P. Kalshetti *et al.*, *An interactive medical image segmentation framework using iterative refinement*, **Comput. Biol. Med.**, 83 (2017) 22–33.
- [16] F. Malmberg, *Graph-based Methods for Interactive Image Segmentation*, PhD Thesis, Acta Universitatis Upsaliensis Sweden, 2011.
- [17] S. D. Olabarriaga and A. W. M. Smeulders, *Interaction in the segmentation of medical images: A survey*, **Med. Image Anal.**, 5:2 (2001) 127–142.
- [18] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, *Snakes: Active contour models*, **Int. J. Comput. Vis.**, 1:4 (1988) 321–331.

- [19] J. A. Sethian, *Level Set Methods and Fast Marching Methods*, **J. Comput. Inf. Technol.**, 11:1 (2003) 1–2.
- [20] E. N. Mortensen and W. A. Barrett, *Interactive Segmentation with Intelligent Scissors*, **Graph. Model. Image Process.**, 60:5 (1998) 349–384.
- [21] T. F. Chan and L. A. Vese, *Active contours without edges*, **IEEE Trans. Image Process.**, 10:2 (2001) 266–277.
- [22] D. Mumford and J. Shah, *Optimal approximations by piecewise smooth functions and associated variational problems*, **Commun. Pure Appl. Math.**, 42:5 (1989) 577–685.
- [23] P. Getreuer, *Chan-Vese Segmentation*, **Image Process. Line**, 2 (2012) 214–224.
- [24] R. Adams and L. Bischof, *Seeded region growing*, **IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.**, 16:6 (1994) 641–647.
- [25] Y. Boykov and M.-P. Jolly, *Interactive Organ Segmentation Using Graph Cuts*, MICCAI: International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, Pittsburgh, PA, USA, Oct. 11-14, (2000), pp. 276–286.
- [26] Y. Y. Boykov and M.-P. Jolly, *Interactive graph cuts for optimal boundary & region segmentation of objects in N-D images*, Proceedings Eighth IEEE International Conference on Computer Vision, Vancouver, BC, Canada, July 7-14, (2001), pp.105–112.
- [27] C. Rother, V. Kolmogorov, A. Blake, C. Rother, V. Kolmogorov, and A. Blake, *Grabcut: Interactive foreground extraction using iterated graph cuts*, **ACM Trans. Graph.**, 23:3 (2004) 309.
- [28] Y. Li *et al.*, *Lazy snapping*, **ACM Trans. Graph.**, 23:3 (2004) 303.
- [29] Y.-W. Lu, J.-G. Jiang, M.-B. Qi, S. Zhan, and J. Yang, *Segmentation method for medical image based on improved GrabCut*, **Int. J. Imaging Syst. Technol.**, 27:4 (2017) 383–390.
- [30] D. Ren, Z. Jia, J. Yang, and N. K. Kasabov, *A Practical GrabCut Color Image Segmentation Based on Bayes Classification and Simple Linear Iterative Clustering*, **IEEE Access**, 5 (2017) 18480–18487.
- [31] S. Wu, M. Nakao, and T. Matsuda, *SuperCut: Superpixel Based Foreground Extraction With Loose Bounding Boxes in One Cutting*, **IEEE Signal Process. Lett.**, 24:12 (2017) 1803–1807.
- [32] H. Yu, Y. Zhou, H. Qian, M. Xian, and S. Wang, *Loosecut: Interactive image segmentation with loosely bounded boxes*, 2017 IEEE International Conference on Image Processing, Beijing, China, Sept. 17-20, (2017), pp.3335–3339.
- [33] X. Bai and G. Sapiro, *Geodesic Matting: A Framework for Fast Interactive Image and Video Segmentation and Matting*, **Int. J. Comput. Vis.**, 82:2 (2009) 113–132.
- [34] L. Grady, *Random Walks for Image Segmentation*, **IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.**, 28:11 (2006) 1768–1783.
- [35] R. Hebbalaguppe, K. McGuinness, J. Kuklyte, G. Healy, N. O’Connor, and A. Smeaton, *How interaction methods affect image segmentation: User experience in the task*, 2013 1st IEEE Workshop on User-Centered Computer Vision, Tampa, FL, USA, Jan.15-27, (2013), pp.19–24.
- [36] H. Nickisch, C. Rother, P. Kohli, and C. Rhemann, *Learning an interactive segmentation system*, Proceedings of the Seventh Indian Conference on

