

T.C.
GEBZE YÜKSEK TEKNOLOJİ ENSTİTÜSÜ
MÜHENDİSLİK VE FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

İSTATİSTİKSEL ANLAM TABANLI
BİLGİSAYARLA GÖRME UYGULAMALARI

Sema CANDEMİR
DOKTORA TEZİ
BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ
ANABİLİM DALI

GEBZE
2011

T.C.
GEBZE YÜKSEK TEKNOLOJİ ENSTİTÜSÜ
MÜHENDİSLİK VE FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

İSTATİSTİKSEL ANLAM TABANLI
BİLGİSAYARLA GÖRME UYGULAMALARI

Sema CANDEMİR
DOKTORA TEZİ
BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ
ANABİLİM DALI

TEZ DANIŞMANI
Doç. Dr. Yusuf Sinan AKGÜL

GEBZE
2011



DOKTORA TEZİ JÜRİ ONAY SAYFASI

G.Y.T.E. Mühendislik ve Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu'nun 13/01/201 tarih ve 2011/02 sayılı kararıyla oluşturulan jüri tarafından 27/02/2011 tarihinde tez savunma sınavı yapılan Sema CANDEMİR'in tez çalışması Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalında DOKTORA tezi olarak kabul edilmiştir.

JÜRİ

ÜYE

(TEZ DANIŞMANI) : Doç. Dr. Yusuf Sinan AKGÜL

ÜYE

: Prof. Dr. Sadık KARA

ÜYE

: Doç. Dr. İbrahim SOĞUKPINAR

ÜYE

: Doç. Dr. Abdullah BAL

ÜYE

: Yrd. Doç. Dr. F. Erdoğan SEVİLGEN

ONAY

G.Y.T.E. Mühendislik ve Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu'nun ...10.../...02.../20.11 tarih ve ...2011.../...07... sayılı kararı.

İMZA/MÜHÜR

ÖZET

TEZ BAŞLIĞI: İSTATİSTİKSEL ANLAM TABANLI BİLGİSAYARLA GÖRME UYGULAMALARI

YAZAR ADI: SEMA CANDEMİR

Bilgisayarla görme sistemlerinin amacı, iki boyutlu görüntülerden, üç boyutlu dünya hakkında uzaysal, geometrik ve dinamik bilgiler elde etmektir. İki boyutlu görüntülerde üçüncü boyut hakkında eksik bilgiler bulunması, bir diğer ifade ile bir boyutun azalmasından kaynaklanan bilgi eksikliği, bilgisayarla görme problemlerinin kötü konumlanmış problemler olmasına sebep olur. Kötü konumlanmış problemleri çözebilmek, çözüm kümesinin karmaşıklığını azaltarak, olası sonuçlar içerisinde daha iyi sonuca ulaşabilmek için, probleme çeşitli varsayımların ve kısıtlamaların dahil edilmesi gerekir. Bu varsayımlar, fiziksel tabanlı veya olasılık tabanlı yaklaşımlar olabilir.

Bu çalışmanın amacı, bilgisayarla görme problemlerinin çözüm kümesi karmaşıklığını, “istatistiksel anlam” olarak adlandırabileceğimiz, olasılık tabanlı bir yaklaşım ile sınırlayarak, çözüm kümesi içerisinde daha iyi olan sonuca ulaşmaktır. İstatistiksel anlam ölçütü, gözlemlenen istatistiğin, kendi dağılımında değerlendirilerek elde edildiği bir olasılık değeridir. Çalışmada, ölçüm sonuçları için ortak bir taban oluşturmak ve böylece sonuçları birbirleri ile karşılaştırmak; ölçüm sonuçları içerisinde istatistiksel olarak daha anlamlı olanı seçerek daha iyi çözümlere ulaşmak; farklı dağılıma sahip ölçüm sonuçlarını ortak bir tabanda ifade ederek birbirlerine göre görece ağırlıklarını belirlemek için kullanılmaktadır.

İstatistiksel anlam ölçütü görme problemlerine, görme modüllerinin füzyonu ve regularizasyon yaklaşımı üzerinden dahil edilmiştir. Önerilen yaklaşım stereo eşleme ve imge bölütleme problemlerine uygulanmıştır. Her iki uygulamada da önerilen yaklaşım sonrası çözüm kümesi içerisinde daha iyi çözüm sonuçlarına ulaşılmıştır.

SUMMARY

THESIS TITLE: STATISTICAL SIGNIFICANCE BASED COMPUTER VISION APPLICATIONS

AUTHOR: SEMA CANDEMİR

Computer Vision systems aim to obtain spatial, geometric and dynamic knowledge of real world 3D environment using 2D images. However, 2D images contain limited information about the 3D world, because some information is lost during the projection. This information loss makes the vision problems ill-posed which do not satisfy one or more of the following well-posed requirements: existence, uniqueness and stability of the solution. Using only the data knowledge is not adequate to solve the ill-posed problems. There should be prior assumptions or constraints to decrease the complexity of the solution space.

The aim of this thesis is to decrease the complexity of the solution space of computer vision problems by including a probability based constraint which is named as statistical significance. The statistical significance is a probability value that measures the randomness of a statistic. Statistical significance is used as a common comparison base for the function results.

Statistical significance measure is employed with the computer vision problems through the fusion of the vision module outputs and regularization theory. The proposed approach is applied to stereo correspondence and image segmentation. In both applications, the proposed approach reaches a better solution in the solution space of the problems.

TEŞEKKÜR

Değerli fikirleri ve deneyimi ile çalışmayı yönlendiren, doktora çalışmasının her aşamasında desteğini gördüğüm danışman hocam Doç.Dr. Yusuf Sinan AKGÜL'e;

Değerli zamanlarını ayırarak tezimi inceleyen, önerileri ile tezimin şekillenmesine katkısı olan hocalarım Yrd.Doç.Dr. Fatih Erdoğan SEVİLGİN, Doç.Dr. İbrahim SOĞUKPINAR, Prof.Dr. Sadık KARA ve Doç.Dr. Abdullah BAL'a;

Çalışmanın çeşitli aşamalarında önerileri ve arkadaşlıkları için, çalışma arkadaşlarım Ayşe Betül OKTAY, Alparslan YILDIZ, İlktan AR, Ulaş VURAL ve Tarkan AYDIN'a;

Tezimin son aşamasındaki yardımlarından ötürü akrabalarım Yrd.Doç.Dr. İlknur KULCANAY ŞAHİN ve eşi Ömer ŞAHİN'e;

Ve hayatımın her aşamasında yanımda olan ailem, annem, babam ve kardeşime teşekkür ederim.

İÇİNDEKİLER DİZİNİ

	<u>Sayfa</u>
ÖZET	iv
SUMMARY	v
TEŞEKKÜR	vi
İÇİNDEKİLER DİZİNİ	vii
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ	ix
ŞEKİLLER DİZİNİ	xii
ÇİZELGELER DİZİNİ	xiii
1 GİRİŞ	1
1.1 Bilgisayarla Görme Problemlerinin Kötü Konumlanmış Yapıları	1
1.1.1 Kötü Konumlanmış Problemlerin Çözümü - Standart Regularizasyon	3
1.1.2 Kötü Konumlanmış Problemlerin Çözümü - Görme Modüllerinin Füzyonu	4
1.1.3 Regularizasyon Yaklaşımının Bilgisayarla Görme Problemlerinde Yetersiz Kaldığı Noktalar	5
1.2 Motivasyon ve Katkılar	6
1.3 Tezin Ana Hatları	7
2 TEMEL BİLGİLER	8
2.1 Stereo Eşleme	8
2.1.1 Fiziksel Kısıtlamalar	10
2.1.2 Yerel Stereo Eşleme Yaklaşımı	12
2.1.3 Enerji Eniyileme Tabanlı Evrensel Stereo Eşleme Yaklaşımı	15
2.1.4 Benzerlik Ölçütleri	15
2.1.5 Stereo Eşleme Probleminin Kötü Konumlanmış Yapısı	17

2.2	İmge Bölütleme	18
2.2.1	Etkileşimli (Eğiticili) Bölütleme	19
2.3	Enerji Eniyilemesi (Optimizasyon)	20
2.3.1	Markov Rastgele Alanı	21
2.3.2	Regularizasyon Parametresi	23
2.4	Çizge Kesme Algoritması	28
3	İSTATİSTİKSEL ANLAM ÖLÇÜTÜNÜN BİLGİSAYARLA GÖRME PROBLEMLERİNDE KULLANILMASI	30
3.1	Hipotez Testi	30
3.1.1	Rastgelelik Teknikleri	32
3.1.2	İstatistiksel Anlam Ölçütü (p -değeri)	33
3.2	Bilgisayarla Görme Problemlerinde İstatistiksel Anlam Ölçütünün Kullanılması	35
3.2.1	Modül füzyonu için p -değerleri	36
3.2.2	Regularizasyon yaklaşımı için p -değerleri	36
4	İSTATİSTİKSEL ANLAM ÖLÇÜTÜNÜN GÖRME MODÜLLERİNİN FÜZYONUNDA KULLANILMASI	38
4.1	Benzerlik Ölçütü Füzyonu	38
4.2	İstatistiksel Anlam Tabanlı Blok Boyutu Füzyonu	43
4.3	Seçim Yönteminin Rastgelelikten Uzaklığı	46
4.4	Yöntemin Sınırları	49
4.5	Modül Füzyonu Yorumları	51
5	İSTATİSTİKSEL ANLAM ÖLÇÜTÜNÜN REGULARİZASYON YAKLAŞIMINA DAHİL EDİLMESİ	53
5.1	Enerji Terimlerinin İstatistiksel Anlamlarının Ölçülmesi	54
5.1.1	İmge Bölütleme Probleminde Çizge Ağırlıkları	54
5.1.2	Stereo Eşleme Probleminde Çizge Ağırlıkları	55
5.1.3	Enerji Terimlerinin Farklı Fonksiyonel Formlara Sahip Olması	56
5.1.4	Çizge Ağırlıklarının İstatistiksel Anlamlarının Ölçülmesi	56
5.2	İmge Bölütleme	58

5.2.1	Tıbbi İmge Bölütleme Deneyleri	60
5.2.2	Genel İmge Bölütleme	66
5.3	İstatistiksel Anlam Tabanlı Stereo Eşleme	70
5.4	Deney Gözlemleri ve Yorumlar	75
6	YORUMLAR	79
	KAYNAKLAR	83
	ÖZGEÇMİŞ	90
	EK A - Terimler (Türkçe - İngilizce)	91

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

I	: İmge
$p \in I$: Piksel
p	: İstatistiksel Anlam Ölçütü
(x, y)	: Pikselin Uzamsal Konumu
L	: Etiket Kümesi
l	: Etiket Değeri
$E_d(\cdot)$: Veri Enerjisi
$E_s(\cdot)$: Düzgünlük Enerjisi
λ	: Regularizasyon Parametresi
$U(f, d)$: Birli Potansiyel Fonksiyonu
$V(f)$: Çiftli Potansiyel Fonksiyonu
d	: Fark
P	: Üç Boyutlu Yüzey Üzerinde bir Nokta
P_L	: P noktasının sol görüntü düzlemi üzerindeki izdüşümü
P_R	: P noktasının sağ görüntü düzlemi üzerindeki izdüşümü
$G(E, V)$: Çizge yapısı, E: ayrıt kümesi, V: düğüm kümesi
α	: Anlam Seviyesi
MRA	: Markov Rastgele Alanı
MAP	: Maksimum A posteriori Map
TMF	: Toplam Mutlak Değer Farkı (benzerlik ölçütü)
TKH	: Toplam Kareler Hatası (benzerlik ölçütü)
BT	: Bilgisayarlı Tomografi
MRI	: Manyetik Rezonans İmgesi

ŞEKİLLER DİZİNİ

<u>Şekil</u>	<u>Sayfa</u>	
1.1	Kötü konumlanmış probleme örnek	3
2.1	Stereo Görüntü Sistemi	9
2.2	Stereo Çifti ve Derinlik Haritası	10
2.3	Epipolar Kısıdı	11
2.4	Epipolar Kısıdı - Doğrultma	12
2.5	Blok Eşleme Yaklaşımı	13
2.6	Blok Eşleme Yaklaşımında Blok Boyutunun Önemi.	14
2.7	Census Dönüşümü	17
2.8	İmge Bölütleme	18
2.9	Etkileşimli İmge Bölütleme	20
2.10	Birli ve Çiftli fonksiyonların İmge Üzerinde Gösterimi.	23
2.11	Enerji Terimleri Arasındaki İlişkinin Bölütleme Çözümüne Etkisi	24
2.12	Farklı İstatistiğe Sahip İmgelere Ait Optimal λ Değerleri	26
2.13	İmgenin Tamamı İçin Tek-Optimal λ Değeri	27
2.14	Örnek Çizge Yapısı	29
3.1	Hipotezin Kabul Edilme Durumu.	31
3.2	İstatistiksel Anlamın Ölçülmesi	34
4.1	Blok Stereo Eşleme Yaklaşımı	40
4.2	Blok Boyutu Füzyonu	43
4.3	Blok Boyutu Füzyonu - Dağılımların Oluşturulması.	45
4.4	Önerilen yaklaşımın rastgele seçimden farkı.	47
4.5	Benzerlik Ölçütü Füzyonunun Sınırları	50
4.6	Blok Boyutu Füzyonu Sınırları	50
5.1	Çizge Ayrıtlarına Ait Referans Dağılımlar.	59
5.2	Karaciğer BT İmgesine Ait Bölütlemeler.	61
5.3	Karaciğer BT İmgesine Ait λ -Hata Grafikleri	63
5.4	Karaciğer BT, Diz MRI ve Akciğer BT İmgelerine Ait Bölütlemeler	64
5.5	Karaciğer BT, Diz MRI ve Akciğer BT imgelerine ait bölütlemelerin λ -Hata grafikleri.	65

5.6	Berkeley Setindeki İmgelere Ait Bölütleme Sonuçları - Sinek imgesi	66
5.7	Berkeley Setindeki İmgelere Ait Bölütleme Sonuçları - Kartal ve At İmgeleri	67
5.8	Berkeley Setindeki İmgelere Ait Bölütleme Sonuçları - Ayı ve Mantar İmgeleri	68
5.9	Şekil 5.7'daki Bölütlemelere Ait λ -Hata Grafikleri	69
5.10	Stereo İmge Çiftleri ve Hataların Hesaplanacağı Bölgeler	71
5.11	Stereo İmgelerine Ait Bölütlemelerin λ -Hata Grafikleri	72
5.12	Stereo İmgelerine Ait Bölütlemelerin λ -Hata Grafikleri	73
5.13	Geleneksel Stereo Eşleme ile İstatistiksel Anlamlı Stereo Eşleme Yöntemlerine Ait Derinlik Haritaları.	74
5.14	Veri-Regularizasyon Terimlerinin Ağırlık Haritaları (Sinek İmgesi İçin)	77
5.15	Veri-Regularizasyon Terimlerinin Ağırlık Haritaları (Kartal İmgesi İçin)	78

ÇİZELGELER DİZİNİ

<u>Çizelge</u>	<u>Sayfa</u>
4.1 Benzerlik Ölçütlerinin Birleştirme Sonrası Performansı	42
4.2 Benzerlik Ölçütlerinin Ortalama Hata Değerleri	42
4.3 Blok Büyüklüğü Füzyonu Hata Ölçümleri	44
4.4 Blok Büyüklüğü Füzyonu Hata Ölçümleri	46
4.5 Füzyon işleminin rastgele birleştirmeden farkı.	48
5.1 Karaciğer BT imgesi bölütlemelerine ait hata yüzdeleri.	61
5.2 Şekil 5.4'deki bölütlemelere ait hata yüzdeleri.	62
5.3 Şekil 5.7'daki Bölütlemelere Ait Hata Yüzdeleri.	66
5.4 Şekil 5.13'daki derinlik haritalarına ait hata yüzdeleri.	75

1. GİRİŞ

Bilgisayarla görme sistemleri, iki boyutlu görüntülerden, üç boyutlu dünya hakkında uzaysal, geometrik ve dinamik bilgiler elde etmeyi amaçlar. Fakat iki boyutlu görüntülerde üçüncü boyut hakkında eksik bilgiler bulunmaktadır. Bir boyutun azalmasından kaynaklanan bilgi eksikliği, bilgisayarla görme problemlerinin çözümünü zorlaştırır. Problem hakkında yetersiz veri sebebiyle, problemin kesin ve tek bir çözümünün olmaması, literatürde kötü-konumlanmış problemler olarak adlandırılır [Hadamard,1902]. Bilgisayarla görme problemleri olan kenar bulma, optik akış, X'den şekil bulma, imge bölütleme ve stereo eşleme kötü konumlanmış problemlere örnek olarak gösterilebilir [Marroquin et al.,1987]. Kötü konumlanmış problemlerin çözüm kümesinin karmaşıklığını azaltarak olası sonuçlar içerisinde daha iyi olan sonuca ulaşabilmek için, probleme çeşitli varsayımların ve kısıtlamaların dahil edilmesi gerekir. Bu varsayımlar fiziksel tabanlı veya olasılık tabanlı yaklaşımlar olabilir.

1.1. Bilgisayarla Görme Problemlerinin Kötü Konumlanmış Yapıları

Bilgisayarla görme sistemleri, üç boyutlu dünya bilgilerini (nesnenin kameraya olan uzaklığı, hareketi, yönü vb.), resim ve video gibi iki boyutlu bilgilerden elde etmeyi amaçlar. Görme sistemlerinin tanımı genellikle ters optik aracılığı ile yapılır. Klasik optikte amaç üç boyutlu yüzeylerden (örn. nesnelere) imgeler elde etmektir. Problem verisinin problemi çözmek için yeterli olduğu problemlere düz problem adı verilir. Düz ve ters problemler matematiksel olarak şu şekilde ifade edilir:

A lineer bir işlem, z verisi ile A işlemi sonrası elde edilen çözüm y olsun. Bilinen bir z verisinden $Az = y$ eşitliği ile y çözümünün bulunması düz problemdir. Fakat bilinen bir y verisi ile $Az = y$ eşitliğinden z değerinin bulunması ters problemdir.

İmgeler, üç boyutlu dünyanın iki boyuta indirgenmesidir. Bir boyutun azalmasından kaynaklanan bu bilgi eksikliği, imgelerden yüzeylerin elde edilmesi prob-

lemine ters problem sınıfına dahil eder. Ters problemler literatürde kötü konumlanmış [Hadamard,1902] problemler olarak adlandırılır.

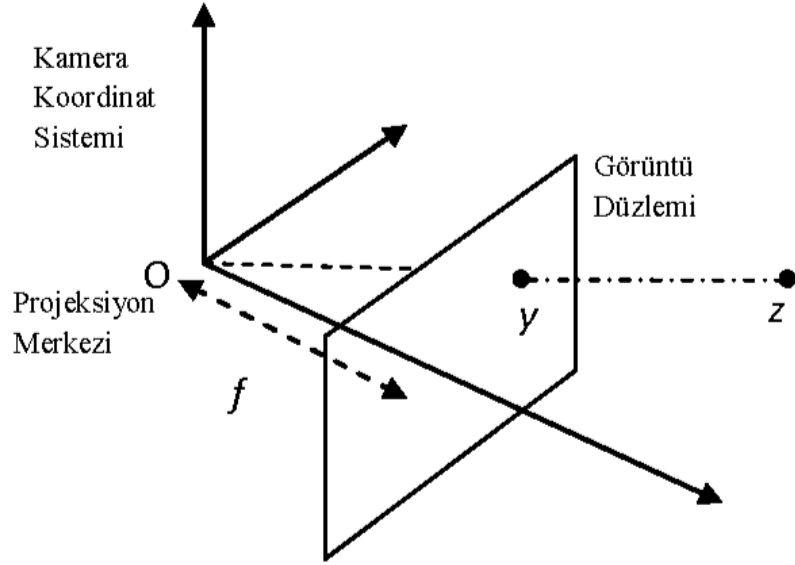
Kötü konumlanmış problem terimi 20. yüzyılın başlarında, matematik ve fizik alanlarında çalışmalar yapan Hadamard [Hadamard,1902] tarafından ortaya atılmıştır. Hadamard, iyi konumlanmış problemi şu şekilde tanımlamıştır:

Eğer $Az = y$ eşitliği iyi konumlanmış ise,

- Her bir $y \in Y$ için, $Az = y$ eşitliğini sağlayacak bir z değeri mutlaka vardır.
- Problemin tek çözümü vardır. $Az_1 = Az_2$ ise $z_1 = z_2$.
- y çözümü, z verisine sürekli bağlıdır. Örneğin, z verisindeki hata oranı sıfıra düştüğünde, y çözümünde oluşabilecek hata da sıfıra düşer.

Kötü konumlanmış problem bu maddelerden en az birini sağlamayan problemler olarak tanımlanmıştır. Bilgisayarla görme problemleri bir boyut eksikliği sebebi ile kötü konumlanmış problemlerdir. Problemlerin kesin ve tek çözümü yerine birden fazla çözüm içeren çözüm kümesi vardır. Çözüm kümesi kabul edilebilir çözümlerden oluşmaktadır.

Şekil 1.1'de örnek bir perspektif kamera modeli görülmektedir. Üç boyutlu dünya üzerindeki bir z noktasının projeksiyon merkezi O olan bir kameranın görüntü düzlemi üzerine izdüşümünü aldığımızı varsayalım. Kötü konumlanmış problemi tanımlarken kullanılan $Az = y$ eşitliğine uygun olması açısından üç boyutlu nokta z , izdüşüm noktası ise y ile gösterilmiştir. A izdüşüm matrisi ile z noktasının görüntü düzlemine izdüşümünün alınması iyi konumlanmış bir problemdir. Görüntü düzlemi üzerindeki herhangi bir izdüşüm noktasının mutlaka üç boyutlu dünya üzerinde bir karşılığı vardır ve tektir. Bir diğer ifade ile problemin bir çözümü vardır ve bu çözüm tektir. Fakat problemi ters olarak ifade ettiğimizde iyi konumlanmış problemden kötü konumlanmış probleme geçiş yaparız. A izdüşüm matrisi ve y izdüşüm noktası ile z noktasının bulunmaya çalışılması kötü konumlanmış bir problemdir. y izdüşüm noktası, $[y-z]$ doğru parçası üzerindeki herhangi bir noktaya ait olabilir. Problemin tek bir çözümünün olmamasından ötürü, y izdüşüm noktasına ait gerçek noktanın bulunması problemi kötü konumlanmış bir problemdir.



Şekil 1.1: İzdüşüm noktasının dünya üzerindeki hangi noktaya ait olduğunun belirlenmesi kötü konumlanmış bir problemdir.

1.1.1. Kötü Konumlanmış Problemlerin Çözümü - Standart Regularizasyon

$Az = y$ eşitliğinden bilinen bir y verisi ve A işlemi ile z değerinin bulunması problemi kötü konumlanmış bir problemdir. $Az = y$ eşitliğini sağlayacak birden fazla z değeri bulunabilir. En küçük kareler yaklaşımı en uygun z değerini Eşitlik 1.1'i eniyileyen z çözümü olarak belirler.

$$\min_z \|Az - y\|^2 \quad (1.1)$$

Eşitlik 1.1 olası tüm çözümlere en yakın, ortalama bir çözüm değerini bulur. Fakat bu yaklaşım, kötü konumlanmış problemleri çözmek için yeterli değildir. Regularizasyon teorisi, çözüm kümesinin sınırlandırılarak daha iyi bir çözüme ulaşılabileceği fikrine dayanır. Bu yaklaşımda, kötü konumlanmış problemleri çözebilmek için problemlere çeşitli varsayımlar ve kısıtlamalar eklenir. Poggio ve vd. [Poggio et al.,1985], matematik ve fizik alanlarındaki kötü konumlanmış problemleri çözmek için önerilen regularizasyon yaklaşımlarının, görme problemlerinin de kötü konumlanmış yapılarını çözebileceğini önermişlerdir. Bu yaklaşıma göre, $Az = y$ eşitliğinden z değerinin bulunması için probleme $\|Pz\|$ dengeleyici fonksiyonu eklenir.

Regularizasyon yaklaşımı sonrası bilinen bir y verisinden z değerinin bulun-

ması işlemi Eşitlik 1.2'in eniyilemesi problemine dönüşür.

$$\|Az - y\|^2 + \lambda \|Pz\|^2 \quad (1.2)$$

P problem hakkındaki fiziksel kısıtlamayı içerir. λ regularizasyon parametresi ise dengeleyici fonksiyon ile veri arasındaki ilişkiyi düzenler.

Regularizasyon - Markov Rastgele Alanı İlişkisi

Klasik regularizasyon yaklaşımı sürekli değerler üzerinden tanımlanmıştır. Fakat, bilgisayarla görme problemlerinin verileri (örn. imgeler) ayrık yapıdadır. Markov Rastgele Alanlar (MRA), regularizasyon yaklaşımının ayrık yapıdaki tanımı olarak ifade edilebilir. MRA ile modelleme istatistiksel bir modeldir. Uzamsal komşu veya birbirine yakın piksellerin¹ etkileşimini modeller [Geman and Geman,1984] [Li,1995]. Eşitlik 1.2'deki ilk terim Markov Rastgele alanlarda veri terimini, ikinci terim ise uzamsal komşuların ilişkisine göre belirlenen regularizasyon terimi oluşturur. Bu bölümde MRA'nın regularizasyon yaklaşımı ile ilişkili olduğundan bahsedilmiştir. MRA'nın enerji yaklaşımı ile ilişkisi ve problemin maksimum A posteriori map (MAP) çözümü Bölüm 2.3.1'de enerji eniyilemesi konusu içerisinde bahsedilmektedir.

1.1.2. Kötü Konumlanmış Problemlerin Çözümü - Görme Modüllerinin Füzyonu

Kötü konumlanmış problemlerin bir diğer çözümü ise farklı görme modüllerinden gelen bilgilerin birleştirilmesidir. Farklı modüllerden gelen bilgiler ile çözüm kümesi kısıtlanır. Böylece çözüm kümesi içerisinde daha iyi bir çözüme ulaşmaya çalışılır. Araştırmacılar genellikle probleme bağlı sezgisel birleştirme yöntemleri kullanırlar. Görme modüllerinin füzyonu için en popüler yöntem ağırlıklı toplamlar yöntemidir [Klaus et al.,2006] [Sarkar and Boyer,1993]. Eşitlik 1.3, Klaus'un [Klaus et al.,2006] makalesinden alınmıştır. SAD² ve GRAD³ olarak adlandırılmış iki benzerlik ölçütü ağırlıklı toplamlar yöntemi ile birleştirilerek, eşleme

¹imgeye ait en küçük birim

²ing. sum of absolute differences

³ing. gradient based measure

işleminin başarısı arttırılmaktadır (Benzerlik ölçütleri ve stereo eşleme için bkz. Bölüm 2.1).

$$C(x, y, d) = (1 - w)C_{SAD}(x, y, d) + wC_{GRAD}(x, y, d) \quad (1.3)$$

w modüllere ait ağırlık parametresidir. Ağırlıklı toplamlar yaklaşımı popüler ve kullanımı kolay bir yaklaşım olmasına rağmen, w ağırlık parametresinin ne olacağı sorusunu beraberinde getirir.

1.1.3. Regularizasyon Yaklaşımının Bilgisayarla Görme Problemlerinde Yetersiz Kaldığı Noktalar

Standard regularization yaklaşımı görme problemlerinin geneli için tatmin edici sonuçlar veriyor olsa da, görme sistemlerinin iki genel problemini çözmede yetersiz kalmaktadır [Marroquin et al.,1987]. Bu problemler süreksizlik ve çoklu görme modüllerinden gelen bilgilerin birleştirilmesi problemleridir.

Süreksizlik terimi, görme problemlerinde yüzey değişimlerinin olduğu bölgeleri ifade etmek için kullanılır. Örneğin bir nesnenin yüzeyi ile arkaplan yüzeyi arasında üç boyutlu dünyada bir fark vardır. Fakat yüzeylerin imge üzerine izdüşümleri alındığında, aralarında mesafe olan yüzeyler aynı düzlem üzerinde bulunurlar. İmge üzerinde nesne ve arkaplan geçişlerinin olduğu pikseller süreksiz bölgeler olarak adlandırılır. Görsel açıdan önemli bilgiler içeren bu bölgelerin doğru olarak belirlenmesi önemlidir. Standart regularizasyon yaklaşımında, eşitlik 1.2'deki P kısıtının seviyesinden ötürü, yüzey değişimlerinin olduğu (süreksiz) bölgelerde çözüm yetersiz kalmaktadır. Standart regularizasyon teorisinin çözmekte yetersiz kaldığı bir diğer problem ise farklı görme modüllerinden gelen bilgilerin birleştirilmesidir.

Terzopoulos [Terzopoulos,1986] yüzey oluşturma probleminde süreksiz bölgelerde regularizasyon yaklaşımının nasıl kullanılması gerektiğini söylemektedir. Önerdiği yaklaşımda, fiziksel kısıdın fazla olmasından kaynaklanan çözümün veri ile uyuşmayan bölgeleri belirlenir. Farklı kontrol parametreleri (örn. λ) ile bu bölgelerde regularizasyon tekrar çalıştırılır. Aynı makalesinde füzyon probleminin de, modüllerin farklı ağırlıklandırmalarla lineer olarak birleştirilebileceğinden bahsetmektedir.

1.2. Motivasyon ve Katkılar

Kötü konumlanmış problemleri çözebilmek, çözüm kümesinin karmaşıklığını azaltarak olası sonuçlar içerisinde daha iyi olan sonuca ulaşabilmek için, probleme çeşitli varsayımların ve kısıtlamaların dahil edilmesi gerekir. Bu varsayımlar fiziksel tabanlı (örn. düzgünlük kısıdı) veya olasılık tabanlı yaklaşımlar olabilir. Bu çalışmanın amacı, bilgisayarla görme problemlerinin çözüm kümesinin karmaşıklığını, “istatistiksel anlam” olarak adlandırabileceğimiz, olasılık tabanlı bir yaklaşım ile sınırlayarak, çözüm kümesi içerisinde daha iyi olan sonuca ulaşmaktır.

İstatistiksel anlam ölçütü, gözlemlenen istatistiğin, kendi dağılımında değerlendirilerek elde edildiği bir olasılık değeridir. Çalışmada istatistiksel anlam ölçütü, bilgisayarla görme problemleri için kısıt olarak kullanılmıştır. İstatistiksel anlam ölçütü kullanılarak çözümler birbirleri ile karşılaştırılabilir, aralarından daha iyi olan seçilebilir veya algoritma istatistiksel olarak daha anlamlı çözümü bulmaya doğru yönlendirilebilir.

İstatistiksel anlam ölçütü görme problemlerine iki şekilde dahil edilmiştir. İlk olarak görme modüllerinin füzyonu için modül sonuçlarının istatistiksel anlamları ölçülmüştür. İstatistiksel anlam ölçütü modüller için ortak bir taban oluşturmaktadır. Görme modülleri olarak stereo eşleme probleminde benzerlik ölçütleri ve blok boyutları seçilmiştir. Farklı benzerlik ölçütleri ve farklı blok boyutları kullanılarak, stereo eşleme probleminin kötü konumlanmış yapısından kaynaklanan çözüm kümesi karmaşıklığını azaltarak daha iyi bir çözüme ulaşmaya çalışılmaktadır. Benzerlik ölçütleri (blok boyutu) füzyonunda, farklı ölçek ve dağılıma sahip benzerlik ölçütü (blok boyutu) çözümleri istatistiksel anlam ölçütüne göre birbirleri ile karşılaştırılabilir. İstatistiksel ölçüte göre karşılaştırılan çözümlerden istatistiksel olarak daha anlamlı olan çözüm seçilerek füzyon yapılır.

İstatistiksel anlam ölçütü görme problemlerine regularizasyon yaklaşımı üzerinden de dahil edilmiştir. Regularizasyon yaklaşımının temel problemi P fiziksel kısıtının, özellikle kenar bölgelerde derecesinin fazla olmasından ötürü, yeterli çözüm elde edilememesidir. Çalışmada regularizasyon ve veri terimlerinin istatistiksel anlamları ölçülmüş, Eşitlik 1.2 içerisinde bu ölçüte göre tanımlanmışlardır. Terimlerin

istatistiksel anlam ölçütüne göre ifade edilmesi regularizasyon yaklaşımında iki temel değişikliğe sebep olmuştur. İlki, eniyileme problemi, istatistiksel ölçütün eniyilemesi problemine dönüşmüştür. Diğeri ise terimler kendi dağılımında değerlendirerek bir ölçüt aldığı için, terimlerin görece ağırlıkları bölgesel olarak değişmiştir. Çalışmada, özellikle terimlerin görece ağırlıklarının değişmiş olması, regularizasyon probleminin süreksiz bölgelerde başa çıkamadığı kısımlarda iyileşmeler olmasını sağlamaktadır.

Çalışmada, problemler için önerilen yerel ve evrensel algoritmaların çözümleri ile, istatistiksel anlam kısıdının bu algoritmalara dahil edilmesi ile elde edilen çözümler karşılaştırılmıştır. Problemlerin evrensel çözümü olarak çizge tabanlı enerji eniyileme yaklaşımı kullanılmıştır. Hem yerel, hem de evrensel yaklaşımlarda, istatistiksel anlam kısıdının probleme dahil edilmesi ile geleneksel çözümden daha iyi çözümler elde edildiği gözlemlenmiştir.

1.3. Tezin Ana Hatları

Giriş bölümünde, bilgisayarla görme problemlerinin kötü konumlanmış yapısından ve tezin motivasyonundan bahsedilmiştir. 2. Bölümde, önerilen yaklaşımın uygulandığı stereo eşleme ve imge bölütleme problemlerinden, uygulama yönteminin anlatılabilmesi için enerji eniyileme yaklaşımı ve çizge kesme algoritmasından bahsedilmiştir. Yöntemin genel hatları ve bilgisayarla görme problemlerine dahil edilmesi 3. Bölümde bulunmaktadır. İstatistiksel anlam ölçütü görme problemlerine iki şekilde dahil edilmiştir. Görme modüllerinin füzyonu için istatistiksel anlam ölçütünün kullanılmasından 4. Bölümde bahsedilmiştir. Regularizasyon terimlerinin istatistiksel anlamları ölçülerek çözüm kümesinin kısıtlanması yaklaşımı ise 5. Bölümde bulunmaktadır. Son bölüm olan 6. Bölümde ise, yapılan çalışma ile ilgili yorumlar ve tartışmalar bulunmaktadır.

2. TEMEL BİLGİLER

İstatistiksel anlam ölçütü ile çözüm kümesi içerisinde daha iyi bir çözüme ulaşılması, iki temel bilgisayarla görme problemi üzerinde gösterilecektir. Hem stereo eşleme hem de imge bölütleme problemlerinin kötü konumlanmış yapılarından dolayı tek ve kesin çözümleri yoktur. Önerilen yaklaşımın problemlere uygulanmasının anlatılabilmesi için bu bölüm içerisinde temel bilgiler verilmiştir.

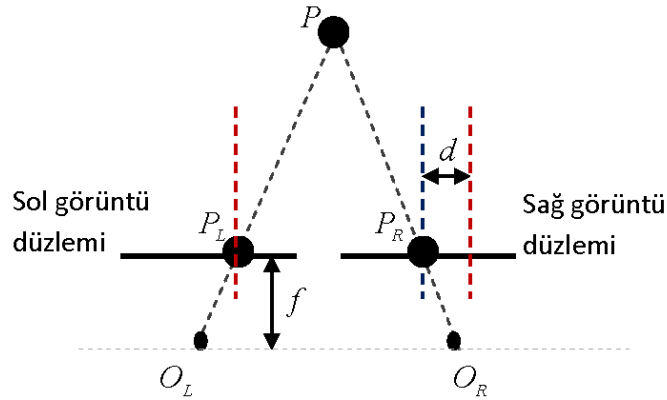
İstatistiksel anlam ölçütü ile görme modüllerinin füzyonu yaklaşımında görme modülleri olarak benzerlik ölçütleri kullanılmaktadır. Benzerlik ölçütlerinin füzyon yaklaşımı sonrası çözüm kümesini iyileştirdiğini göstermek için stereo eşleme problemi seçilmiştir. Stereo eşleme probleminin çözümü için de blok eşleme yaklaşımı kullanılmıştır. Bölüm 2.1’de stereo eşleme probleminden, Bölüm 2.1.2’de ise stereo eşlemenin yerel çözümü olan blok eşleme yaklaşımından bahsedilmiştir. Modül olarak kullanılan benzerlik ölçütleri ise Bölüm 2.1.4’de incelenmiştir.

İstatistiksel anlam ölçütü regularizasyon yaklaşımına çizge kesme yapısı üzerinden dahil edilmiştir. Çizge kesme yapısının eniyilemesi problemi için enerji eniyileme yaklaşımı ve markov rastgele alanlar incelenmiştir. İstatistiksel anlam ölçütünün regularizasyon yapısına dahil edilmesi ile problemlerin çözüm kümesinde iyileşmeler olduğu iki görme problemine uygulanmıştır. Bölüm 2.1.3’de stereo eşleme yaklaşımının evrensel çözümünden, Bölüm 2.2’de ise imge bölütleme problemlerinden bahsedilmiştir.

2.1. Stereo Eşleme

Sahnenin üç boyutlu yapısının bulunmaya çalışılması, bilgisayarla görme araştırmacılarının 1980’lerden beri üzerine araştırma yaptıkları bir problemdir. Üç boyutlu yapının bulunması için çeşitli yaklaşımlar bulunmaktadır. Gölgeden şekil, hareketten şekil ve stereo görüntülerden şekil en temel yaklaşımlardır. Stereo görüntülerden şekil, aynı anda ve farklı açılardan çekilmiş görüntüler ile sahenin üç boyutlu yapısının bulunmasıdır.

Üç boyutlu dünya üzerindeki herhangi bir P noktası, sahneye farklı açılardan bakan iki kameranın görüntü düzlemleri üzerinde farklı noktalarda görüntülenecektir. Şekil 2.1, basit bir stereo sistemini göstermektedir. Eğer P noktasına ait izdüşümler (görüntüler) P_L ve P_R doğru olarak eşlenebilirse, noktanın üç boyutlu dünya üzerindeki konumu (noktanın kameraya olan uzaklığı) bulunabilir. Sahnenin farklı açılardan çekilmiş görüntülerinden, aynı noktanın izdüşümü olan piksellerin bulunması işlemine “eşleme problemi” denir. Şekil 2.1’de projeksiyon merkezleri O_L ve O_R olan görüntü düzlemleri üzerindeki P_L ve P_R aynı P noktasına ait izdüşümlerdir. Fakat düzlemler üzerinde farklı noktalarda bulunmaktadır. Eşlenik piksellerin koordinatları arasındaki fark, P pikseline ait fark değerini verir. Çalışmanın tamamında, üçüncü boyut bilgisi olarak d fark değeri kullanılacaktır. Eşitlik 2.1, P pikseline ait fark değerinin hesaplanmasını göstermektedir. Eşlenik piksellerin x koordinatları arasındaki uzaklık, fark değerini verir. Eşlenik piksellerin y koordinatları epipolar geometri kısıdından ötürü aynıdır (Epipolar kısıt için Bkz. Şekil 2.3).



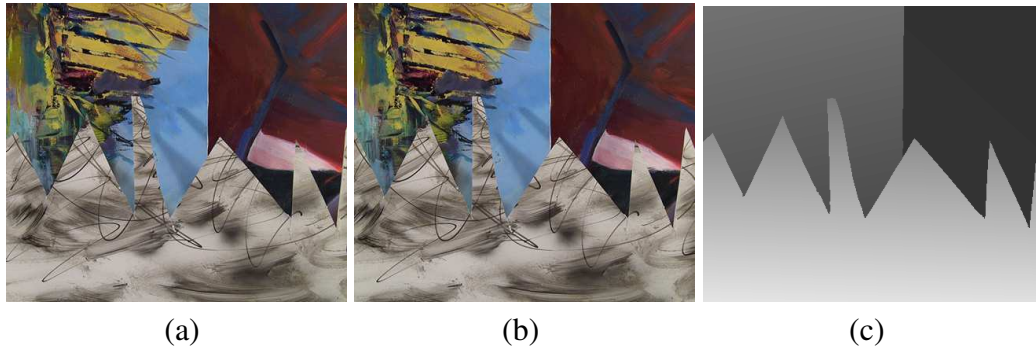
Şekil 2.1: P noktasının görüntü düzlemi üzerine izdüşümü, sağ ve sol görüntü düzlemleri üzerinde farklı noktalarda bulunacaktır. Eğer P noktasına ait piksel çiftleri doğru olarak eşleştirilirse, P noktasının gerçek yeri bulunabilir.

$$\begin{aligned} d &= X_{P_L} - X_{P_R} \\ Y_{P_L} &= Y_{P_R} \end{aligned} \quad (2.1)$$

Eşitlik 2.1, sahne üzerindeki tek piksele ait fark değerini hesaplamaktadır. Sahnenin tamamının üç boyutlu yapısını elde etmek için, referans görüntü düzlemi¹ üzerindeki tüm noktaların diğer görüntü düzlemi üzerindeki eşlenikleri bulunur. Eşlenikler

¹çalışmada sol görüntü düzlemi, referans görüntü düzlemi olarak belirlenmiştir.

arasındaki koordinat farkları ile sahnenin her noktasının kameraya olan uzaklığını belirten bir harita elde edilir. Sahnenin üç boyutlu yapısı hakkında bilgiler veren bu haritaya “fark haritası” adı verilir. Eşleme işleminin başarısı, fark haritasının başarısını doğrudan etkilemektedir. Şekil 2.2’de aynı sahnenin farklı açılardan çekilmiş iki görüntüsü ve sahnenin üç boyutlu yapısını gösteren fark haritası bulunmaktadır. Fark haritasında açık yeşil renk değerleri sahneye daha yakın pikselleri, koyu pikseller ise sahneye daha uzak pikselleri göstermektedir. Fark değerleri, piksellerin kameraya olan uzaklığı ile (derinlik) ters orantılıdır. Eşlenik pikseller arasındaki fark ne kadar büyükse, derinlik değeri o kadar düşüktür. Derinlik ve fark değeri arasındaki ters orantılı ilişki basit bir örnekle açıklanabilir. Kameraya yakın (derinliği az) bir pikselin ufak bir değişimi büyük fark değerine yol açarken, kameraya uzak (derinliği fazla) olan pikselin değişimi daha küçük bir fark değeri oluşturacaktır.