- Computer Vision, Graphics and Image Processing, Chennai, India, Dec. 12-15, (2010), pp.274–281.
- [37] P. Kohli, H. Nickisch, C. Rother, and C. Rhemann, *User-Centric Learning and Evaluation of Interactive Segmentation Systems*, **Int. J. Comput. Vis.**, 100:3 (2012) 261–274.
- [38] Y. Zhu, *Towards More Desirable Segmentation via User Interactions*, PhD Thesis, Lehigh University USA, 2013.
- [39] F. Andrade and E. V. Carrera, Supervised evaluation of seed-based interactive image segmentation algorithms, 20th Symposium on Signal Processing, Images and Computer Vision, Bogota, Colombia, Sept. 2-4, (2015), pp.1–7.
- [40] A. Blake, C. Rother, M. Brown, P. Perez, and P. Torr, Interactive Image Segmentation Using an Adaptive GMMRF Model, 8th European Conference on Computer Vision, Prague, Czech Republic, May 11-14, (2004), pp. 428–441.
- [41] O. Duchenne, J.-Y. Audibert, R. Keriven, J. Ponce, and F. Segonne, *Segmentation by transduction*, 2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Anchorage, AK, USA, June 23-28, (2008), pp.1–8.
- [42] V. Gulshan, C. Rother, A. Criminisi, A. Blake, and A. Zisserman, Geodesic star convexity for interactive image segmentation, 2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, San Francisco, CA, USA, June 13-18, (2010), pp.3129–3136.
- [43] M. Amrehn, J. Glasbrenner, S. Steidl, and A. Maier, "Comparative Evaluation of Interactive Segmentation Approaches", in T. Tolxdorff, T. Deserno, H. Handels, HP. Meinzer (eds), *Bildverarbeitung für die Medizin 2016*, Informatik aktuell, Springer Vieweg, Berlin, Heidelberg, 2016, pp. 68–73.
- [44] K. McGuinness and N. E. O'Connor, *A comparative evaluation of interactive segmentation algorithms*, **Pattern Recognit.**, 43:2 (2010) 434–444.
- [45] D. Martin, C. Fowlkes, D. Tal, and J. Malik, A database of human segmented natural images and its application to evaluating segmentation algorithms and measuring ecological statistics, Proceedings Eighth IEEE International Conference on Computer Vision, Thirteenth Medical Image Understanding And Analysis Conference, Vancouver, BC, Canada, July 7-14, (2001), pp.416–423.
- [46] K. McGuinness and N. E. O'Connor, *Toward automated evaluation of interactive segmentation*, **Comput. Vis. Image Underst.**, 115:6 (2011) 868–884.
- [47] Y. Zhao, X. Nie, Y. Duan, Y. Huang, and S. Luo, A benchmark for interactive image segmentation algorithms, 2011 IEEE Workshop on Person-Oriented Vision, Kona, HI, USA, Jan 7-7, (2011), pp.33–38.
- [48] E. Moschidis and J. Graham, Simulation of User Interaction for Performance Evaluation of Interactive Image Segmentation Methods, Kingston, UK, July 14-15, (2009), pp. 209–213.
- [49] E. Moschidis and J. Graham, A systematic performance evaluation of interactive image segmentation methods based on simulated user interaction, 2010 IEEE International Symposium on Biomedical Imaging: From Nano to Macro, Rotterdam, Netherlands, Apr. 14-17, (2010), pp.928–931.
- [50] B. Yao, X. Yang, and S.-C. Zhu, "Introduction to a Large-Scale General Purpose Ground Truth Database: Methodology, Annotation Tool and Benchmarks", in A.L. Yuille, SC. Zhu, D. Cremers, Y. Wang (eds), *Energy*