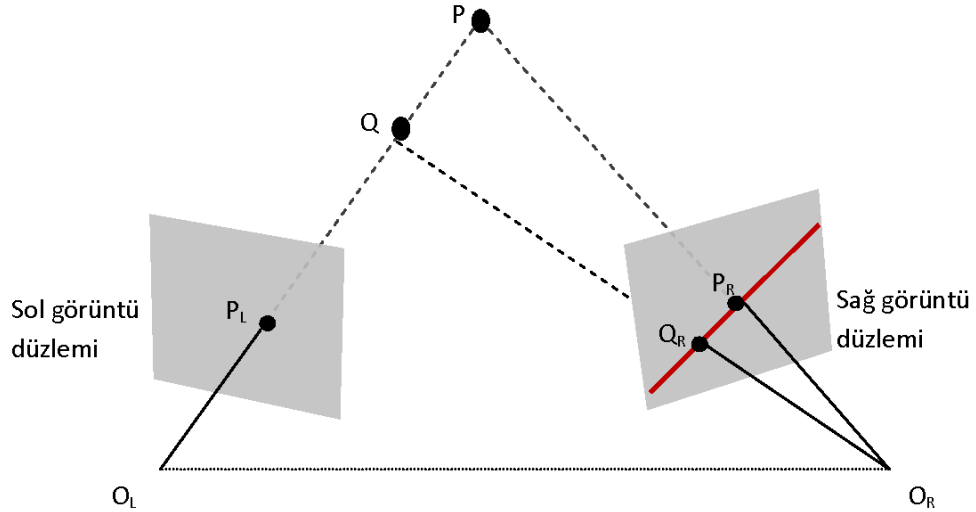


Şekil 2.2: Stereo Çifti ve Derinlik Haritası [Middlebury]. a) Sol görüntü imgesi b) Sağ görüntü imgesi c) Derinlik haritası

2.1.1. Fiziksel Kısıtlamalar

Stereo eşleme probleminin kötü konumlanmış yapısından ötürü, probleme çeşitli varsayımların ve kısıtlamaların dahil edilmesi gerekir. Fotometrik kısıt, sahnenin aynı noktasına ait olan izdüşümlerin aynı yeşil renk değerine sahip olduğunun kabulüdür. Teklik kısıdı, görüntü düzlemi üzerindeki her pikseli, diğer görüntü düzlemi üzerinde yalnızca tek bir piksel ile eşleştirmeye zorlar. Epipolar kısıt ise, sahne üzerindeki P noktasına ait izdüşümlerin aynı düzlemde olmasıdır. Şekil 2.3.a’da izdüşüm merkezleri O_L ve O_R olan iki kamera ve sahnenin görüntüsünü tutan sol ve sağ görüntü düzlemleri bulunmaktadır. P pikselinin sol görüntü düzlemi üzerine izdüşümü P_L pikselidir. P_L , P gerçek noktası dışında $[P_L P]$ doğrusu

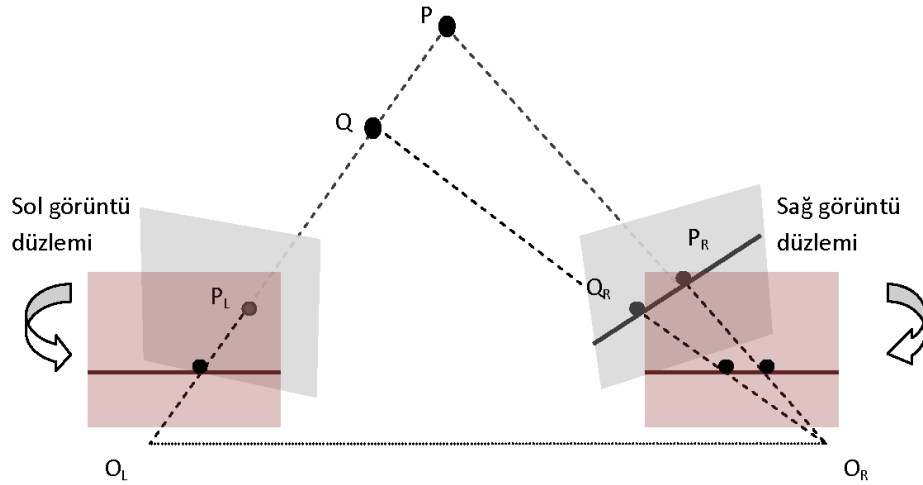
üzerindeki herhangi bir Q noktasının izdüşümü de olabilir. $[P_L P]$ doğrusu üzerindeki olası tüm gerçek noktaların izdüşümü sağ görüntü düzlemi üzerinde kırmızı renk ile gösterilen doğru üzerinde bulunacaktır. Bu durumda sol görüntü düzlemindeki P_L pikselinin eşleniği diğer düzlemde mutlaka kırmızı ile gösterilen doğru üzerinde bulunmak zorundadır. Stereo görüntüleme geometrisinin sağladığı bu kısıda “epipolar kısıt” adı verilir.



Şekil 2.3: Sol görüntü düzlemindeki P_L pikselinin eşleniği, sağ görüntü düzleminde epipolar doğru üzerinde bulunur.

Doğrultma tekniği ile görüntülerin paralel kamera düzlemine izdüşümü alınır [Trucco,1998]. Epipolar doğrular, yatay eksene paralel hale getirilerek, sadece x ekseni doğrultusunda arama yapılır. Şekil 2.4’de doğrultma sonrası elde edilen görüntü düzlemleri üzerindeki iki doğru birbiri ile aynı yatay eksen üzerindedir. Epipolar doğrular üzerindeki pikseller birbirleri ile eşleşir. Epipolar kısıdı arama maliyetini iki boyuttan bir boyuta düşürerek, stereo eşleme algoritmalarını oldukça hızlandırır.

Eşleme problemini çözen teknikler yerel ve evrensel teknikler olarak iki temel gruba ayrılabilir. Yerel teknikler en genel ifade ile belli bir bölgeden elde ettiği bilgiler ile eşleme yapar. Diğer piksellerin eşlenme doğruluklarını dikkate almaz. Evrensel stereo eşleme yaklaşımında ise eşleme yapılırken tüm piksellere ait bilgiler kullanılmaktadır. Bir pikselin eşleniği belirlenirken, imgeler üzerindeki diğer piksellerin eşlenme doğrulukları da dikkate alınır.



Şekil 2.4: Görüntü düzlemi üzerindeki piksellerin paralel görüntü düzlemine izdüşümleri alınarak, epipolar doğrular birbirlerine paralel duruma getirilir.

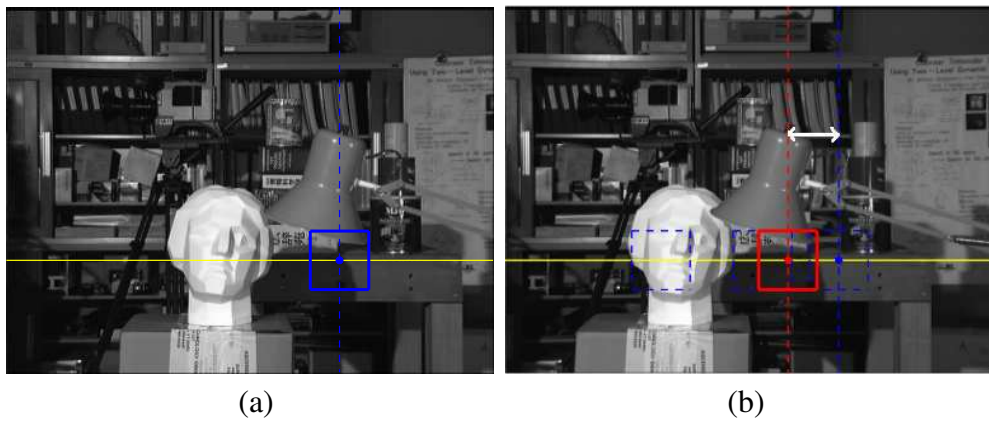
2.1.2. Yerel Stereo Eşleme Yaklaşımı

Yerel yaklaşımlarda piksel eşleme yöntemlerinden biri özellik eşlemedir. Özellik eşleme yönteminde, görüntü üzerindeki doğru parçaları, köşeler, nesne kenarları gibi özellikler belirlenir ve belirlenen özellikler kullanılarak eşleme yapılır. Yöntem, benzer piksellerde yeğlilik değerinin sabit olmadığı durumlarda da kullanılabilir olması açısından önemlidir. Yöntemin başarısı, özellik çıkarma aşamasının başarısına bağlıdır. Özellikler eksik ya da hatalı olarak belirlenmişse, eşleme aşamasında da hatalı sonuçlar üretilecektir. Bir diğer dezavantaj ise, özellik olmayan bölgelerin derinlik bilgisinin bulunamayışı sebebiyle, ayrıntılı derinlik haritasının oluşmasıdır.

Blok Eşleme Yöntemi

Daha genel kullanıma sahip olan diğer bir yöntem blok eşleme yöntemidir. Şekil 2.5, blok eşleme yaklaşımını örneklemektedir. Referans imge üzerinde mavi pikselin eşleniği, sağ imge üzerine aranır. Epipolar kısıt sayesinde, arama epipolar doğru üzerinde yapılır. Örnek bir epipolar doğru sarı çizgi ile gösterilmiştir. Blok eşleme algoritması, stereo eşleme probleminin çözüm kümesini kısıtlayabilmek için,

referans imgedeki tek pikseli eşlemek yerine, gözlemlenen pikselin komşularını da eşlemeye dahil eder. Piksel ve pikselin belirli uzaklıktaki uzaysal komşuları bir blok oluşturur. Resimde mavi çerçeve ile gösterilmiş olan bölge, merkezindeki mavi piksel için bir blok oluşturmaktadır. Bu blok ile eşlenik görüntü düzlemindeki diğer blokların benzerlikleri ölçülür. Eşlenik imge üzerindeki kesikli-mavi çizgilerle gösterilen bloklar, referans imgedeki blok ile eşleştirmesi yapılan bazı blokları göstermektedir. Benzerlik ölçütüne göre en benzer olan blokların merkezindeki pikseller birbirleri ile eşleştirilir. Şekilde, sol imgedeki mavi piksel, sağ imgedeki kırmızı piksel ile eşleşmiştir.



Şekil 2.5: a) Sol imge - Referans imge. İmge üzerinde mavi pikselin diğer görüntü düzlemindeki eşleniği aranmaktadır. b) Sağ imge - Eşlenik imge. Mavi-kesikli çizgilerle gösterilen bloklar arama yapılan bloklardan örnekleri göstermektedir. Referans imgedeki mavi blok, eşlenik imgedeki kırmızı blok ile eşleşmiştir.

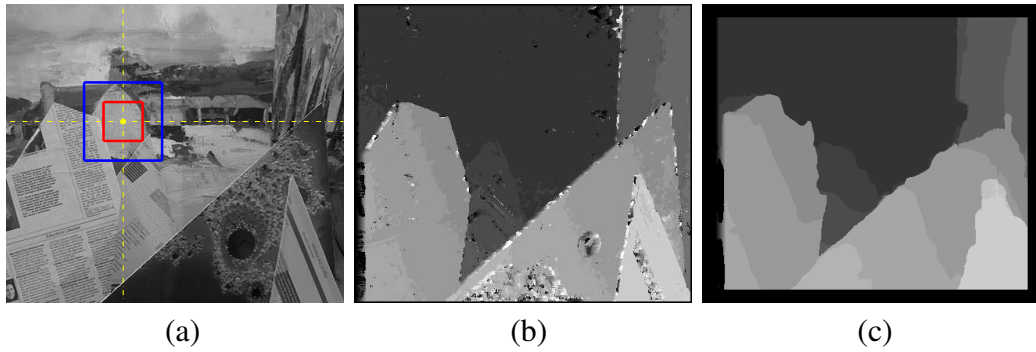
Blok eşleme yönteminde, blokların eşleştirilebilmesi için aynı sahnenin izdüşümü olan piksellerin benzer yeğlilik değerine sahip olduğu kabul edilir (Bkz. Bölüm 2.1.1 Fotometrik kısıt). Bu kabule göre, eğer iki blok aynı sahnenin izdüşümüne ait ise yeğlilik değerleri birbirleri ile benzer olmalıdır. Örneğin, benzerlik ölçütü toplam mutlak değer farkı ise, iki bloğun yeğlilik farklarının mutlak değeri alınır ve toplanır. Benzerlik ölçütünü eniyileyen bloklar birbirleri ile eşleştirilir (ing. Winner-take-all). Eşlenik olan bloklar arasındaki uzaysal farklılık, fark değerini verecektir. Şekilde eşlenik olan mavi ve kırmızı pikseller arasındaki uzaklık (fark değeri) ok ile gösterilmiştir.

Blok eşleme yöntemi, gerçekleştirilmesi kolay olmasına rağmen, hesaplama süresi açısından verimsizdir. Yönteminin bir diğer dezavantajı ise eşleştirilecek blokların

birden fazla derinliğe sahip alanlardan bilgiler içermesi durumunda hatalı sonuçlar üretmesidir. Sahnede birbirini tekrarlayan doku varsa blok eşleme yöntemi hatalı sonuçlar üretebilmektedir.

Blok Eşleme Yönteminde Blok Boyutu

Blok eşleme yönteminde blok büyüklükleri, eşleme başarısını etkileyen önemli bir parametredir. Bloklar yeterli yeğinlik değişimini içerecek büyüklükte olmalıdır. Fazla büyük olması durumunda ise, sahnenin farklı derinliğe sahip bölgelerini içereceği için hatalı eşlemeler oluşabilir [Kanade and Okutomi,1994]. Şekil 2.6, blok büyüklüğünün derinlik haritasının başarısını nasıl etkilediğini göstermektedir. Blokların eşlemesi yapılırken küçük bir blok boyutu seçildiğinde kenar noktalarda daha iyi eşlemeler yapılabilir fakat düz yüzeylerde (dokunun az olduğu bölgelerde) gürültü² meydana gelmektedir. Öte yandan, benzerlik ölçününün hesaplanması için büyük bir blok seçilmesi durumunda ise, düşük dokulu bölgelerde iyi eşlemeler yapılırken, kenar bölgelerde³ hatalı eşlemelerden dolayı bulanık bir derinlik haritası elde edilir. Uygun blok boyutu için optimal bir değer seçilmelidir.



Şekil 2.6: Blok eşleme yaklaşımında blok boyutunun önemi. a) Kırmızı küçük bir blok boyutunu, mavi ise daha büyük bir blok boyutunu gösterir. b) Kırmızı blok boyutu ile yapılan eşleme sonrası elde edilen derinlik haritası. c) Mavi blok boyutu ile yapılan eşleme sonrası elde edilen derinlik haritası.

²Eşleme problemi için gürültü, hatalı eşlemelerdir.

³Derinliğin değiştiği bölgeler.

2.1.3. Enerji Eniyileme Tabanlı Evrensel Stereo Eşleme Yaklaşımı

Pekçok evrensel metod enerji eniyilemesi çerçevesinde formüleleştirilebilir [Terzopoulos,1986]. Stereo eşleme yaklaşımı için de en popüler çözümler Dinamik programlama, çizge kesme algoritmaları gibi enerji eniyilemesi çerçevesinde modellenmiş yaklaşımlardır. Bu yaklaşımların popüler olmasının temelinde yerel stereo eşleme algoritmalarına dahil edilemeyecek kısıtların enerji fonksiyonu içerisinde rahatlıkla modellenbilmesi bulunmaktadır.

Stereo eşleme problemi için enerji eniyileme yaklaşımında amaç, enerji fonksiyonunu eniyileyen d fark fonksiyonunun bulunmasıdır.

$$E(d) = E_d(d) + \lambda E_s(d) \quad (2.2)$$

$E_d(d)$ veri terimi, d fark fonksiyonunun imge verisi ile uyumunu ölçer. İmge verisi (örn. yeğlilik) ile d fonksiyonu ne kadar uyumlu ise $E_d(d)$ enerjisi o kadar düşük değer (Maliyet, Ceza Puanı) alır. $E_s(d)$ ise regularizasyon terimidir. Düzgünlük kısıdı sebebiyle komşu pikseller arasındaki ilişkiye göre değer alır. Regularizasyon terimi içerisinde düzgünlük kısıdı dışında başka kısıtlar da dahil edilebilir. Literatürdeki bir eniyileme algoritması ile amaç fonksiyonunun en küçük noktası bulunur. Fonksiyonun en küçük noktası fark fonksiyonunu verecektir. Çalışmada evrensel metod olarak çizge kesme yaklaşımı kullanılmıştır (Bkz. Bölüm 2.4).

2.1.4. Benzerlik Ölçütleri

Stereo algoritmalarının hem yerel hem de evrensel yaklaşımlarında benzerlik ölçütleri kullanılmaktadır. Benzerlik ölçütlerinin temelinde aynı sahneye ait olan piksellerin yeğlilik değerlerinin benzer olacağı kabulü bulunmaktadır. Algoritmalar, benzerlik ölçütlerine göre en benzer pikselleri birbirleri ile eşlerler. Literatürde çeşitli benzerlik ölçütleri bulunmaktadır. En genel olanları kısaca özetlenmiştir.

En popüler benzerlik ölçütü toplam kareler hatasıdır (TKH). En genel ifade ile ilişkisi gözlemlenen değerlerin farklarının karelerinin toplamıdır. Eşitlik 2.3, toplam kareler hatasına ait benzerlik ölçütünü vermektedir. I_L ve I_R sırası ile sol ve sağ

görüntü düzlemleri üzerine düşen imgeleri simgeler. Sol imge üzerinde (x_{p_L}, y_{p_L}) koordinatlarındaki p pikseline ait yeğlilik değeri, sağ imge üzerinde (x_{p_R}, y_{p_L}) koordinatlarındaki piksele ait yeğlilik değeri ile karşılaştırılır. Farklarının kareleri ne kadar küçükse, bu iki piksel birbirine o kadar yakındır. Tek pikselin vereceği bilgi yeterli olmayacağı için genellikle blok eşleme yönteminde olduğu gibi komşu pikseller de benzerlik ölçütüne dahil edilir. Belirlenen bölgedeki tüm pikseller, diğer imgedeki eşlenik bloktaki pikseller ile karşılaştırılır. Piksel yeğliliklerinin farklarının kareleri alınarak toplanır.

$$\sum_{x,y} (I_L(x_{p_L}, y_{p_L}) - I_R(x_{p_R}, y_{p_L}))^2 \quad (2.3)$$

Toplam Mutlak Değer Farkı (TMF), toplam kareler hatasına benzeyen bir ölçüttür. İlişkisi gözlemlenen değerlerin mutlak değer farklarının toplamı ile piksellerin (blokların) benzerliğini ölçer (Bkz. Eşitlik 2.4).

$$\sum_{x,y} |I_L(x_{p_L}, y_{p_L}) - I_R(x_{p_R}, y_{p_L})| \quad (2.4)$$

Literatürde çok sık kullanılan bir diğer benzerlik ölçütü normalleştirilmiş çapraz ilinti (NÇİ). İlişkisi gözlemlenen değerlerden ortalama değer çıkartılıp, değışinti değerine bölünmesi ile gözlenen değerler normalleştirilir.

$$\frac{\sum_{x,y} (I_L(x_{p_L}, y_{p_L}) - \bar{I}_L)(I_R(x_{p_R}, y_{p_L}) - \bar{I}_R)}{\sqrt{\sum_{x,y} (I_L(x_{p_L}, y_{p_L}) - \bar{I}_L)^2 (I_R(x_{p_R}, y_{p_L}) - \bar{I}_R)^2}} \quad (2.5)$$

Rank ve Census Dönüşümleri: Zabih ve Woodfill [Zabih and Woodfill,1994], stereo eşleme probleminin blok eşleme çözümü için parametrik olmayan bir yöntem önermişlerdir. Benzerlik ölçümü yapılırken piksellerin yeğlilik değerleri yerine, yeğlilik değerlerinin blok içerisindeki göreceli ağırlıklarını kullanmışlardır. Rank ve Census olarak adlandırılabilen iki dönüşüm önermişlerdir.

Rank dönüşüm, belli büyüklükteki bir blokta, merkez pikselin yeğlilik değerinden küçük yeğliliğe sahip piksel sayısını dikkate alır. Eşitlik 2.6'da $I(p)$, p pikseline ait yeğlilik değerini, $N(p)$ ise p pikselinin komşu piksellerini göstermektedir. Rank dönüşüm sonrası imge üzerindeki her piksel, yeğlilik değeri

yerine bloğun merkez piksel yeğinliğinden daha düşük yeğinliğe sahip piksel sayısını tutan $R(p)$ değerini alır. Benzerlik ölçümü, dönüşüm geçirmiş imgeler ile yapılır.

$$R(p) = ||p' \in N(p) | I(p') < I(p)|| \quad (2.6)$$

Census dönüşüm ise sıralamada uzaysal dağılımın önemli olduğu bir başka parametrik olmayan dönüşümdür. Census dönüşümde, blok içerisindeki piksellerin yeğinlik değeri merkez piksel yeğinlik değerinden büyük ise 0, merkez piksel yeğinlik değerinden küçük ise 1 değerini alırlar. Şekil 2.7 census dönüşümünü özetlemektedir. Dönüşüm sonrası merkezdeki p pikseli $1, 1, 0, 1, 0, 1, 0, 0$ vektörü ile ifade edilir. Eşleme, iki vektördeki farklı bit sayısına göre ölçüm yapan hamming distance [Hamming,1950] kullanılarak yapılır.

$$\begin{pmatrix} 127 & 127 & 129 \\ 126 & 128 & 129 \\ 127 & 131 & 131 \end{pmatrix} \xrightarrow{\text{Census Dönüşüm}} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 1 & p & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

Şekil 2.7: Census Dönüşümü

2.1.5. Stereo Eşleme Probleminin Kötü Konumlanmış Yapısı

Referans ve eşlenik imgelerin sadece yeğinlik değerleri kullanılarak eşleme yapıldığını varsayalım. Fotometrik kısıt ile her piksel, sadece kendisine benzer yeğinlik değeri ile eşlenecektir. Sadece fotometrik kısıt ile problemin çözüm kümesi fazla sayıda çözüm içermektedir. Referans ve eşlenik imge üzerinde aynı yeğinlik değerine sahip pekçok piksel bulunabilir. Çözüm kümesini biraz azaltmak için düzgün kısıdı probleme dahil edilir. Düzgünlük kısıdı, eşlenik piksellerin komşularının da benzer yeğinlik değerine sahip olduğunun kabulüdür. Problemin çözüm kümesini daha da küçültmek için probleme epipolar kısıt dahil edilebilir. Epipolar kısıt sayesinde, referans ve eşlenik imgelere ait eşlenik pikseller aynı epipolar doğru üzerinde bulunur. Böylece referans imgedeki herhangi bir piksele ait eşlenik, diğer imge üzerinde epipolar doğru üzerinde ve benzer yeğinlik değerine sahip bir blok

özellikle iç organ görüntülerinin kalitesinin düşük olması gibi sebeplerle daha zor bir problemdir. Araştırmacılar, imge bölütleme probleminin başarısını arttırmak için kullanıcı destekli bölütleme algoritmaları önermişlerdir.

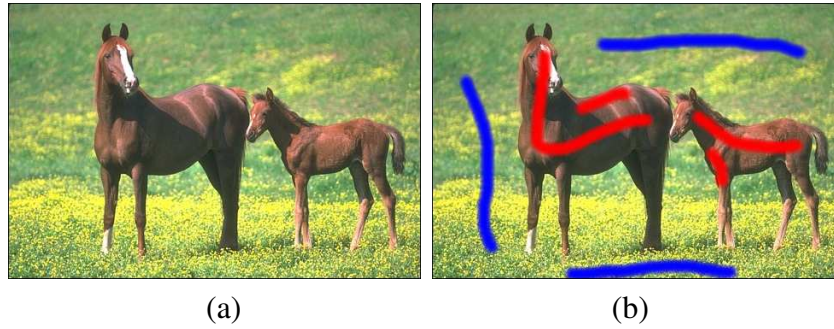
2.2.1. Etkileşimli (Eğitici) Bölütleme

Kullanıcıdan bağımsız algoritmalar, imge üzerinde hangi bölgenin bölütleneceğinin bilinmemesi ve doğru bölütleme tanımının net olmamasından ötürü, başarılı bölütleme sonuçları üretememektedir. Anlamli (başarılı) bir bölütlemeden söz edebilmek için bölütlenecek bölge hakkında, bölütleme algoritmasına öncül bilgiler verilmesi gerekir.

Kullanıcı destekli bölütleme çalışmaları için son zamanlarda yoğun araştırmalar yapılmıştır [Grady,2006] [Duchenne et al.,2008] [Blake et al.,2004] [Lempitsky et al.,2009] [Price et al.,2010] [Freedman et al.,2005]. Bu algoritmaların temelinde algoritmaya kullanıcı bilgisinin dahil edilmesi bulunmasına rağmen, birbirlerinden bazı farklılıklarla ayrılırlar. İlk tip algoritmalarda, bölütlenecek bölgenin dış hatları kullanıcı tarafından parçalar halinde (genellikle noktalar veya çizgiler) belirlenir. Bölütleme algoritması bu parçaları birleştirerek, önplanı genel hatları ile ortaya çıkarır. Bu tarz algoritmaların en bilinen örneği akıllı makas algoritmasıdır [Mortensen and Barrett,1998]. Algoritmada kullanıcının çizgilerle belirttiği bölgeler, Dijkstra'nın en kısa yol algoritması [Cormen et al.,2001] ile tamamlanır. İkinci tip algoritmalarda, kullanıcı, önplana yakın bölgelerde sınır çizer. En iyileme algoritması ile önplana ait sınır bölgesi hesaplanır. Son günlerin popüler metodu GrabCut [Rother et al.,2004] bu tarz algoritmalara örnektir.

Üçüncü tip algoritmalar ise, bu çalışmada da kullanılan ve parçalı etiketleme olarak adlandırabileceğimiz yaklaşımdır [Boykov and Jolly,2001] [Boykov and Funka-Lea,2006]. Kullanıcı, önplana ve arkaplana ait başlangıç etiketlerini belirler. Algoritma, etiketlenen bu pikselleri kullanarak, diğer piksellerin etiketlerini belirlemeye çalışır. Şekil 2.9 etkileşimli bölütleme yaklaşımını göstermektedir. Kırmızı ve mavi ile boyanmış pikseller kullanıcı tarafından işaretlenmiştir ve sırası ile önplan ve arkaplan piksellerini gösterirler. İşaretli pikseller,

bölütleme algoritmasına bölütlenecek imge hakkında bilgi verir.



Şekil 2.9: Etkileşimli İmge Bölütleme. a) Bölütlenecek imge. b) Kullanıcı tarafından belirlenmiş önplana (kırmızı) ve arkaplana (mavi) ait başlangıç etiketleri.

2.3. Enerji Eniyilemesi (Optimizasyon)

Literatürdeki pek çok evrensel metod, enerji eniyileme çerçevesi içerisinde modellenmiştir [Terzopoulos,1986]. Yılan [Kass et al.,1987], aktif çevrit [Lorigo et al.,1999], düzey kümesi [Osher and Paragios,2003] gibi en bilinen yöntemlerin temelinde enerji eniyilemesi bulunur. Enerji eniyileme yaklaşımı bilgisayarla görme alanında oldukça popülerdir ve temel görme probleminin tamamına uygulanmıştır [Poggio et al.,1985] [Veksler,1999].

İmge etiketleme

Enerji eniyileme yaklaşımının görme problemlerine uygulanmasının en klasik yollarından biri imge etiketlemedir [Kolmogorov and Zabih,2004]. İmge bölütleme, stereo eşleme, hareket, imge onarımı gibi pek çok bilgisayarla görme problemi, imge etiketleme olarak tanımlanıp, enerji formülü ile ifade edilebilir. İmge etiketleme probleminde, I imgesi üzerindeki her $p \in I$ pikseline problemin yapısına göre L etiket kümesi içinden bir $l \in L$ etiketi atanmaktadır. Etiket, problemin yapısına göre yeğlilik, doku veya fark gibi değerleri gösterebilir. İmge etiketlemede amaç, problem için oluşturulmuş enerji fonksiyonunu en iyileyen f fonksiyonunu (etiket düzenini) bulmaktır.

Enerji eniyileme algoritmalarında, probleme ait veriler ve problem hakkındaki

kısıtlamalar problemin yapısına göre ağırlıklandırılarak bir amaç fonksiyonu oluşturulur. Amaç fonksiyonunu en iyileyen çözüm, problemin aranan çözümüdür. Amaç fonksiyonunun standard formu Eşitlik 2.7'deki gibidir.

$$E(f) = E_d(f) + \lambda E_s(f) \quad (2.7)$$

İlk terim, $E_d(f)$, probleme ait bilinen verilerin oluşturduğu terimdir. Problemin çözümünü, gözlemlenen veri ile uyumlu olmaya zorlar. İkinci terim, $E_s(f)$ ise regularizasyon terimidir ve problemin çözüm kümesini kısıtlamak için probleme dahil edilebilecek kabulleri içerir. Bilgisayarla görme problemleri için en popüler kısıtlama fiziksel bir kısıtlama olan “düzgünlük” kısıtıdır. Düzgünlük kısıtı, imge üzerindeki komşu piksellerin fiziksel özelliklerinin (yeşinlik, derinlik gibi) ani olarak değişmeyeceğini kabul etmektedir [Marr and Poggio,1976] [Marroquin et al.,1987] [Bertero et al.,1988]. İmge etiketleme problemi için tekrarlıysak, etiket düzeni nesne kenarları haricinde ani değişiklikler göstermez. Tez kapsamında yapılan tüm deneylerde regularizasyon kısıtı olarak düzgünlük kısıtı kullanılmıştır. Amaç fonksiyonundaki λ parametresi ise, regularizasyon kısıdının toplam enerji üzerindeki etkisini belirler. Bir diğer ifade ile, veri ve regularizasyon terimleri arasındaki dengeyi sağlar. Regularizasyon parametresi Bölüm 2.3.2'de ayrıntılı olarak incelenmiştir.

Amaç fonksiyonu oluşturulduktan sonra, fonksiyonu eniyileyen çözüm aranır. Literatürde enerji fonksiyonunu eniyileyecek çeşitli algoritmalar vardır. Döngülü koşullu kip [Besag,1986], gradyan azalımı, inanç yayma ve benzetimli tavlama [Kirkpatrick et al.,1983] [Carnevali et al.,1985] bu yöntemlerden bazılarıdır. Bu çalışmada enerji fonksiyonlarını eniyilemek için Çizge Kesme Algoritması kullanılmıştır (Bkz. Bölüm 2.4).

2.3.1. Markov Rastgele Alanı

Klasik regularizasyon yaklaşımı sürekli değerler üzerinden tanımlanmıştır. Fakat, bilgisayarla görme problemleri, imgeler ile çalışıldığı için, ayrık yapıdadır. Markov Rastgele Alanlar (MRA), regularizasyon yaklaşımının ayrık yapıdaki tanımı olarak ifade edilebilir. Enerji eniyileme algoritmalarının ayrık yapıdaki problemlere uyarlanması temeli MRA'ya dayanmaktadır [Szeliski et al.,2006]. MRA ile mo-

delleme istatistiksel bir yaklaşımdır. Uzamsal komşu veya birbirine yakın piksellerin etkileşimini modeller [Geman and Geman,1984] [Li,1995].

Markov Rastgele Alanda imge etiketleme problemi Bayes istatistiğine göre formüllemiştir (Eşitlik 2.8). d gözlemlenen verisine göre $P(f|d)$ soncul olasılığını maksimum yapan f etiket düzeni, problemin çözümünü oluşturur. $p(d|f)$, f etiket düzeninde d verisinin gözlemlenme olasılığını, $P(f)$ ise böyle bir etiket düzeninin gelme olasılığını (öncül olasılık) göstermektedir.

$$f = \arg \max_f P(f|d) = \arg \max_f p(d|f)P(f). \quad (2.8)$$

Soncul olasılık, enerji terimleri ile ifade edildiğinde Eşitlik 2.8 şu hali alır.

$$f = \arg \min_f E(f, d) = \arg \min_f (E_d(f, d) + E_s(f)), \quad (2.9)$$

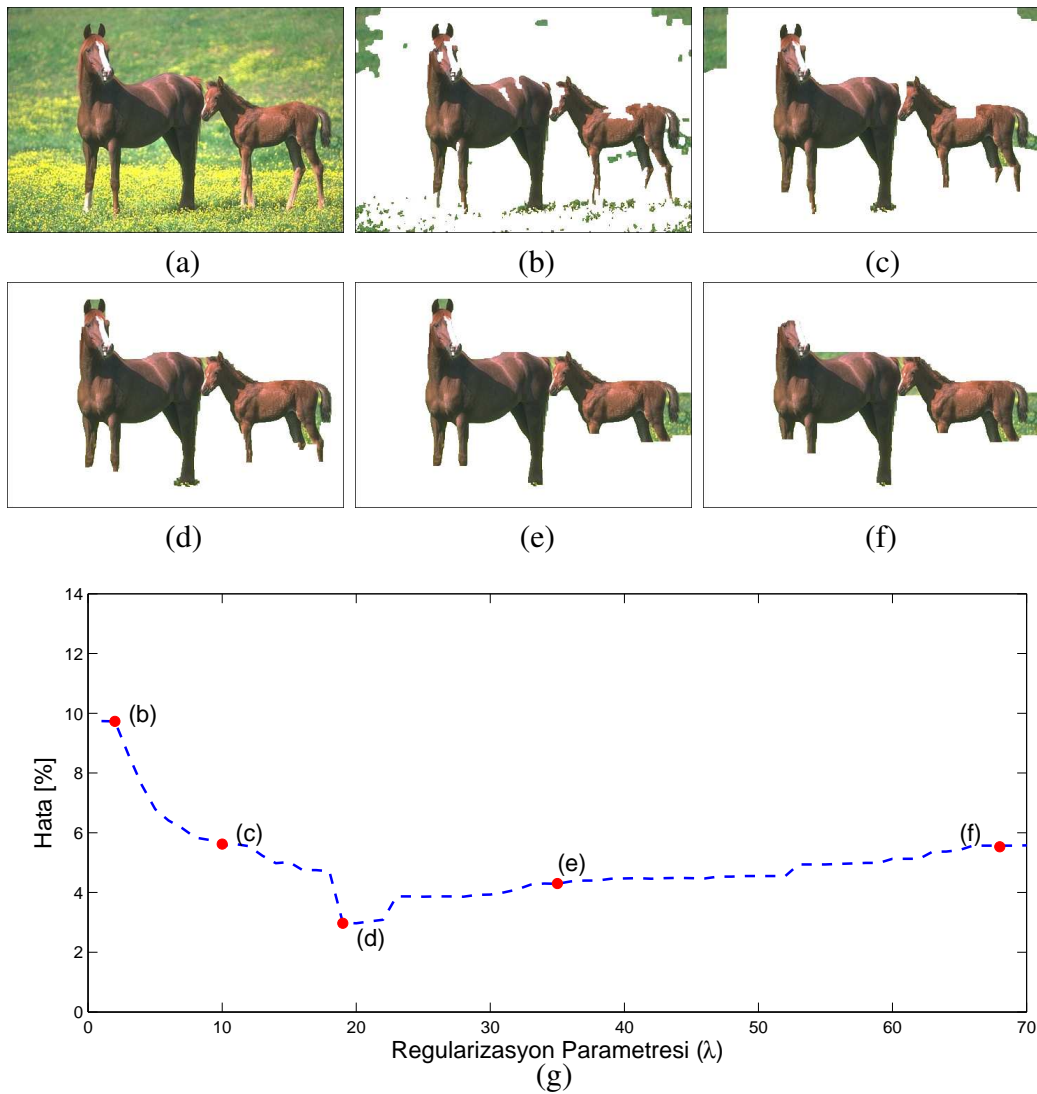
$E_d(f, d)$ veri enerjisini, $E_s(f)$ ise regularizasyon enerjisini göstermektedir.

Enerji terimlerinin piksellerin etkileşimine göre ağırlıklar almasını Hammersley-Clifford [Hammersley and Clifford,1971] teoremi sağlamıştır. Teoreme göre soncul enerji, birli ve çiftli potansiyel fonksiyonlar olarak yazılabilir.

$$E(f, d) = E_d(f, d) + \lambda E_s(f) = \sum_{p \in P} U(f_p, d_p) + \lambda \sum_{p \in P} \sum_{q \in N_p} V(f_p, f_q), \quad (2.10)$$

Birli potansiyel fonksiyonunu gösteren U , d_p verisi ile f_p etiketi arasındaki benzerliği ölçer. Eğer atanacak f etiketi, gözlemlenen veri ile uyumlu değilse terimlere yüksek bir ceza puanı atanır. f etiketi gözlemlenen veriye yakınsa, bu durumda $E_d(f)$ enerji terimi düşük bir ağırlık değeri alacaktır. V ise çiftli potansiyel fonksiyonudur ve komşu piksel etiketlerini(f_p, f_q) birbirlerine benzer olmaya zorlar. N_p , p pikselinin komşu piksellerini göstermektedir. λ regularizasyon parametresi ise veri ve regularizasyon terimleri arasındaki ilişkiyi ayarlar. Şekil 2.14 p pikseli için birli ve çiftli enerji terimlerini göstermektedir. p pikseline ait veri d_p (örn.yeğirlik), bu piksele ait komşu piksel q , p pikseline atanacak etiket değeri f_p ile gösterilmektedir. p pikseline f_p etiketinin atanması işlemine $U(f_p, d_p)$ fonksiyonu bir ceza puanı atar. p pikselinin komşu piksel q ile yakınlığına bağlı olarak $V(f_p, q_p)$ fonksiyonu bir ceza puanı belirler. İmge üzerindeki tüm piksellerin atanacak etiket değerleri ile ilişkisine bağlı olarak belirlenen ceza puanları veri enerjisini belirler. Piksellerin komşuları ile

Gürültülü bölütlemeyi azaltmak için regularizasyon parametresi artırılarak daha yumuşak geçişli bir bölütleme elde edilebilir. Fakat, şekil 2.11-(e)-(f)'de görüldüğü gibi, yüksek oranda regularizasyon, bölütlemeye ait ayrıntıların (atın bacak ve kuyruk kısmındaki eksik bölütlemeler gibi) kaybolmasına neden olur. Başarılı bir bölütleme elde edebilmek için enerji terimleri arasındaki ilişkinin en iyi şekilde ayarlanması gerekmektedir. En uygun regularizasyon parametresi ile elde edilmiş bölütleme Şekil 2.11-(d)'de gösterilmektedir. Şekil 2.11-(g), at resmi için [0-70] aralığındaki tüm regularizasyon değerlerine ait hata yüzdelere göstermektedir. Bölütlemeler grafik üzerinde kırmızı işaretler ve şekil etiketi ile belirtilmiştir.

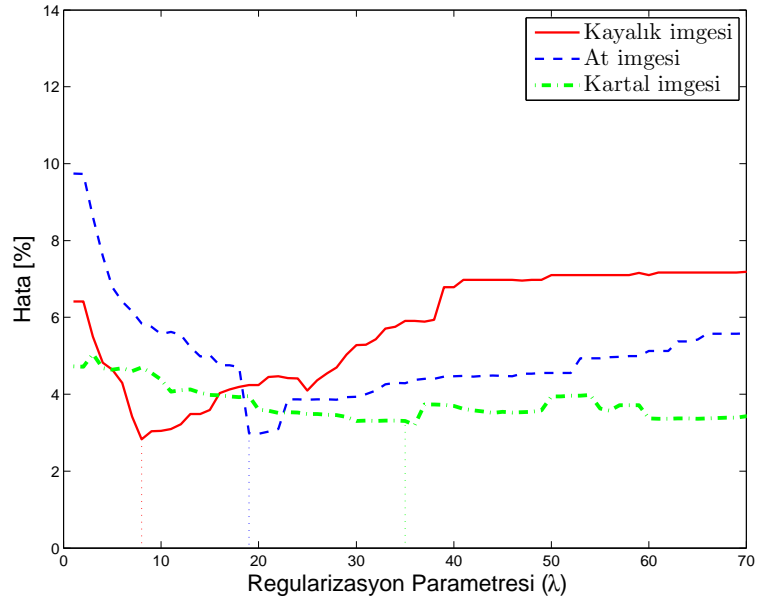


Şekil 2.11: Enerji terimleri arasındaki ilişkinin bölütlemeye etkisi. a) Bölütlenecek imge. b-c) Düşük bir λ ile elde edilmiş bölütleme sonucu. d) Optimal λ ile elde edilen bölütleme. e-f) Yüksek bir λ ile elde edilmiş bölütleme sonucu. g) λ -Hata grafiği. Bölütlemeler grafik üzerinde etiketlerle gösterilmiştir.

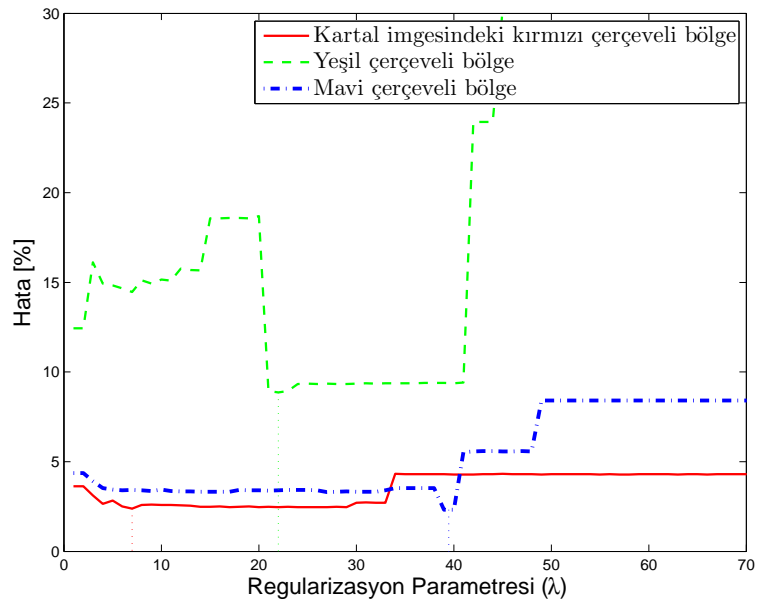
Enerji eniyileme yaklaşımları ancak uygun bir λ değeri (aralığı) ile çalışıldığında istenilen sonucu üretir. Bu yüzden λ parametresinin değeri önemlidir. Literatürde λ parametresini belirlemeye çalışan yöntemleri 3 gruba ayırabiliriz. İlk grup, gözlemlenen imgeden bağımsız genel yöntemleri içermektedir. L-eğrisi, discrepancy prensibi, çapraz-doğrulama prensibi [Hansen,2002] ve U-eğrisi [Krawczyk and Rudnicki,2007] bu metodlardan bazılarıdır. Hem her imgenin optimal parametre değerinin farklı olduğunun ortaya çıkması, hem de bu yöntemlerin sürekli yaklaşımlar için önerilmesi, yöntemleri imge çalışmaları için verimsiz yapmaktadır.

Yakın bir süre önce, her imge için en uygun regularizasyon parametresinin, gürültü, sahne değişikliği gibi imgeye ait istatistiklere bağlı olduğu ortaya çıkmıştır [Zhang and Seitz,2007] [Krajsek and Mester,2006]. İmgelere ait istatistiklerin farklı olmasından dolayı, optimal performans için, her imge farklı regularizasyon parametresine ihtiyaç duyar. Şekil 2.12.(a), imgelerin farklı aralıkta optimal λ değerine sahip olduğunu göstermektedir. Üç farklı imge (kayalık, atlar ve kartal imgeleri), [0-70] aralığında olası regularizasyon değerleri ile bölütlenmiş ve tam doğru bölütleme ile karşılaştırılarak hata yüzdeleri hesaplanmıştır. Hata- λ grafikleri incelendiğinde, her imgeye ait optimal λ değerinin birbirinden farklı olduğu görülmektedir. İkinci gruptaki yöntemler, bu bilgiden yola çıkarak, regularizasyon parametresini imgeye ait öznitelikleri kullanarak bulmaya çalışırlar. Zhang ve Seitz [Zhang and Seitz,2007] çizge kesme algoritmalarında stereo imge çifti için olasılık modellenmiş bir yöntem önermiştir. Önerilen yöntem, imgeler için uygun parametre aralığı tahmin etmektedir, fakat, imgenin tamamı için kullanılacak tek bir parametre kestirimi yapılır. Peng ve Veksler [Peng and Veksler,2008] ise, iyi bölütlemeye ait öznitelikleri belirledikten sonra, farklı λ parametreleri ile elde ettiği bölütlemelerden, iyi bölütleme özelliğine en uygun olanını seçmektedirler. Önerdikleri yöntem, en uygun parametreyi bulmaktan ziyade, en iyi bölütlemeyi bulmaya yönelik bir çalışmadır. Yine bu çalışmada da, imgenin tamamı için tek bir parametre değeri bulunmaktadır.

İmgelerin birbirinden farklı istatistiklere sahip olmasından ötürü, optimal λ değerleri imgeden imgeye farklılık göstermektedir. Benzer şekilde, imge üzerindeki farklı bölgeler de birbirinden farklı istatistiklere sahiptir. Bu yüzden imgenin tamamı için tek bir parametre kullanımı, iyi bir çözüm için yeterli olmayacaktır. Şekil 2.12'de



(a)



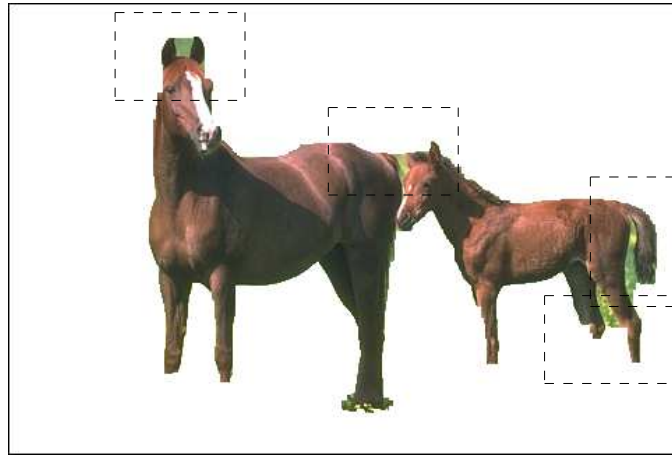
(b)

Şekil 2.12: a) Farklı istatistiğe sahip imgeler farklı optimal λ değerine sahiptirler. b) Resmin farklı istatistiğe sahip bölgeleri de farklı λ değerine ihtiyaç duyarlar.

kartal resmi üzerinde farklı yapılarla sahip 3 bölge belirlenmiştir. Kırmızı çerçeve uzun bir kenar (edge) bölgesini, yeşil çerçeve yüksek dokulu bir bölgeyi, mavi çerçeve ise

düşük dokulu bir bölgeyi göstermektedir. Her bölge için, o bölgeye ait tam doğru bölütleme kullanılarak, en uygun regularizasyon parametresi belirlenmiştir. Şekil 2.12-(b)'de regularizasyon parametresinin değişimine karşı hata oranları gösterilmektedir. Her bölge, kendisine ait renk tonu ile belirtilmiştir. Grafik incelendiğinde, yeşil bölge için en uygun regularizasyon parametresi $\lambda = 20$ civarındayken, daha fazla regularizasyona ihtiyaç duyacağı açıkça görülen mavi bölgenin optimal regularizasyon değeri $\lambda = 40$ olarak belirlenmiştir.