- Minimization Methods in Computer Vision and Pattern Recognition*, Lecture Notes in Computer Science, Vol. 4679. Springer, Berlin, Heidelberg, 2007, pp. 169–183.
- [51] C. Wang, N. Komodakis, and N. Paragios, *Markov Random Field modeling, inference & learning in computer vision & image understanding: A survey*, **Comput. Vis. Image Underst.**, 117:11 (2013) 1610–1627.
- [52] A. Blake, P. Kohli, and C. Rother, *Markov random fields for vision and image processing*, MIT Press, Cambridge, 2011, 468 p.
- [53] C. M. Bishop, *Pattern recognition and machine learning*, Springer, New York, 2006, 738 p.
- [54] S. Z. Li, *Markov random field modeling in image analysis*, Springer, London, 2009, 362 p.
- [55] L. E. Sucar, *Probabilistic graphical models: principles and applications*, Springer, London, 2015, 253 p.
- [56] J. Hammersley and P. Clifford, *Markov fields on finite graphs and lattices*, (1971).
- [57] S. Prince, *Computer vision: models, learning, and inference*, Cambridge University Press, Cambridge, 2012, 580 p.
- [58] D. Koller and N. Friedman, *Probabilistic graphical models: principles and techniques*, MIT Press, Cambridge, 2009, 1233 p.
- [59] L. R. Ford and D. R. Fulkerson, *Maximal flow through a network*, **Can. J. Math.**, 8:3 (1956) 399–404.
- [60] Y. Lu, (2018). <http://littlecheesecake.me/assets/lazy-snapping.pdf> (on-line access on 28, May, 2018).
- [61] H. Zhang, J. E. Fritts, and S. A. Goldman, *Image segmentation evaluation: A survey of unsupervised methods*, **Comput. Vis. Image Underst.**, 110:2 (2008) 260–280.
- [62] X. Jiang, C. Marti, C. Irniger, and H. Bunke, *Distance Measures for Image Segmentation Evaluation*, **EURASIP J. Adv. Signal Process.**, 2006:1 (2006) 209–209.
- [63] J. Pont-Tuset and F. Marques, *Supervised Evaluation of Image Segmentation and Object Proposal Techniques*, **IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.**, 38:7 (2016) 1465–1478.
- [64] L. Lalaoui and T. Mohamadi, *A comparative study of Image Region-Based Segmentation Algorithms*, **Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.**, 4:6 (2013).
- [65] R. Unnikrishnan, C. Pantofaru, and M. Hebert, *Toward Objective Evaluation of Image Segmentation Algorithms*, **IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.**, 29:6 (2007) 929–944.
- [66] M. Benes and B. Zitova, *Performance evaluation of image segmentation algorithms on microscopic image data*, **J. Microsc.**, 257:1 (2015) 65–85.
- [67] A. A. Taha and A. Hanbury, *Metrics for evaluating 3D medical image segmentation: analysis, selection, and tool.*, **BMC Med. Imaging**, 15 (2015) 29.
- [68] D. Surya Prabha and J. Satheesh Kumar, *Performance Evaluation of Image Segmentation using Objective Methods*, **Indian J. Sci. Technol.**, 9:8 (2016).
- [69] J. K. Udupa *et al.*, *A framework for evaluating image segmentation algorithms*, **Comput. Med. Imaging Graph.**, (2006).
- [70] Anonymous. (2018). https://www.wikizero.com/en/F1_score (on-line access on 20, May, 2018).

- [71] J. Wu, Y. Zhao, J.-Y. Zhu, S. Luo, and Z. Tu, MILCut: A Sweeping Line Multiple Instance Learning Paradigm for Interactive Image Segmentation, 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Columbus, OH, USA, June 23-28, (2014), pp.256–263.
- [72] L. R. Dice, *Measures of the Amount of Ecologic Association Between Species*, **Ecology**, 26:3 (1945) 297–302.
- [73] Anonymous. (2018). https://www.wikizero.com/en/Jaccard_index (on-line access on 10, May, 2018).
- [74] W. M. Rand, *Objective Criteria for the Evaluation of Clustering Methods*, **J. Am. Stat. Assoc.**, 66:336 (1971) 846.
- [75] X. Chen, A. Golovinskiy, and T. Funkhouser, *A benchmark for 3D mesh segmentation*, **ACM Trans. Graph.**, 28:3 (2009) 1.
- [76] S. M. R. Haque, *Methodology for extensive evaluation of semiautomatic and interactive segmentation algorithms using simulated Interaction models*, PhD Thesis, University of Saskatchewan Canada, 2016.
- [77] R. M. Haralick, K. Shanmugam, and I. Dinstein, *Textural Features for Image Classification*, **IEEE Trans. Syst. Man. Cybern.**, SMC-3:6 (1973) 610–621.
- [78] Y. Boykov, O. Veksler, and R. Zabih, *Fast approximate energy minimization via graph cuts*, **IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.**, 23:11 (2001) 1222–1239.
- [79] V. Kolmogorov and R. Zabih, *What energy functions can be minimized via graph cuts?*, **IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.**, 26:2 (2004) 147–159.
- [80] Y. Boykov and V. Kolmogorov, *An experimental comparison of min-cut/max-flow algorithms for energy minimization in vision*, **IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.**, 26:9 (2004) 1124–1137.

ÖZGEÇMİŞ

Ad Soyad: Serdar ALASU

Doğum Yeri ve Tarihi: MALATYA-1982

Adres: İnönü Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Bilgisayar Mühendisliği
Bölümü, Merkez/MALATYA

E-Posta : serdaralasu@gmail.com

Lisans: İstanbul Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği Bölümü (1999-2004)

Mesleki Deneyim:

- Bilgisayar Mühendisi, Gaziantep Üniversitesi (2004-2012)
- Bilgisayar Mühendisi, Malatya Halk Sağlık Müd. (2012- 2017)
- Bilgisayar Mühendisi, Malatya İl Sağlık Müd. (2017- Devam ediyor)

Yayın Listesi:

1. S.Alasu and M.F. Talu, Interactive segmentatition implementation, In Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), Malatya, Turkey, 2015.
2. S.Alasu and M.F. Talu, Otomatik Ve İnteraktif Bölütleme Yöntemlerinin Karşılaştırılması, International Artificial Intelligence and Data Processing Symposium (IDAP), Malatya, Turkey, 2016.