Şekil 2.13 ise imgenin tamamı için tek bir parametre kullanımının yetersizliğini göstermektedir. At imgesine ait bölütleme optimal λ ile elde edilmiştir. Resmin tamamı için en iyi regularizasyon parametresi kullanılsa bile, problemlilerde (kenarlar, uzun ince nesnelere) yeterli bölütleme sonucu elde edilememektedir. Atın kulak ve kuyruk bölgelerinde, o bölgeler için regularizasyonun yetersiz gelmesinden ötürü fazla bölütlemeler bulunmaktadır. Atın ayak bölgelerinde ise, regularizasyonun bu bölgeler için yüksek olmasından dolayı yetersiz bölütlemeler görülmektedir.



Şekil 2.13: Optimal λ ile elde edilmiş bölütleme sonucu. Kare içine alınmış bölgeler, problemlilerde bölütlemelerini göstermektedir. Kırmızı ile işaretlenmiş olanlar fazla bölütlemeleri, mavi bölgeler ise yetersiz bölütlemeleri göstermektedir.

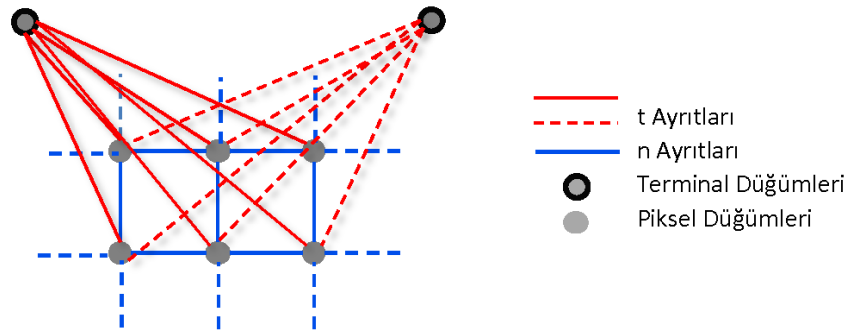
Üçüncü gruptaki yöntemler ise imgenin tamamı için tek parametrenin yetersiz geldiğini kabul ederek, imgenin gürültü [Rao et al.,2009], gradyan değişimi [Gilboa et al.,2006] [Candemir and Akgul,2010b] ve eğrilik [Rao et al.,2010] gibi yerel özniteliklerini kullanarak λ parametresini değiştirmektedir.

2.4. Çizge Kesme Algoritması

Çizge kesme algoritmaları, enerji eniyilemesi problemlerinin çözümü için önerilmiş optimizasyon yöntemlerinden birisidir. Bilgisayarla görme alanında ilk olarak Greig ve vd. [Greig et al.,1989] tarafından ikili imgelerin onarımında kullanılmıştır. Görüntü bölütleme [Boykov and Kolmogorov,2003] [Boykov and Jolly,2000] [Boykov and Funka-Lea,2006] ve stereo eşleme [Birchfield and Tomasi,1999] [Kolmogorov and Zabih,2001] çizge kesme algoritmalarının kullanıldığı diğer görme problemleridir.

Çizge kesme algoritması, problem için düğüm ve ayrıtlardan oluşan ağırlıklı bir $G(E, V)$ çizge yapısı oluşturulması ile başlar. Bilgisayarla görme problemlerinde bu yapı, imge için oluşturulur. Çizge yapısının V düğümleri, imge üzerindeki piksellere karşılık gelir. Düğümler, imgeye ait yeğnik, voksel⁵, derinlik değeri, bölütleme bölgesi veya imgeye ait başka bir özelliği modelleyebilir. E ayrıtları ise, birbiri ile ilişkili düğümlerin bağlantılarını göstermektedir. İmge üzerinde tanımlanmış çizge yapısında, komşu piksellerin bağlantıları ayrıtları oluşturur. Ayrıtların ağırlıkları komşu düğümlerin benzerliklerine göre ağırlıklandırılırlar. Benzer olan düğümlerin ayrıtları daha yüksek bir ağırlık değeri alır. Şekil 2.14, örnek bir çizge yapısını göstermektedir. Çizge kesme algoritmalarının düğüm setine, imge etiketleme problemini çözebilmesi için, terminal olarak adlandırılan ve etiket sınıflarını temsil eden ek düğümler eklenir. Terminal düğümleri çizge üzerindeki her düğüm ile bağlantılıdır. Literatürde bu bağlantılara t ayrıtları adı verilir. Komşu piksellerin birbirleri ile bağlantısını sağlayan ayrıtlar ise n bağlantıları olarak adlandırılırlar. Şekil 2.14'de t -ayrıtları kırmızı, n -ayrıtları ise mavi renk ile gösterilmişlerdir. t ayrıtlarının ağırlıkları, imge üzerindeki piksellerin terminal düğümlerine yakınlık değerine göre belirlenir. n ayrıtlarının ağırlıkları ise, komşu piksellerin birbirleri ile olan ilişkilerine göre belirlenir. Çizge yapısı üzerindeki ayrıtların ağırlıkları, amaç fonksiyonunun terimlerini oluşturur. t -ayrıtları veri terimini, n -ayrıtları ise regularizasyon terimini oluşturur. Çizge yapısının ağırlıkları ile enerji terimleri belirlendikten sonra, amaç fonksiyonunu en iyileyen çözüm aranır. Çizge yapısı üzerindeki en küçük maliyetli kesme, aynı zamanda amaç fonksiyonunu da en iyileyecektir. En küçük maliyetli kesme, çizge yapısı üzerinde

⁵ hacimsel piksel, 3.boyutlu piksel



Şekil 2.14: Örnek bir çizge yapısı

terminal düğümlerini birbirinden en az maliyetle ayıran ayırtların ağırlıklarının toplamıdır. Ford ve Fulkerson'un teoremine göre [Ford and Fulkerson,1962], en küçük maliyetli kesme, çizge yapısı üzerindeki en fazla akış ile bulunabilir⁶.

⁶ing. Minimum Cut - Maximum Flow Theorem

3. İSTATİSTİKSEL ANLAM ÖLÇÜTÜNÜN BİLGİSAYARLA GÖRME PROBLEMLERİNDE KULLANILMASI

Bilgisayarla görme problemlerinin çözüm kümesini kısıtlayan olasılık tabanlı yaklaşım istatistiksel anlam teorisine dayanmaktadır [Freund, 2007]. İstatistiksel anlam bir olasılık değeridir. Gözlemlenen istatistiğin rastgele oluşup oluşmadığına karar vermek için kullanılır. Gözlemlenen istatistik bir olay veya bir deney sonucu olabilir. Çalışmada, görme algoritmalarının çözümlerini gözlemlenen istatistik olarak kabul ederek, çözümlerin istatistiksel anlamları ölçülmektedir.

Bu bölümde, istatistiksel anlam ölçütü teorisinden ve bilgisayarla görme problemlerine uygulanmasından bahsedilecektir.

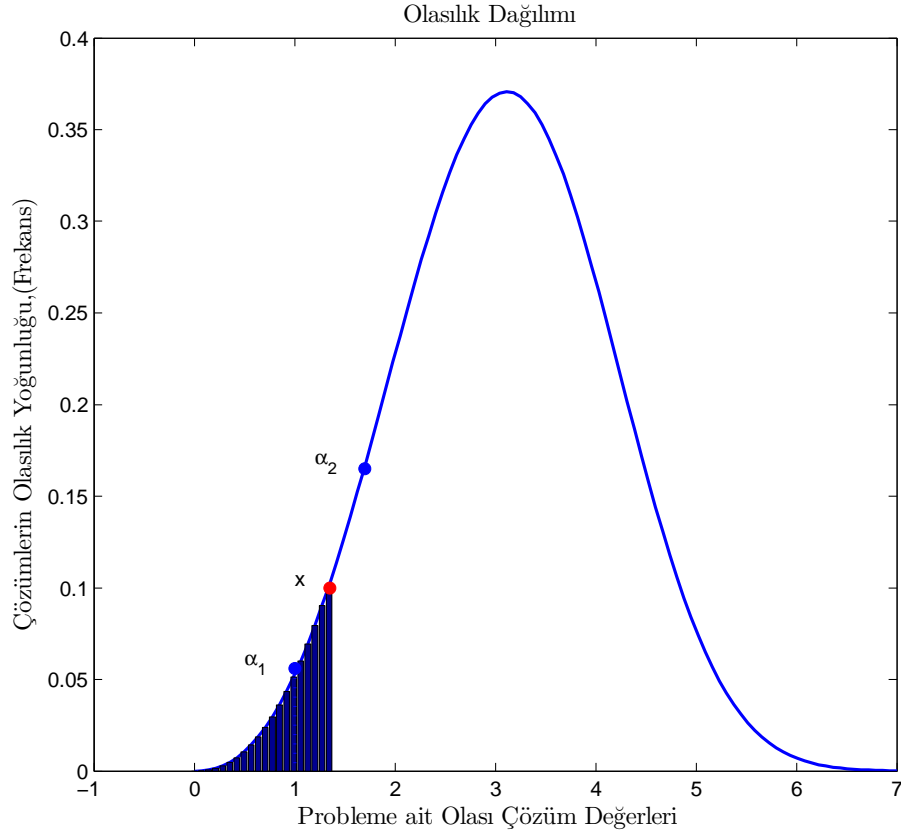
3.1. Hipotez Testi

İstatistiksel anlam teorisinin temeli hipotez testlerine dayanmaktadır. Bir olayın ya da elde edilmiş bir sonucun, istatistiksel olarak anlamlı olup olmadığına hipotez testleri ile karar verilir. Eğer hipotez, istatistiksel olarak anlamlı bulunmuşsa kabul edilir. Aksi durumda ise reddedilir. Hipotezin red/kabul kararının verilebilmesi için, null hipotez altında örnek uzayın tüm durumlarının olasılık değerlerini gösteren dağılımın bilinmesi gerekmektedir (bkz. Şekil 3.1). Tez içerisinde bu dağılımı “referans dağılım” olarak adlandıracağız. Gözlemlenen istatistiğin anlamını, istatistiğin referans dağılımdaki yeri ve α anlam seviyesi belirler. İstatistiğin referans dağılımındaki yeri, gözlemciye bir olasılık değeri verir. Bu olasılık değeri “ p -değeri” olarak adlandırılır ve istatistiksel anlamın ölçütüdür¹. Gözlemlenen istatistiğin rastgele oluşup oluşmadığının kararı, p -değerinin dağılım üzerindeki yerine göre karar verilir.

Hipotezin red-kabul kararı şu şekilde özetlenebilir;

- $p < \alpha$ ise gözlemlenen istatistiğin rastgele gelme olasılığı, kritik α seviyesinden daha düşüktür. Şekil 3.1’de kırmızı nokta ile belirtilmiş istatistik x , α_2 anlam

¹ p -değerinin literatürdeki diğer isimleri “kuyruk olasılığı”, “gözlemlenen anlam seviyesi”.



Şekil 3.1: Referans dağılımı bilinen bir hipotez, α anlam seviyesine göre kabul ya da reddedilebilir. Taralı alan x istatistiğine ait p -değerini gösterir. x istatistiği α_2 anlam seviyesine göre kabul edilebilir bir hipotez sonucunu, α_1 anlam seviyesine göre ise reddedilir bir hipotez sonucunu gösterir.

seviyesinden düşük bir değere sahiptir. Bu durumda, gözlemlenen istatistiğin α_2 hata kabulüne göre rastgele oluşmadığına karar verilir. Bir diğer ifade ile gözlemlenen istatistik, istatistiksel olarak anlamlıdır ve hipotez kabul edilir.

- $p > \alpha$ ise gözlemlenen istatistiğin rastgele oluşma olasılığı, kritik α seviyesinden yüksektir. Şekil 3.1’de kırmızı nokta ile belirtilmiş istatistik, α_1 anlam seviyesinden yüksek bir değere sahiptir. Bu durumda, hipotez kabul edilmez.

Gözlemlenen istatistiğe ait referans dağılımın formu normal, eksponensiyel veya binom gibi bilinen dağılımlarla örtüşüyorsa, istatistiksel anlamın ölçülmesi işlemi bu dağılımlara ait parametreler kullanılarak hesaplanabilir. Dağılımın bilindiği durumlarda istatistiksel anlamı ölçmek için kullanılan hipotez testlerine parametrik testler adı verilir. Fakat genellikle gözlemlenen istatistiğin nasıl bir dağılımdan geldiği bilinmez. Bilgisayarla görme problemlerine ait istatistikler de, görme problemlerine

ait çözümlerin sezgisel yaklaşımlar olması ve giriş verilerinin çok geniş yelpazeye (imgeler) sahip olması sebebiyle, parametrik olmayan yöntemler ile test edilebilir.

3.1.1. Rastgelelik Teknikleri

Literatürde gözlemlenen verinin istatistiksel anlamını sorgulayan, dağılımdan bağımsız (parametrik olmayan) teknikler vardır. İşaret testi, sıra testleri, rastgelelik teknikleri [Freund, 2007] [Conover,1999] [McClave,2003], vb. Parametrik olmayan tekniklerde istatistiksel anlamın ölçülebilmesi için referans dağılımın oluşturulması gerekir. Günümüz bilgisayar teknolojisinin gelişmesi ile beraber, referans dağılımı gözlemlenen istatistiğin olası diğer durumlarından bulmaya çalışan ve rastgelelik teknikleri başlığı altında toplanabilecek, Monte Carlo, Bootstrap [Efron,1976], Jackknife, Fisher permütasyon testi [Fisher,1935] gibi yöntemler popüler olmaya başlamıştır. Bu tekniklerin temelinde, gözlemlenen istatistiğin, içinde bulunduğu dağılımı temsil ettiği fikri yatar.

Çalışmada, bilgisayarla görme istatistiklerinin referans dağılımını oluşturma yaklaşımımız permütasyon testi ile benzerlik göstermektedir. Permütasyon testinin teorisi, Fisher [Fisher,1935] ve Pitman'ın [Pitman,1937] [Pitman,1938] çalışmalarında ortaya çıkmıştır. İstatistiksel anlamın ölçülmesine yardımcı olacak referans dağılımı, verinin tüm permütasyonları ile oluşturulur. Permütasyon testi ilk önerildiğinde, her türlü dağılımdan gelen örneklerin istatistiksel anlamını ölçebildiği için güçlü bir test tekniği olarak kabul edilmiştir. Fakat, özellikle gözlemlenen verinin büyük olması durumunda, referans dağılım için verinin tüm permütasyonlarının kullanılması, testi uygulamalar için kullanışsız yapmıştır. Araştırmacılar, dağılımları daha verimli şekilde oluşturma yöntemleri üzerinde çalışmaya başlamışlardır [Pagano and Trichler,1983]. 1989 yılında E.Noreen ve vd. [Noreen,1989] yaklaşık rastgelelik yöntemini önermiştir. Bu yaklaşımda dağılım için tüm permütasyon değerlerinin kullanılması yerine, permütasyon setinden örnekler alınarak dağılım oluşturulmaktadır. Günümüzde araştırmacılar halen dağılımların verimli şekilde oluşturulması üzerine çalışmalar yapmaktadırlar [Gill,1989].

3.1.2. İstatistiksel Anlam Ölçütü (p -değeri)

İstatistiksel anlamı ölçen tüm testlerde, referans dağılım oluşturulduktan sonra p -değerinin hesaplanma işlemleri aynıdır. Parametrik teknikler için dağılım hangi bilinen formda ise, o dağılıma ait parametreler ile p -değeri hesaplanır. Bu çalışma kapsamında gözlemlenen verilerde olduğu gibi, dağılım formunun bilinmediği durumlarda, referans dağılımın oluşturulması gerekir. Gözlemlenen istatistiğin referans dağılımı kestiği noktada, dağılımın altında kalan alan p -değerini verir (Şekil 3.2.a). Bir diğer ifade ile, gözlemlenen istatistiğin birikimli olasılık dağılımı üzerindeki yeri p -değerini verir (Şekil 3.2.b). Deneyin olası sonuçları olasılık dağılımını, olasılık dağılımının altında kalan alanların toplamları da birikimli olasılık dağılımını verecektir. Kuyruk bölgesindeki bir istatistik, gözlemlenen istatistiğin şans eseri meydana gelme olasılığının düşük olduğunu gösterir ve oldukça küçük bir p -değerine sahip olacaktır. Dağılımın merkezine yakın bir istatistik ise, gözlemlenen istatistiğin büyük olasılıkla şans eseri elde edildiğini gösterir ve daha büyük bir p -değerine sahip olacaktır.

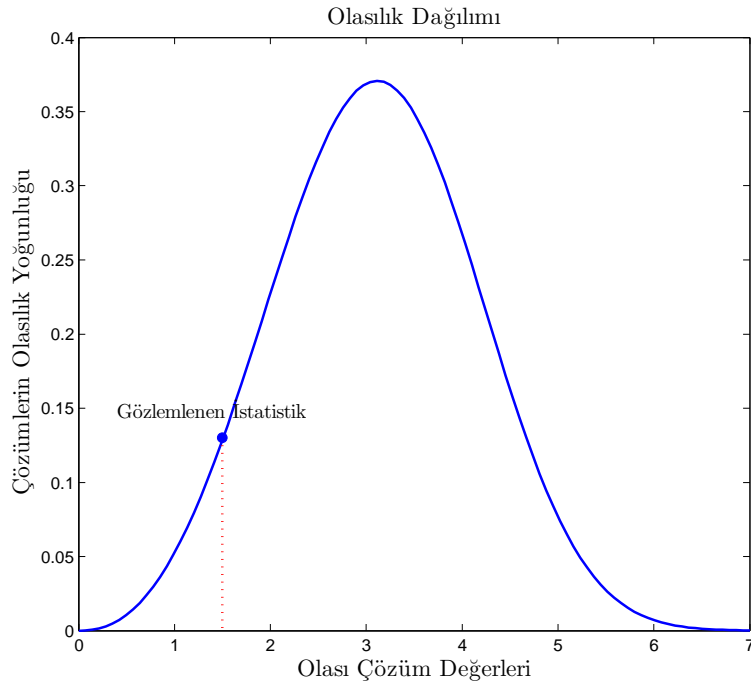
İstatistiksel anlam ölçütünü formül ile ifade edebilmek için temel istatistik terimlerinden bahsedilmesi gerekir.

Örnek Uzayı: Bir deneyin olası tüm durumlarını oluşturan sete örnek uzayı adı verilir ve S simgelemi ile gösterilir.

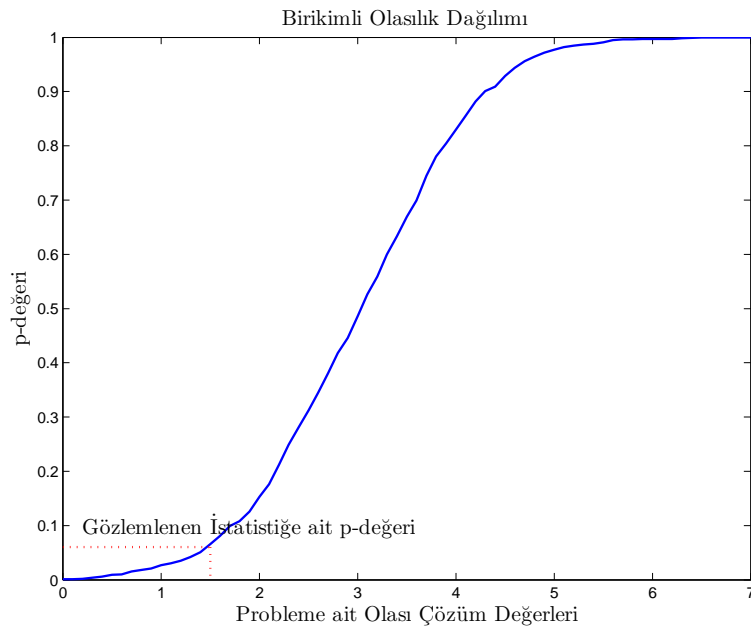
Rastgele Değişken: X , S örnek uzayının elemanları üzerinden tanımlanan bir fonksiyondur. Örneğin atılan bir çift zarın toplam değeri rastgele değişkendir.

Olasılık Dağılımı: X rastgele değişkeninin alabileceği tüm x değerlerine ait fonksiyona $f(x) = P(X = x)$ olasılık dağılımı denir. Şekil 3.2.(a) örnek bir olasılık dağılımını göstermektedir. $P(X = x)$, X rastgele değişkeninin x değerini alma olasılığını gösterir.

Birikimli Olasılık Dağılımı: Olasılık dağılımının altında kalan alanların toplamı birikimli olasılık dağılımını verecektir. Birikimli olasılık dağılımı $F(x) = P(X \leq x)$ eşitliği ile gösterilir.



(a)



(b)

Şekil 3.2: (a) Gözlemlenen istatistik, olası diğer sonuçlar içerisinde değerlendirilerek istatistiksel anlamı ölçülür. (b) Gözlemlenen sonucun birikimli olasılık dağılımı üzerindeki yeri, sonucun istatistiksel anlamını verecektir.

Bu temel bilgiler ile gözlemlenen x istatistiğine ait olasılık dağılımı Eşitlik 3.1 ile

$$f(x) = P(X = x), \quad (3.1)$$

gözlemlenen istatistiğin p -değeri ise birikimli olasılık dağılımındaki yeri ile hesaplanır.

$$F(x) = P(X \leq x) = \sum_{-\infty}^x P(X = x) \quad (3.2)$$

3.2. Bilgisayarla Görme Problemlerinde İstatistiksel Anlam Ölçütünün Kullanılması

İstatistiksel anlam ölçütü Bölüm 3.1.2’de anlatıldığı üzere hipotezin test edilmesi için kullanılır. Hipoteze ait olası diğer durumları içeren referans dağılım oluşturulur. Gözlemlenen istatistiğin anlamı (hipoteze ait ölçüm), referans dağılımındaki yerine göre ölçülür. Bu ölçüte göre önerilen hipotezin red-kabul kararı verilir. Çalışmada, p -ölçütünü istatistiksel testlerde olduğu gibi bir hipotezin test edilmesi kullanılmamaktadır. Bu çalışmada p -değeri,

- ölçüm sonuçları için ortak bir taban oluşturmak ve böylece sonuçları birbirleri ile karşılaştırmak,
- ölçüm sonuçları içerisinde istatistiksel olarak daha anlamlı olanı seçerek daha iyi çözümlere ulaşmak ve
- farklı dağılıma sahip ölçüm sonuçlarını ortak bir tabanda ifade ederek birbirlerine göre görece ağırlıklarını belirlemek için kullanılmaktadır.

p -değerlerinin bu şekilde kullanımı bildiğimiz kadarı ile ilktir.

Bilgisayarla görme problemlerinin kötü konumlanmış yapılarından kaynaklanan çözüm kümesi karmaşıklığını, istatistiksel anlam ölçütü ile sınırlayabilmek için, problem çözümünün istatistiksel anlamının ölçülmesi gerekmektedir. Görme sisteminin çözümü, gözlemlenen istatistik olarak tanımlanabilir. Sistemin üreteceği diğer olası sonuçlar da referans dağılımı oluşturacaktır. Gözlemlenen sonuç, olası diğer durumlar içerisinde değerlendirilerek, istatistiksel anlamı ölçülebilir.

Çalışmada istatistiksel anlam ölçütü görme problemlerine iki şekilde dahil edilmiştir. İlk olarak görme modüllerinin istatistiksel anlamları ölçülerek modül

sonuçları ortak bir tabana taşınmıştır. Ortak bir tabanda ifade edilen çözümler birbirleri ile karşılaştırılarak daha anlamlı modül sonucu seçilmiştir. İstatistiksel anlam ölçütünün görme problemlerine diğer dahil edilişi regularizasyon yaklaşımı üzerindedir. Regularizasyon terimlerinin istatistiksel anlamları ölçülerek, terimlerin enerji fonksiyonu içerisindeki görece ağırlıkları değiştirilmiştir.

3.2.1. Modül füzyonu için p-değerleri

Görme modüllerinin füzyonunda, görme modüllerinin üretebileceği tüm sonuçlar örnek uzaya, modül rastgele değişkene, x değeri ise modülün ürettiği çözüm değerlerine karşılık gelmektedir. Bu bilgiler ışında M_1 ve M_2 modüllerinin istatistiksel anlam ölçütüne göre füzyonu şu şekilde formüllenebilir.

M_1 ve M_2 rastgele değişkenleri modülleri, x_1 ve x_2 modüllerin ürettiği çözümleri gösterebilir. M_1 modülünün ürettiği diğer sonuçlar $f(x_1) = P(M_1 = x_1)$ olasılık dağılımını oluşturacaktır. Referans dağılımın altında kalan alanların toplamı ise birikimli olasılık dağılımını verecektir. Modüllerin p -değerleri Eşitlik 3.3 ve Eşitlik 3.4 ile hesaplanır.

$$F(x_1) = P(M_1 \leq x_1) = \sum_{-\infty}^{x_1} P(M_1 = x_1) \quad (3.3)$$

$$F(x_2) = P(M_2 \leq x_2) = \sum_{-\infty}^{x_2} P(M_2 = x_2) \quad (3.4)$$

Modül sonuçlarının p -değerleri birbirleri ile karşılaştırılır ve istatistiksel olarak daha anlamlı olan çözüm seçilir. Eğer $F(x_1) < F(x_2)$ ise M_1 modülü, $F(x_1) > F(x_2)$ ise M_2 modülüne ait çözüm seçilir. Çalışmada görme modülleri olarak benzerlik ölçütleri ve blok boyutları kullanılmıştır. Füzyon işleminin başarısı blok stereo eşleme algoritması üzerinde test edilmiştir.

3.2.2. Regularizasyon yaklaşımı için p-değerleri

İstatistiksel anlam ölçütü regularizasyon yaklaşımına amaç fonksiyonuna ait terimlerin istatistiksel anlamını ölçerek dahil edilmiştir. Eşitlik 3.5 amaç fonksiyonu-

nun en genel halini göstermektedir.

$$E(f) = E_d(f) + \lambda E_s(f) \quad (3.5)$$

$E_d(f)$ ve $E_s(f)$ rastgele deęişkenleri, bu enerji terimlerinin her bir p pikseli için aldığı enerji deęerleri bu terimlere ait x çözümlerini göstermektedir. $E_d(f)$ enerji teriminin dięer p pikselleri için aldığı deęerler veri enerjisi için olasılık daęılımını $f(x) = P(E_d(f) = x)$, $E_s(f)$ enerji teriminin dięer p pikselleri için aldığı deęer ise regularizasyon terimi için olasılık daęılımını $f(x) = P(E_s(f) = x)$ oluşturur. Referans daęılımlar altında kalan alanlar birikimli olasılık daęılımlarını verecektir. Terimlerin p -deęerleri birikimli olasılık daęılımı ile ölçülür.

$$F(x_p) = P(E_d(f) \leq x_p) = \sum_{-\infty}^{x_p} P(E_d(f) = x_p) \quad (3.6)$$

$$F(x_p) = P(E_s(f) \leq x_p) = \sum_{-\infty}^{x_p} P(E_s(f) = x_p) \quad (3.7)$$

Enerji terimlerinin istatistiksel anlamları ölçüldükten sonra her terim istatistiksel anlam ölçütü ile ifade edilerek amaç fonksiyonu yeniden düzenlenir. E^s , amaç fonksiyonunun istatistiksel ölçüte göre eniyileneceğini göstermektedir.

$$E^s(f) = F(E_d(f)) + \lambda F(E_s(f)) \quad (3.8)$$

Çalışmada enerji eniyileme yaklaşımı çizge yapısı üzerinden modellenmiştir. Enerji terimlerini çizge yapısı üzerindeki ağırlıklar oluşturur. Yukarıda enerji terimlerinin p pikseline ait x çözümü çizge yapısı üzerindeki ağırlıklardır. Bir dięer ifade ile ayrıt ağırlıklarının istatistiksel anlamları ölçülerek veri ve regularizasyon terimlerinin istatistiksel anlamları ölçülmüş olur. Çizge ağırlıkları üzerinden p -deęerlerinin hesaplanması Bölüm 5'de ayrıntılı olarak anlatılmaktadır.

4. İSTATİSTİKSEL ANLAM ÖLÇÜTÜNÜN GÖRME MODÜLLERİNİN FÜZYONUNDA KULLANILMASI

Bilgisayarla görmenin önemli problemlerinden biri, sahnenin farklı açılardan çekilmiş iki boyutlu görüntülerini kullanarak derinliğinin bulunmasıdır. Derinliğin bulunmasında önemli basamaklardan biri eşlemedir. Eşleme problemi kötü konumlanmış bir problem olduğu için, problemin genel ve kesin bir çözümü yoktur [Bertero et al.,1988]. Bu bölüm içerisinde stereo eşleme algoritmalarının kötü konumlanmış yapıları farklı modüllerden gelen bilgiler ile iyileştirilmeye çalışılmaktadır. Görme modülleri olarak benzerlik ölçütleri ve blok boyutları seçilmiştir.

4.1. Benzerlik Ölçütü Füzyonu

Stereo eşleme probleminin yerel çözümünde, blokların benzerliklerini ölçebilmek için literatürde çeşitli benzerlik metrikleri bulunmaktadır. Eşleme probleminin kötü konumlanmış yapısından ötürü, aynı imge çifti için benzerlik metrikleri farklı sonuçlar üretebilmektedir. Her benzerlik metriğinin iyi performans gösterdiği pikseller alınarak, stereo eşleme işleminin performansı artırılabilir. Fakat hangi metriğin daha iyi performansa sahip olduğu, tam doğru derinlik bilgisi olmadan, sadece metriklerin verdiği sonuçlara bakılarak karar verilemez. Farklı formüllerle elde edildiği için, metrik sonuçlarını birbirleri ile doğrudan karşılaştırmak da mantıklı olmayacaktır.

Çalışmanın bu aşamasında, birbirinden farklı sonuçlar üreten benzerlik ölçütleri, istatistiksel anlam ölçütü kullanılarak birleştirilmektedir [Candemir and Akgul,2007]. Benzerlik ölçütü çözümlerinin istatistiksel anlamı ölçülerek, her piksel için en anlamlı çözüm seçilmektedir. Böylece, tek benzerlik ölçütü kullanmak yerine, birden fazla çözüm değerlendirilerek, benzerlik ölçütü füzyonu sağlanır.

Klasik stereo eşleme algoritmalarında, sol görüntüdeki blok için sağ görüntü

üzerinde arama yapılır (Şekil 4.1.(b-c)). Benzerlik ölçütünü eniyileyen bloklar, birbirleri ile eş kabul edilir. Toplam kareler hatası (TKH) benzerlik ölçütü, iki bloğun farklarının karelerinin toplamını eniyileyen blokları eşlerken (Bkz. Eşitlik 4.1), toplam mutlak değer farkı (TMF) benzerlik ölçütü ise iki bloğun farklarının mutlak değerlerinin toplamını eniyileyen blokları eşler (Bkz. Eşitlik 4.2).

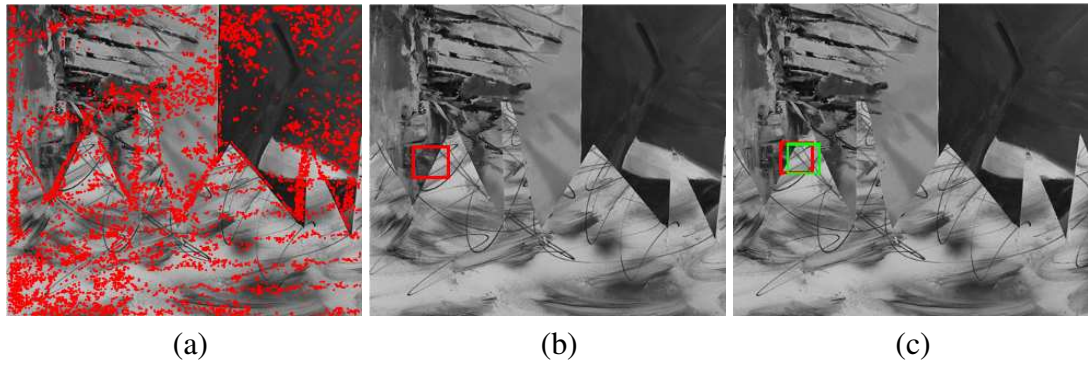
$$\sum_{x,y} (I_L(x_{pL}, y_{pL}) - I_R(x_{pR}, y_{pL}))^2 \quad (4.1)$$

$$\sum_{x,y} |I_L(x_{pL}, y_{pL}) - I_R(x_{pR}, y_{pL})| \quad (4.2)$$

I_L ve I_R sırası ile sol ve sağ görüntüler, x_{pL} ve y_{pL} ise p pikseline ait koordinatları gösterir. Sol imge üzerinden alınan bloğa ait piksel yeğlilikleri, sağ imge üzerindeki bloğun yeğlilik değerlerinden çıkartılır. Farkların kareleri toplamı TKH ölçütünü, mutlak değer farkları toplamı ise TMF ölçütünü verecektir.

Eşleme probleminin kötü konumlanmış yapısından dolayı, iki metrik birbirinden farklı eşlemeler yapmaktadır. Şekil 4.1.(a), metriklerin birbirlerinden farklı eşlemeler yaptığı pikselleri göstermektedir. TKH benzerlik ölçütü sonucu, sol görüntüdeki blok üzerinde kırmızı çerçeveli olan bölge (Şekil 4.1.(b)), sağ görüntüde (Şekil 4.1.(c)) kırmızı çerçeveli bölge ile eşleşmiştir. Fakat, TMF benzerlik ölçütü sonrası, yeşil çerçeveli bölge en benzer olarak bulunmuştur. İki görüntü bloğu birbirine yakın olmasına rağmen farklı bloklardır ve yapılan eşlemeye göre derinlik değeri değişecektir. Eşlemeler, benzerlik ölçütlerinin enküçük değer verdiği bloklar için yapılır. Şekil 4.1'deki blokların benzerliği için TKH ölçütünün verdiği değer 956 iken, TMF ölçütünün verdiği değer 135'dir. İki ölçüt birbirinden farklı formüllerle elde edildiği için, hangi eşlemenin doğru olduğu, ölçüt sonuçlarını karşılaştırılarak yapılamaz. Bu çalışmada, farklı formüllerle elde edilmiş ölçüt sonuçlarını istatistiksel anlam ölçütü kullanarak daha ortak bir tabana taşımayı amaçlıyoruz. Ortak tabana taşınmış benzerlik sonuçlarını karşılaştırarak hangi benzerlik ölçütünün daha doğru eşleme yaptığına karar verilebilir.

Benzerlik ölçütlerinin istatistiksel anlamlarının ölçülüp çözümlerin p -değeri ile ifade edilebilmesi için benzerlik ölçütlerinin referans dağılımlarının oluşturulması gerekir. Yaklaşık rastgelelik testlerinde, referans dağılım, permütasyon setinin içinden alınan örneklerle oluşturulur. Benzerlik ölçütünün verdiği her çözüm, o



Şekil 4.1: a) İki farklı benzerlik ölçütü, aynı stereo imge çifti için farklı derinlik haritaları üretebilmektedir. Kırmızı noktalar, iki metriğin birbirinden farklı eşlemeler yaptığı pikselleri göstermektedir. b) Referans imge. Kırmızı çerçeveli blok için eşlenik imgedeki en benzer blok aranacaktır. c) Eşlenik imge. Kırmızı ve Yeşil çerçeveler sırası ile TKH ve TMF benzerlik ölçütlerinin, referans imgedeki kırmızı çerçeveli blok için bulunduğu en benzer bloklardır.

benzerlik ölçütüne ait çözümlerin farklı permütasyonlarıdır. Çalışmada, referans dağılım, imgeler üzerindeki blokların eşleniklerinin aranması esnasında, benzerlik ölçütünün ürettiği çözümlerle oluşturulur. Her benzerlik ölçütü için referans dağılım oluşturulduktan sonra, optimal benzerlik çözümleri, benzerlik ölçütünün kendi referans dağılımındaki yerine yerleştirilir. İstatistiğin yerine bağlı olarak her iki benzerlik ölçütü çözümü için bir p -değeri elde edilir. Blokları eşleyen farklı benzerlik ölçütlerinin hangisinin daha doğru eşlemeyi yaptığı, ölçüt sonuçlarının p -değerleri ile bulunabilir. Daha küçük p -değerine sahip benzerlik ölçütü istatistiksel olarak daha anlamlı çözümü gösterir. İstatistiksel olarak daha anlamlı çözümünün daha doğru eşlemeyi yaptığını kabulü ile, p -değeri daha düşük olan benzerlik ölçütü kullanılarak eşleme yapılır. Örneğin Şekil 4.1'deki piksel bloğu için TKH benzerlik ölçütünün değeri 956, p -değeri ise 0.008 olarak bulunmuştur. TMF benzerlik ölçütü ise 135 iken, p -değeri 0.015 olarak hesaplanmıştır. Referans imgedeki gözlemlenen blok için TKH benzerlik ölçütünün yaptığı eşleme kabul edilir (eşlenik imgedeki kırmızı çerçeve). Yöntem, her piksel için en anlamlı eşlemeyi yaptığı için, tek benzerlik ölçütü kullanımına göre daha iyi sonuçlar üretmektedir.

Stereo test verileri ve tam doğru derinlik bilgileri [Middlebury] kullanılarak benzerlik ölçütlerinin birleştirilmesi deneyi yapılmıştır. Sette bulunan her stereo çifti için, tek bir benzerlik ölçütü kullanılarak derinlik haritaları oluşturulmuştur. Ardından istatistiksel anlamlarına göre birleştirilen benzerlik ölçütleri ile derin-

lik haritası elde edilmiştir. Derinlik haritaları, tam doğru derinlik haritaları ile karşılaştırılarak hatalı bulunmuş piksel sayısı hesaplanır. Yöntemin, blok büyüklüğü parametresinden bağımsız olduğunu göstermek için blok büyüklükleri de kademeli olarak değiştirilmiştir. Çizelge 4.1, dokuz farklı stereo görüntü çifti ve üç farklı blok boyutu ile yapılmış deneylerde, derinlik haritalarının hata değerlerini göstermektedir. Çizelgeden de görülebileceği üzere, her iki metriğin birbirine göre daha iyi olduğu söylenemez. Bazı görüntü çiftleri için TMF, bazen de TKH benzerlik ölçütü daha başarılı sonuçlar üretmiştir. Öte yandan, hatalı piksel sayısı değerlerine bakarak, benzerlik ölçütlerinin birleştirilmesi sonrası dikkate değer oranda daha az hatalı sonuç üretmektedir. Ortalama sonuçlara bakıldığı zaman (Çizelge 4.2), önerilen yöntemin başarısı daha iyi görülmektedir. Koyu olarak gösterilen değerler, en az hataya sahip ölçümleri gösterir.

Çizelge 4.1: Benzerlik Ölçütlerinin Birleştirme Sonrası Performansı. TKH, TMF ve TKH+TMF benzerlik ölçütleri ile elde edilmiş derinlik haritalarının hatalı piksel sayısı.

İmge ²	W7 ¹ - Hata[piksel]			W9 - Hata[piksel]			W11 - Hata[piksel]		
	TMF ³	TKH ⁴	TMF+TKH	TMF	TKH	TMF+TKH	TMF	TKH	TMF+TKH
barn1	32682	32056	31614	32296	32450	31530	32744	33334	32082
barn2	45682	43874	43968	43518	42408	42294	43067	42165	42077
bull	44596	41948	42094	42217	40403	40111	41553	40300	39794
map	17727	17814	17580	17371	17720	17384	17647	18196	17709
teddy	85207	83649	82779	84848	84091	82456	85226	85076	82764
venus	44119	42892	42956	39816	39518	39003	38243	38654	37840
poster	50693	48456	48624	47696	45885	45486	46243	44865	44413
sawtooth	42609	42920	42206	42741	43751	42589	43866	45209	43849
cones	129908	127416	127008	128479	126402	125721	127501	126133	125147

¹ W7: Blok boyutu büyüklüğü 7x7 piksel.

² İmgeler Middlebury [Middlebury] veri setindeki isimleri ile belirtilmiştir.

³ TMF : Toplam mutlak değer farkı benzerlik ölçütü.

⁴ TKH: Toplam kareler hatası benzerlik ölçütü.

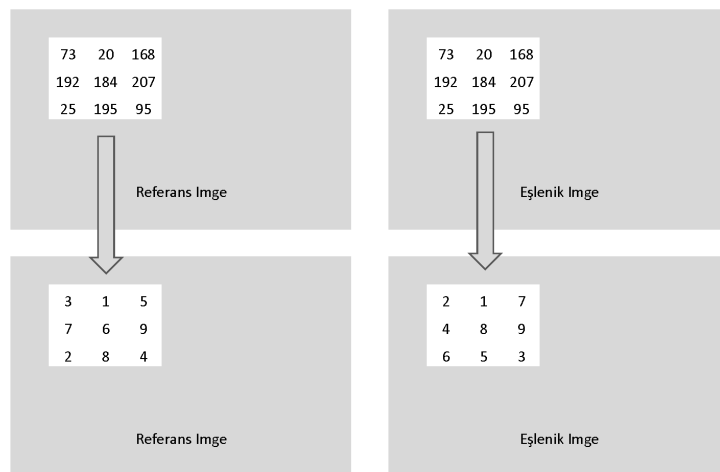
Çizelge 4.2: Çizelge 4.1’de bulunan ölçütlerin ortalama hata değerleri

Yöntem	Ortalama Hata [Piksel]
TMF	53640,56
TKH	52873,52
TMF+TKH	52262,15

4.2. İstatistiksel Anlam Tabanlı Blok Boyutu Füzyonu

Blok eşleme yönteminde blok büyüklükleri, eşleme başarısını etkileyen önemli bir parametredir. Bloklar, yeterli yeğinlik değişimini içerecek büyüklükte olmalıdır. Fazla büyük olması durumunda ise, sahnenin farklı derinliğe sahip bölgelerini içereceği için hatalı eşlemeler oluşabilir [Kanade and Okutomi,1994]. Her blok için en uygun boyut belirlenebilirse, doğru olarak eşlenen piksel sayısı artacak ve sahnenin 3 boyutlu yapısı hakkında daha doğru bilgiye ulaşabilecektir.

Çalışmanın bu kısmında, blok boyutlarını birbirinden farklı dağılıma sahip modüller olarak kabul edilip, istatistiksel anlam ölçütünü kullanılarak, her piksel için en anlamlı blok büyüklüğü belirlenmektedir. Deneyde, her blok büyüklüğü için referans dağılımı oluşturup, o büyüklük ile elde edilen benzerlik değerinin istatistiksel anlamı ölçülmektedir. Referans dağılımlar, boyutların yeğinlik değerleri yerine, değerlerin blok içerisindeki sıralarına göre oluşturulmuştur (Şekil 4.2). Blok boyutunun referans dağılımı oluşturulurken, o blok boyutunun alabileceği tüm sıra düzenleri dikkate alınmıştır. Hem referans hem de eşlenik imge için olası tüm sıra düzenleri kullanılarak, gözlemlenen blok boyutu ve gözlemlenen benzerlik ölçütü ile referans dağılımı oluşturulmuştur. Her blok boyutu için ayrı ayrı bu işlemler yapılmıştır.



Şekil 4.2: a) Derinliği hesaplanacak imge çifti üzerinden alınan blokların yeğinlik değerleri, merkez piksele göre sıra değerlerine dönüştürülür. İmgenin tamamına bu dönüşüm uygulandıktan sonra eşleme yapılır.

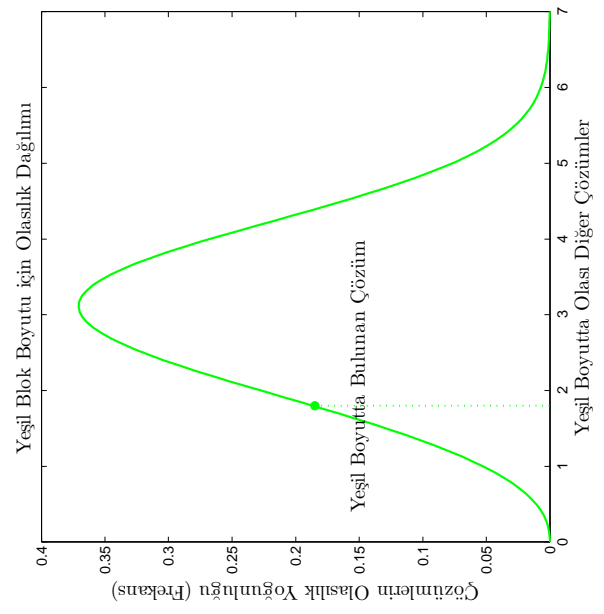
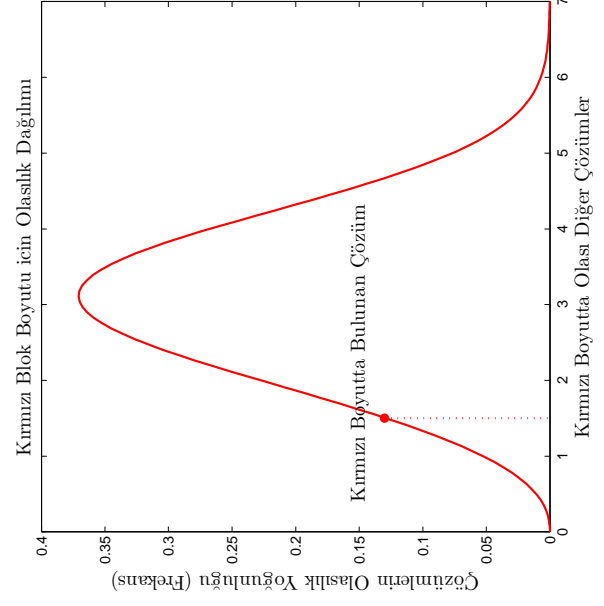
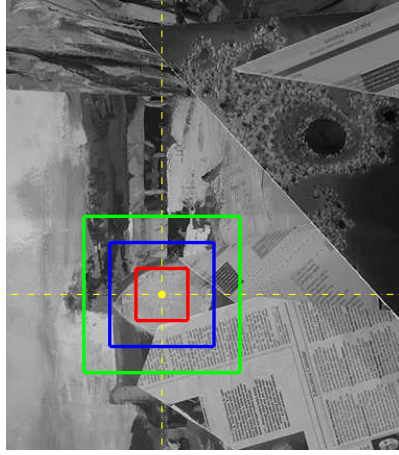
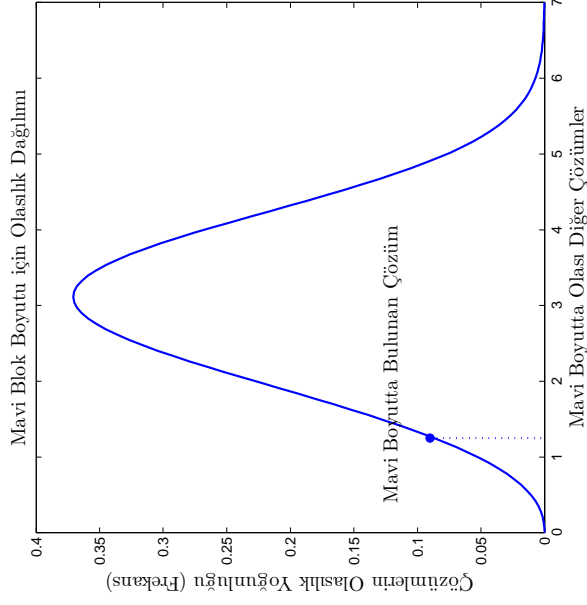
Deneyleerde 3 farklı blok büyüklüğü kullanılmıştır. Her boyutun hem TKH hem de TMF benzerlik ölçütleri için referans dağılımları oluşturulmuştur. Gözlemlenen boyuttaki benzerlik sonucu, kendi referans dağılımında değerlendirilerek bir p -değeri elde edilir. Şekil 4.3 yapılan deneyi özetlemektedir. Referans imgedeki piksel için (sarı nokta ile gösterilmiştir), 3 farklı blok boyutu alınır. Kırmızı, Mavi ve Yeşil bloklar örnek olarak verilmiştir. Her blok boyutu için referans dağılımı oluşturulur. Şekilde blok boyutları için oluşturulan referans dağılımlar bloğun rengi ile gösterilmiştir. Pikselinin her üç boyut ile de eşleniği bulunur. Benzerlik ölçütünün verdiği değerler referans dağılımlar üzerine yerleştirilir. Örneğin kırmızı blok boyutunun eşleme için bulunduğu en küçük değer o boyuta ait referans dağılımı üzerinde kırmızı nokta ile gösterilmiştir. Her üç boyut çözümünün p -değerleri karşılaştırılarak, gözlemlenen piksel için en uygun boyut belirlenir. Şekil 4.3’de en küçük p -değeri mavi boyut için bulunmuştur. Dolayısıyla sarı piksel için en iyi eşlemenin mavi boyuttaki bir blok ile yapılabileceğine karar verilmiştir. İmge üzerindeki her piksel için en uygun boyut belirlenir ve bu blok boyutu kullanılarak eşleme yapılır. Yöntemin performansını ölçmek için, benzer şekilde sabit blok büyüklükleri ile de derinlik haritaları oluşturulmuştur. Derinlik haritaları, tam doğru derinlik haritaları ile karşılaştırılarak hatalı pikseller ölçülmüştür. TMF ve TKH benzerlik ölçümleri ile yapılan deney sonuçları sırası ile Çizelge 4.3 ve Çizelge 4.4’dedir.

Çizelge 4.3: Blok Büyüklüğü Füzyonu Hata Ölçümleri. Sabit blok büyüklükleri ile oluşturulmuş derinlik haritalarının hata değerlerinin, istatistiksel anlamlı blok büyüklükleri ile karşılaştırılması. Blok eşlemeleri için TMF benzerlik ölçütü kullanılmıştır.

İmge ¹	W5 ² Hata[piksel]	W7 Hata[piksel]	W9 Hata[piksel]	W5+W7+W9 Hata[piksel]
barn1	5308	4679	4493	4421
barn2	8505	7368	6902	6865
bull	7054	5617	5026	4976
cones	17197	16231	16274	16125
poster	11806	10177	9130	9058
sawtooth	7036	6737	6849	6698
teddy	17150	16614	16611	16490
tsukuba	24532	24612	24568	24603
venus	8193	6544	6028	5946

¹ İmgeler Middlebury [Middlebury] veri setindeki isimleri ile belirtilmiştir.

² W5: Blok boyutu büyüklüğü 5x5 piksel.



Şekil 4.3: Sarı piksel için üç farklı blok boyutu. Blok boyutları için oluşturulmuş referans dağılımlar. Her blok boyutu ile elde edilmiş benzerlik ölçümünün referans dağılımındaki konumu.

Çizelge 4.4: Sabit blok büyüklükleri ile oluşturulmuş derinlik haritalarının hata değerlerinin, istatistiksel anlamlı blok boyutları ile karşılaştırılması. Eşlemeler için TKH benzerlik ölçütü kullanılmıştır.

İmge ¹	W5 ² Hata[piksel]	W7 Hata[piksel]	W9 Hata[piksel]	W5+W7+W9 Hata[piksel]
barn1	5287	5048	5254	5027
barn2	7664	6716	6524	6463
bull	5868	4845	4530	4416
cones	16425	16134	16710	16336
poster	11260	9773	9033	8895
sawtooth	7013	6980	7233	7004
teddy	16866	16465	16651	16370
tsukuba	24480	24576	24483	24527
venus	8113	6782	6295	6120

¹ İmgeler Middlebury [Middlebury] veri setindeki isimleri ile belirtilmiştir.

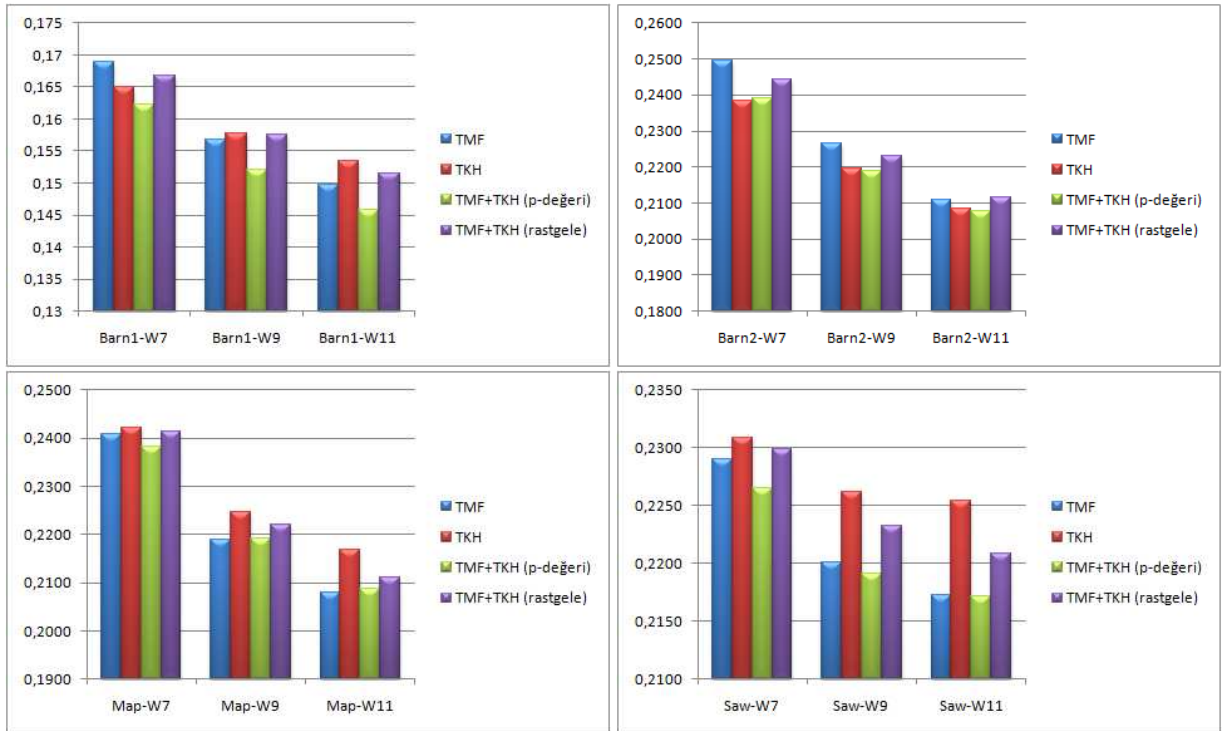
² W5: Blok boyutu büyüklüğü 5x5 piksel.

Yerel blokların yeğlilik değerlerini sıralamak, daha önce stereo konularında çalışan araştırmacıların dikkatini çekmiştir [Zabih and Woodfill,1994] [Bhat and Nayar,1996]. Bu çalışmada, yerel blok içerisindeki yeğlilik değerlerinin sıralanmasının amacı, olası permütasyon sayısını kısıtlayarak referans dağılımın gerçek dağılıma daha yakın olmasını sağlamaktır. Bu açıdan bahsedilen çalışmalardan farklılık göstermektedir.

4.3. Seçim Yönteminin Rastgelelikten Uzaklığı

Modüllerin füzyonunda, istatistiksel anlam ölçütü bir seçim yöntemi olarak kullanılmıştır. Birbirinden farklı dağılımlardan gelen ölçüm sonuçları aynı ölçüt ile ifade edilerek karşılaştırılabilir bir tabana taşınmıştır. Modül füzyonunun her basamağında istatistiksel olarak daha anlamlı ölçüt (daha küçük p -değerine ölçüt sonucu) seçilmiştir. Bu seçim yönteminin rastgele bir seçim yaklaşımı olmadığını göstermek için basit bir deney yapılmıştır. Her iki metrik ölçütü ile derinlik haritaları elde edilmiştir. Bu derinlik haritalarından rastgele seçimler yapılarak yeni bir derinlik haritası oluşturulmuştur. Oluşturulan derinlik haritası, gerçek derinlik bilgisi ile karşılaştırılarak hata yüzdesi ölçülmüştür. Çizelge 4.5’de tek metrik ve füzyon metrikleri ile oluşturulmuş hata yüzdeleri bulunmaktadır. $TMF +$

TKH simgelemi, iki benzerlik ölçütünün birleşimini, (p -değeri) ve (rastgele) ise birleştirme yaklaşımlarını göstermektedir. Hata yüzdelere dikkat edilirse, p -değeri ile birleştirme işlemi tek metrik kullanımına göre daha iyi sonuçlar üretmektedir. Rastgele birleştirme hata yüzdeleri ise daima iki metriğin ürettiği hata değerinin arasında bir noktada kalmıştır. Ayrıca, hiçbir rastgele birleştirme hata yüzdesi, şans eseri bile olsa, önerilen yaklaşımdan daha iyi bir sonuç üretmemektedir. Bu sonuçlar, p -değeri ile birleştirme işleminde yapılan seçim yönteminin rastgele olmadığını göstermektedir. Hata yüzdelere ait bazı sonuçlar Şekil 4.4’de grafik ile gösterilmektedir. Yeşil bar, önerilen yaklaşıma ait hata yüzdelidir. Grafiklerden, önerilen yaklaşımın hem tek metrik kullanımına göre daha iyi sonuçlar ürettiği, hem de rastgele bir seçim yaklaşımı olmadığını göstermektedir.



Şekil 4.4: Önerilen yaklaşımın rastgele seçimden farkı. Tek Metrik, Füzyon Metrik (p -değeri) ve Füzyon Metrik (Rastgele) yaklaşımlarının karşılaştırılması.

Çizelge 4.5: Benzerlik Ölçütlerinin Birleştirme Sonrası Performansı, Hata yüzdeleri. TKH, TMF, TKH+TMF(p-değeri) ve TKH+TMF(rastgele) benzerlik ölçütleri ile elde edilmiş derinlik haritalarının hata yüzdeleri.

İmge ²	W7 ¹ - Hata[%]				W9 - Hata[%]				W11 - Hata[%]			
	TMF ³	TKH ⁴	TMF+TKH (p-değeri)	TMF+TKH (rastgele)	TMF	TKH	TMF+TKH (p-değeri)	TMF+TKH (rastgele)	TMF	TKH	TMF+TKH (p-değeri)	TMF+TKH (rastgele)
Barn1	0.1688	0.1650	0.1623	0.1668	0.1567	0.1577	0.1521	0.1575	0.1498	0.1534	0.1458	0.1514
Barn2	0.2494	0.2383	0.2390	0.2442	0.2264	0.2196	0.2189	0.2232	0.2109	0.2085	0.2079	0.2115
Bull	0.2409	0.2249	0.2258	0.2328	0.2168	0.2058	0.2041	0.2111	0.2031	0.1955	0.1925	0.1995
Cones	0.7434	0.7286	0.7262	0.7365	0.7256	0.7133	0.7093	0.7195	0.7106	0.7028	0.6969	0.7065
Map	0.2407	0.2421	0.2383	0.2414	0.2190	0.2247	0.2192	0.2219	0.2078	0.2167	0.2088	0.2111
Poster	0.2750	0.2616	0.2626	0.2682	0.2474	0.2365	0.2363	0.2417	0.2291	0.2208	0.2181	0.2248
Saw	0.2290	0.2309	0.2265	0.2299	0.2201	0.2262	0.2191	0.2232	0.2172	0.2254	0.2171	0.2208
Venus	0.2361	0.2288	0.2292	0.2321	0.2006	0.1988	0.1957	0.1994	0.1815	0.1840	0.1791	0.1827

¹ W7: Blok boyutu büyüklüğü 7x7 piksel.

² İmgeler Middlebury [Middlebury] veri setindeki isimleri ile belirtilmiştir.

³ TMF : Toplam mutlak değer farkı benzerlik ölçütü.

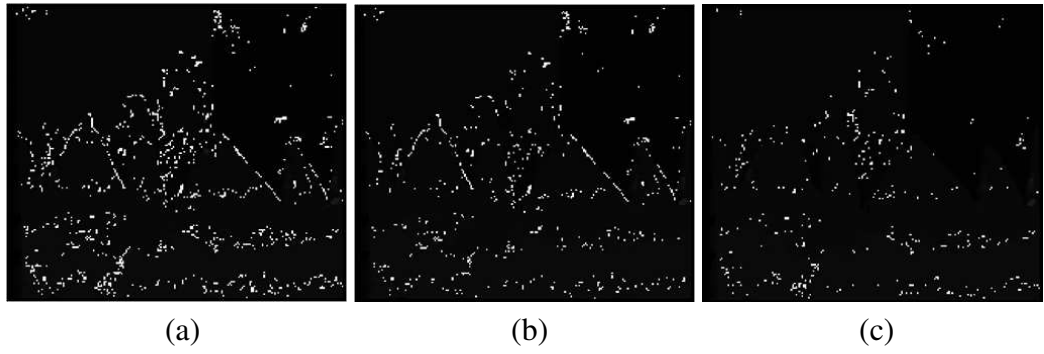
³ TKH: Toplam kareler hatası benzerlik ölçütü.

4.4. Yöntemin Sınırları

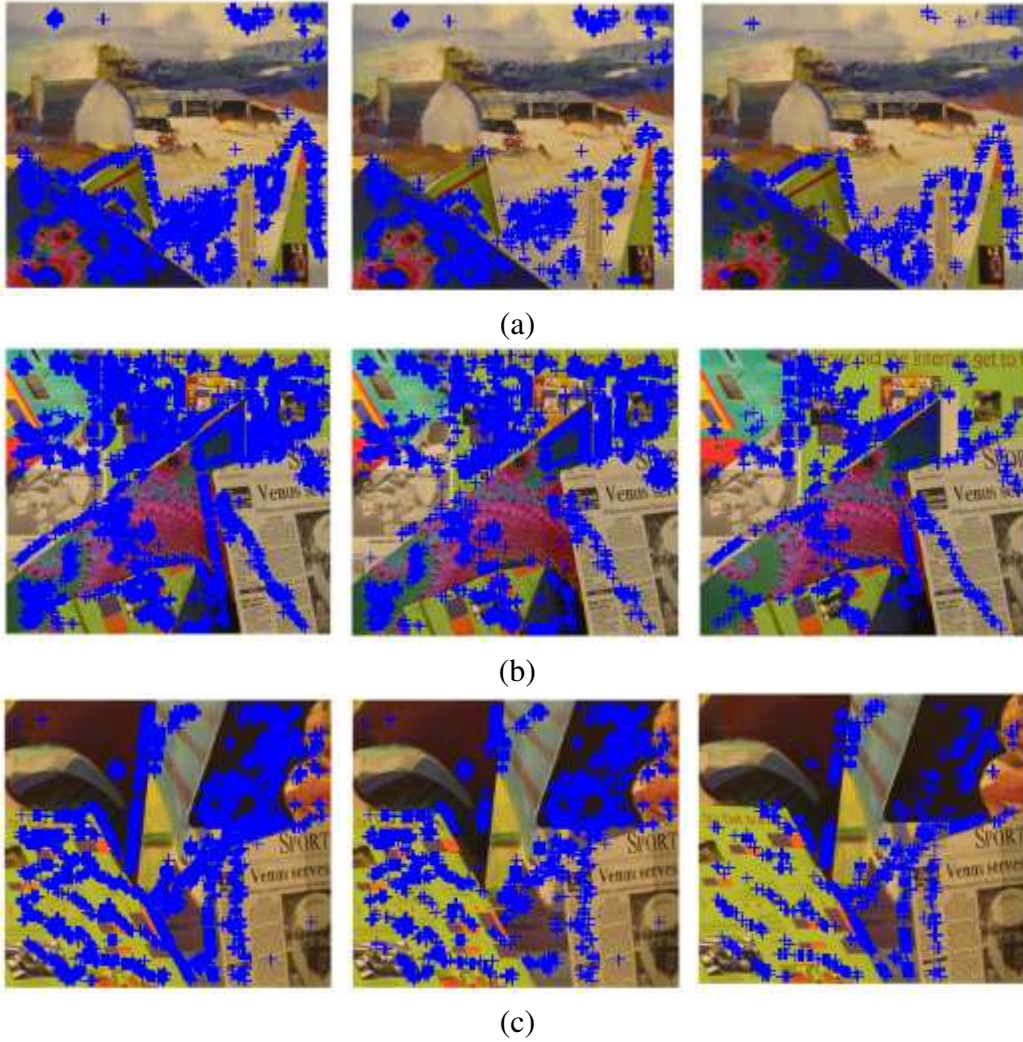
Önerilen yaklaşımın olasılık hesaplarına dayalı sezgisel yapısı, elde edilen sonuçlar üzerinde bazı sınırlamalar getirmektedir. Benzerlik ölçütü füzyonu ve blok büyüklüğü füzyonunda çözümlerin istatistiksel anlamı ölçülmekte ve çözümler arasından istatistiksel olarak daha anlamlı olan çözüm seçilmektedir. İstatistiksel anlam kısıdının bu iki uygulamadaki seçime dayalı yapısından dolayı, füzyon işleminin başarısı, birleştirilmek istenen modüllerin başarısı ile sınırlıdır. Çözümlerin birleştirilmesinin verimli olabilmesi için, çözümlerden en az birinin doğru bir çözüm olması gerekir. Eğer çözümlerin hiçbiri iyi değilse, birleştirme sonrası daha doğru bir çözüm elde edilmesi beklenemez. Öte yandan, yine her iki uygulamada da, çözümlerin aynı olduğu noktalarda birleştirme işleminin bir faydası olmayacaktır. Modüllerden sadece birinin doğru sonuca sahip olduğu ve yöntemin o modül sonucunu seçtiği durumda füzyon işlemi sonrası daha başarılı sonuçlar elde edilebilir.

Şekil 4.5, yöntemin benzerlik ölçütü füzyonu için sınırlarını özetlemektedir. Sawtooth görüntü çifti, yalnızca bir metriğin doğru sonuç verdiği 1147 piksele sahiptir (TKH veya TMF'nin doğru sonuç verdiği pikseller) (Şekil 4.5.(a)). Sadece bahsedilen piksellerde yapılacak iyileştirme, derinlik haritasında fark yaratabilir. Eğer istatistiksel anlama göre birleştirme, bu piksellerde doğru olan eşlemeleri seçerse, istatistiksel olarak daha anlamlı bir derinlik haritası elde edilecektir. Şekil 4.5.(b), şekil 4.5.(a)'daki pikseller içerisinden doğru olarak seçilmiş pikselleri göstermektedir. 1147 pikselin 700 tanesi (%61) doğru olarak seçilmiştir.

Benzer sınırlamayı, blok füzyonu deneylerinde de gözlemleyebiliriz. Şekil 4.6'in ilk sütunu sadece bir blok sonucunun doğru olduğu pikselleri göstermektedir (7x7 veya 9x9 boyutları). Bu pikseller, füzyon işleminin performansa etki edebileceği piksellerdir. Bunlar dışındaki pikseller, ya her iki blok boyutunun da uygun değeri vermediği, veya her ikisinin de doğru çözümü verdiği piksellerdir. İkinci sütun, yöntemin doğru blok büyüklüklerini seçtiği pikselleri göstermektedir. Son sütunda ise hatalı olan seçimler gösterilmektedir. Şekillerden de anlaşılacağı gibi, blok büyüklüklerinin füzyonu sonrası blok büyüklüğü doğru seçilmiş piksel sayısı hatalı seçimlere göre daha fazladır.



Şekil 4.5: a) Sadece bir benzerlik ölçütünün doğru sonuca sahip olduğu pikseller. İki benzerlik ölçütünün birleştirilmesi sırasında, sonuç üzerinde etkisi olacak olan pikseller. b) Birleştirmede etkili olacak pikseller içerisinde doğru seçimin yapıldığı pikseller. c) Birleştirilmenin etkili olacağı pikseller içerisinde hatalı seçimlerin yapıldığı pikseller.



Şekil 4.6: a) Barn2 resmi. Yöntem, 1744 piksel içerisinde 1146 pikseli doğru olarak seçmiştir. b) Poster resmi. 3183 piksel içerisinde 2190 tanesi doğru olarak seçilmiştir. c) Venus resmi. 2366 pikselden 1563 tanesi doğru olarak seçilmiştir.

4.5. Modül Füzyonu Yorumları

Bilgisayarla görme modüllerinin birleştirilmesinde, karmaşık olan çözüm kümesi, başka bir modülün çözüm kümesinin dahil edilmesi ile daha da karmaşık hale gelir. Bu açıdan zor bir problemdir. Tek metrik kullanımı da, benzer şekilde tek boyutlu blok ile eşleme durumunda da, problem halihazırda kötü konumlanmış bir problemdir. Yani problemin bir çözümü yerine birden fazla çözüm içeren bir çözüm kümesi vardır. Probleme ikinci bir metrik (veya blok boyutu) eklediğimizde, problemin çözüm kümesi daha da karmaşık bir hal alacaktır.

Deneylerini yaptığımız blok füzyonu ve benzerlik ölçütü füzyonu gibi problemlerde, araştırmacılar genellikle probleme bağlı sezgisel birleştirme yöntemleri kullanırlar [Klaus et al.,2006] [Sarkar and Boyer,1993]. İstatistiksel anlam ölçütü ile birleştirme işlemi bu açıdan farklılık göstermektedir. Problemden bağımsız (dağılımdan bağımsız) olması sebebiyle, farklı görme modüllerinin birleştirilmesi için kullanılabilir.

Önerilen yöntem stereo eşleme probleminin yerel çözümleri için kullanılmıştır. İstatistiksel anlam ölçütü birbirinden farklı ölçek ve dağılıma sahip benzerlik ölçütleri ve blok büyüklükleri için ortak bir ölçüt niteliği taşımaktadır. Farklı modüller istatistiksel anlam ölçütü ile ifade edilerek, birbirleri ile daha uygun bir ortamda karşılaştırabilmektedir.

Modüllerin referans dağılımlarının oluşturulması aşamasında gözlemlenen tüm sonuçların alınması yaklaşımı, referans dağılımlar oluşturulurken probleme fazladan yük binmesini engeller.

Blok füzyonu ve benzerlik ölçütü füzyonlarında, istatistiksel anlam ölçütü seçim yöntemi olarak kullanılmıştır. Yöntem, çözümlerin yeteri kadar iyi olmaması durumunda çözümlerden birini (istatistiksel olarak daha düşük p değerine sahip olanı) seçmek zorundadır. Çözümlerden birinin seçilmek zorunda olunmasından dolayı birleştirme işleminin performansı, yöntemlerin performansına bağlıdır. İstatistiksel anlam ölçütünün seçim yöntemi yerine, probleme farklı şekillerde dahil edilmesi durumunda daha başarılı sonuçlar elde edilebilir. Her iki füzyon uygulamasında

da birleřtirme iřlemi genel olarak iyi performans gstermiř olsa da, bazı grnt çiftlerinde hatalı seimler oluřmuřtur. Yntemin olasılık tabanlı bir yaklařım olması ve istatistiklerin α hata kabulne gre istatistiksel olarak anlamlı kabul edilmesi sebebiyle, hatalı seimler gzlemlenmiřtir. Fakat sonuların ortalaması alındıėında, istatistiksel anlamın kullanılabilir bir seim yntemi olduėu grlebilir.

5. İSTATİSTİKSEL ANLAM ÖLÇÜTÜNÜN REGULARİZASYON YAKLAŞIMINA DAHİL EDİLMESİ

Çalışmanın bu aşamasında, istatistiksel anlam ölçütü regularizasyon yaklaşımına dahil edilerek, problemin çözüm kümesi içerisinde daha anlamlı çözüme ulaşmak amaçlanmıştır. İstatistiksel anlam ölçütü regularizasyon yaklaşımına enerji eniyilemesi problemi üzerinden dahil edilmiştir. Enerji eniyilemesi, regularizasyon temelli çözümlerden biridir. Probleme ait veriler ve kısıtlar enerji terimi olarak ifade edilir ve bir amaç fonksiyonu oluşturulur. Oluşturulan amaç fonksiyonunu eniyileyen çözüm aranır.

Çalışmada istatistiksel anlam ölçütünün enerji eniyilemesi yaklaşımına dahil edilmesinin problemin çözümüne iki farklı şekilde etkisi olmuştur:

- Enerji eniyileme yaklaşımının başarılı bir çözüm üretebilmesi için, probleme ait terimler arasında dengeli bir ilişki kurulması gerekir. Çalışma içerisinde regularizasyon parametresi olarak adlandırılacak terim, probleme ait kabüllerin toplam enerji içerisindeki ağırlığını belirler. Burada dikkat çekici bir nokta vardır. Probleme ait terimler çeşitli fonksiyonel formlarda bulunabileceği için, regularizasyon parametresi, farklı fonksiyonel formlara sahip birimler arasında dengeyi kurmaya çalışmaktadır. Çalışmada, enerji terimlerinin istatistiksel anlamları ölçülerek, terimler ortak bir tabanda ifade edilir. Terimler istatistiksel anlam ölçütü ile ifade edildiği için, farklı fonksiyonel formlar ortak bir tabana taşınmış olur. Ortak tabanda ifade edilen terimler arasındaki göreceli ilişkiyi ayarlamak daha uygun olacaktır.
- Regularizasyon yaklaşımının önemli problemlerinden biri fiziksel kısıtın derecesinin yüksekliğinden ötürü özellikle süreksiz bölgelerde elde edilen sonucun yetersiz bir çözüm olmasıdır. Bu çalışmada enerji terimlerinin istatistiksel anlamları ölçülürken, her çözüm kendi dağılımında değerlendirildiği için, terimlerin enerji fonksiyonu içerisindeki görece ağırlıkları bölgesel olarak değişmiştir.

Önerilen yaklaşımın çözüm kümesi içerisinde daha iyi bir çözüme ulaştığını stereo eşleme ve imge bölütleme problemleri üzerinde gösterdik [Candemir and Akgul,2010a]. Her iki problemin enerji eniyileme çözümlerine istatistiksel anlam ölçütü dahil edilmiştir. İstatistiksel anlam ölçütü sonrası daha iyi bir çözüme ulaşıldığını göstermek için algoritmaların orjinal halleriyle elde edilen çözümler, istatistiksel anlamın dahil edilmesi sonrası elde edilen çözümler ile karşılaştırılmıştır.

Bu bölümde ilk olarak enerji terimlerinin istatistiksel anlamlarının ölçülmesi konusundan bahsedilmiştir. Önerilen yöntemde enerji eniyileme yaklaşımı çizge yapısı üzerinden modellendiği için, çizge ağırlıklarının istatistiksel anlamları ölçülmüştür. Bölüm 5.2’de imge bölütme problemine ait deney sonuçları, Bölüm 5.3’de ise stereo eşleme problemine ait deney sonuçları bulunmaktadır. Bölüm 5.4, regularizasyon problemine istatistiksel anlamın dahil edilmesi sonrası enerji terimlerinin görece ağırlıklarının nasıl değiştiğini gösteren deneyler ve yorumlar içermektedir.

5.1. Enerji Terimlerinin İstatistiksel Anlamlarının Ölçülmesi

5.1.1. İmge Bölütleme Probleminde Çizge Ağırlıkları

Çalışmada, imge bölütleme problemi için Boykov ve vd. [Boykov and Funka-Lea,2006] [Boykov and Jolly,2001] önerdiği etkileşimli bölütleme (bkz. Bölüm 2.2) yaklaşımı kullanılmıştır. Bu algoritmada çizge ağırlıkları, kullanıcı tarafından işaretlenmiş önplan ve arkaplan piksellerine göre belirlenmektedir. Eşitlik 5.1 ve Eşitlik 5.2 çizge yapısının t -tipi ayrıtlarının ağırlıklarını oluşturur. t tipi ayrıtlar enerji fonksiyonunda veri terimini oluştururlar.

$$U_{obj}(f_p, d_p) = -\ln Pr(I_p | \text{“obj”}) \quad (5.1)$$

$$U_{bcg}(f_p, d_p) = -\ln Pr(I_p | \text{“bcg”}), \quad (5.2)$$

I_p , p pikselindeki yeğlilik değeri; “obj” nesne olarak işaretlenmiş piksellere ait yeğlilik değeri dağılımı; “bcg” arkaplan olarak işaretlenmiş piksellere ait yeğlilik dağılımını göstermektedir. $Pr(I_p | \text{“obj”})$ ve $Pr(I_p | \text{“bcg”})$ ise I_p yeğlilik değerinin

nesne ve arkaplan yeğlilik dağılımındaki olasılığını (dağılım içerisinde I_p yeğlilik değerinden ne kadar oranda görüldüğünü) göstermektedir. $U_{obj}(f_p, d_p)$ ve $U_{bcg}(f_p, d_p)$, gözlemlenen d_p verisine göre çizge yapısı üzerindeki t -ayrıtının önplan (“obj”) veya arkaplan (“bcg”) etiketi olma olasılıklarını ölçer. f_p , p pikseline ait etiket değeridir, önplan veya arkaplan değerlerinden birini alır.

Regularizasyon ağırlıkları ise

$$V(f_p, f_q) = \exp\left(-\frac{(I_p - I_q)^2}{2\sigma^2}\right) \cdot \frac{1}{dist(p, q)}, \quad (5.3)$$

formülü ile belirlenir. I_p ve I_q , p ve q piksellerindeki yeğlilik değerlerini; $dist(p, q)$, i ve j pikselleri arasındaki Euclidean uzaklığı; σ ise sistem parametresini göstermektedir.

5.1.2. Stereo Eşleme Probleminde Çizge Ağırlıkları

Stereo eşleme problemi için Boykov ve vd. [Boykov et al.,1998] [Boykov et al.,2001] önerdiği algoritma kullanılmıştır. Eşitlik 5.4’deki veri terimi, fark değerinin stereo imge çifti ile uyumunu ölçer.

$$E_d(f, d) = \sum_{p \in P} U(f_p, d_p) = \sum_{p \in P} C(p, p', d(p, p')) \quad (5.4)$$

p referans görüntü düzlemindeki piksel, p' ise eşlenik imgedeki d fark uzaklığındaki pikseli gösterir. C , p ve p' piksellerinin benzerliğini ölçer. Çalışmada benzerlik ölçütü olarak toplam kareler hatası (TKH) kullanılmıştır. $U(f_p, d_p)$, d_p gözlemlenen verisine göre, p pikseline f_p etiketininin (fark değerini) atanma enerjisini göstermektedir.

Regularizasyon terimi ise, komşu piksellerin benzer fark değerine sahip olma kısıdını modeller. Stereo eşleme algoritmalarında regularizasyon kısıdı, komşu piksellerin benzer fark değerine sahip olmasıdır (Eşitlik 5.5).

$$E_s(f) = \sum_{p \in P} \sum_{q \in N_p} V(f_p, f_q) = \sum_{q \in N_p} \rho(f(p) - f(q)) \quad (5.5)$$

ρ , fark değerine ait fonksiyondur. Stereo eşleme algoritmasının ayrıntıları için Scharstein ve vd. [Scharstein and Szeliski,2002] çalışmaları incelenebilir.

5.1.3. Enerji Terimlerinin Farklı Fonksiyonel Formlara Sahip Olması

Literatürde amaç fonksiyonuna (Eşitilik 2.10) ait terimlerin ağırlıklarını belirlemek için çeşitli fonksiyonlar önerilmiştir. Toplam kareler hatası, ortalama mutlak değer farkı, kırılmış mutlak değer farkı [Scharstein and Szeliski,2003] ve olasılık histogramları [Boykov and Jolly,2001] [Boykov and Funka-Lea,2006] bunlardan bazılarıdır. Amaç fonksiyonu oluşturulurken veri ve regularizasyon terimi için farklı fonksiyonel formlar kullanılabilir. İmge bölütleme ve stereo eşleme problemlerinde çizge ağırlıklarına dikkat edilirse, veri ve regularizasyon terimlerine ait ağırlıklar farklı fonksiyonel formlara sahiptir:

- İmge bölütlemeye veri terimleri, işaretli pikseller aracılığı ile elde edilen olasılık histogramlarına dayanırken; regularizasyon enerji terimi komşu pikseller arasındaki yeğlilik değeri farklarıdır.
- Stereo eşleme yaklaşımında ise, veri terimleri yeğlilik değerleri iken, regularizasyon terimleri, yeğlilik değerine bağlı olarak değişen iki sabit değerdir.

Buradaki temel problem, aynı enerji fonksiyonu içerisinde, farklı fonksiyonlara sahip terimlerin bulunmasıdır. Regularizasyon parametresi, birbirinden farklı formlara sahip terimler arasındaki ilişkiyi ayarlamaya çalışmaktadır. Bu çalışmada, veri ve regularizasyon terimleri, istatistiksel anlamları ölçülerek, daha ortak bir ölçüt olan istatistiksel anlam ölçütü ile (p -değeri) ifade edilmektedir. İstatistiksel anlam ölçütüne göre tekrar düzenlenen amaç fonksiyonu, enerji eniyileme yaklaşımını, istatistiksel anlamın iyilenmesi problemine dönüştürmektedir.

5.1.4. Çizge Ağırlıklarının İstatistiksel Anlamlarının Ölçülmesi

Çizge yapısında $U(f, d)$ fonksiyonu t -ayrıntıları ağırlıklandırır ve enerji fonksiyonu içerisinde veri terimlerine ait enerjiyi oluşturur. $U(f, d)$ fonksiyonu ise çizge yapısı üzerinde n -ayrıntıları ağırlıklandırır ve enerji fonksiyonu içerisinde regularizasyon terimine ait enerjiyi oluşturur. İstatistiksel anlam ölçütü regularizasyon

yaklaşımına çizge yapısı üzerindeki ayırıt ağırlıklarının istatistiksel anlamlarını ölçerek dahil edilmiştir.

S örnek uzayı çizge yapısının $U(f, d)$ ve $V(f)$ potansiyel fonksiyonları ile alabileceği tüm ağırlık değerlerini içerir. $U(f, d)$ ve $V(f)$ rastgele değişkenler, bu fonksiyonların çizge yapısı için ürettiği ağırlık değerleri de x çözümlerini göstermektedir. Bu bilgiler ile $U(f, d)$ ve $V(f)$ rastgele değişkenleri için olasılık dağılımları Eşitlik 5.7 ve Eşitlik 5.8'deki gibi formüllenebilir. Eşitlik 5.6 istatistik literatüründe geçen olasılık dağılımını göstermektedir.

$$f(x) = P(X = x) \quad (5.6)$$

$$f(x_p) = P(U(f, d) = x_p), \quad x_p = U(f_p, d_p) \quad (5.7)$$

$$f(x_p) = P(V(f) = x_p), \quad x_p = V(f_p, f_q) \quad (5.8)$$

Eşitlik 5.7 amaç fonksiyonunun veri terimine ait olasılık dağılımını (referans dağılımı) oluşturur. $U(f, d)$ fonksiyonun çizge yapısı için ürettiği tüm x_p çözümleri dağılım değerlerini verecektir. x_p , çizge yapısı üzerindeki p pikseline f_p etiketinin atanma maliyetidir. Bu değer p pikselinin t-ayrıtına ait ağırlık değerini verir. Eşitlik 5.8 ise amaç fonksiyonunun regularizasyon terimine ait olasılık dağılımını verecektir. $V(f)$ fonksiyonunun tüm çizge yapısı için ürettiği ağırlık değerleri x_p bu fonksiyona ait olasılık dağılımını oluşturur. $x - p$ çözümü, p pikselinin komşu q pikseli ile ilişkisi sonucu elde ettiği ağırlık değeridir.

Veri ve regularizasyon terimlerine ait olasılık dağılımları oluşturulduktan sonra, bu olasılık dağılımları ile birikimli olasılık dağılımları oluşturulur. Eşitlik 5.10 veri terimleri için birikimli olasılık dağılımını, Eşitlik 5.11 ise regularizasyon terimi için birikimli olasılık dağılımını oluşturur. Bu dağılımlar x_p çözümü için p -değerini verecektir. Veri terimi için $x_p = U(f_d, d_p)$, regularizasyon terimi için ise $x_p = V(f_p, f_q)$.

$$F(x) = P(X \leq x) = \sum_{-\infty}^x P(X = x) \quad (5.9)$$

$$F(x_p) = P(U(f, d) \leq x_p), \quad x_p = U(f_p, d_p) \quad (5.10)$$

$$F(x_p) = P(V(f, d) \leq x_p), \quad x_p = V(f_p, f_q) \quad (5.11)$$

Referans dağılımlar oluşturulduktan sonra, çizge yapısı üzerindeki her terim, kendi dağılımı içinde değerlendirilerek, terimlerin istatistiksel anlamları ölçülür. Eşitlik 2.10'deki amaç fonksiyonu istatistiksel anlamın en iyileştirilmesi olarak yeniden düzenlenmiştir.

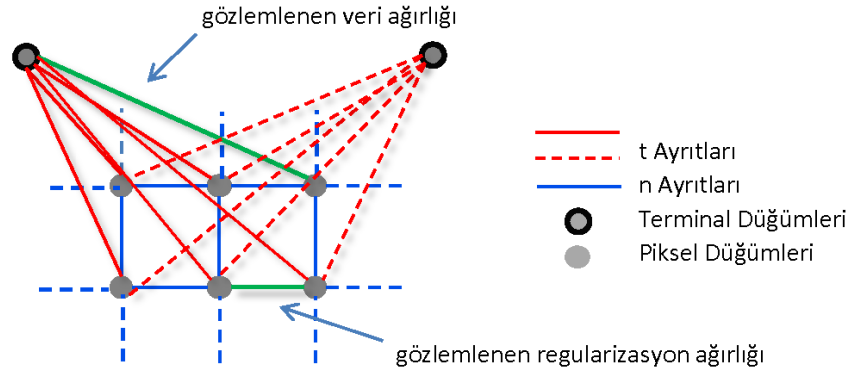
$$E^s(f, d) = \sum_{p \in P} F(U(f_p, d_p)) + \lambda \sum_{p \in P} \sum_{q \in N_p} F(V(f_p, f_q)). \quad (5.12)$$

Şekil 5.1'de, çizge ayrıtlarının istatistiksel anlamlarının ölçülmesi grafik üzerinde gösterilmektedir. Terminal düğümleri ve piksel düğümleri arasındaki ayrıtlar t -ayrıtlarını oluşturur. Grafik üzerinde kırmızı çizgilerle gösterilmişlerdir. Bu ayrıtların ağırlıkları ile veri terimi için referans dağılım oluşturulur (Şekil 5.1.b). Komşu piksel-leri birbirine bağlayan n -ayrıtlar ağırlıkları ise (mavi) regularizasyon teriminin referans dağılımını oluşturur. İstatistiksel anlamı ölçülecek x_p çözümleri için her iki ayrıttan birer tane örnek ayrıt seçilmiştir (şekil üzerinde yeşil ayrıtlar olarak belirtilmiştir). Bu iki ayrıt farklı fonksiyonlara göre ağırlıklandırılmış olsa da, istatistiksel anlam ölçütü sonrası ortak bir tabana taşınarak birbirleri ile karşılaştırılabilir bir konuma gelmiştir. Böylece amaç fonksiyonu içerisindeki farklı formülasyondan kaynaklanan eşitsiz ağırlıklandırılma problemi ortadan kalkarak, görece ağırlıkları değişmiştir. Çizge yapısı üzerindeki tüm ayrıtların istatistiksel anlamları ölçülerek, çizge yapısı yeniden ağırlıklandırılır.

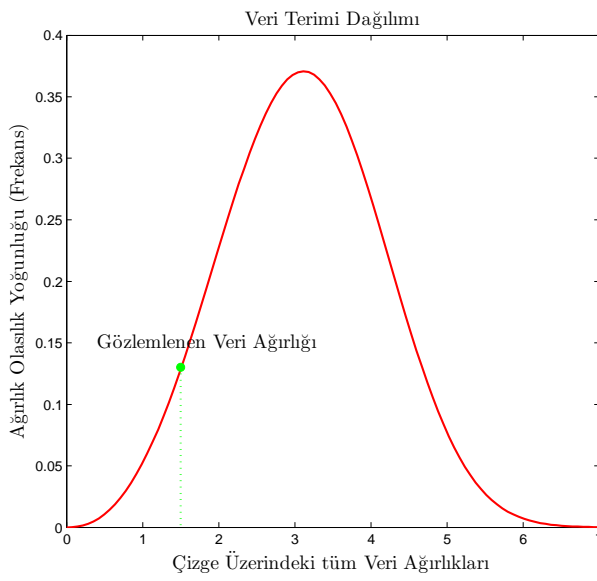
5.2. İmge Bölütleme

Deneylerde, imge bölütleme algoritmasının amaç fonksiyonunun orjinal hali (Eşitlik 2.10) ile elde ettiği bölütlemeler, istatistiksel anlam tabanlı amaç fonksiyonu (Eşitlik 5.12) ile elde edilen bölütlemelerle karşılaştırılmıştır. İstatistiksel anlam kısıdı, terimleri istatistiksel anlam ölçütünde ifade ederek, enerji eniyilemeyi istatistiksel olarak daha anlamlı olanı seçmeye yönelttiği için, önerilen yaklaşımın daha iyi bölütlemeler elde etmesi beklenmektedir.

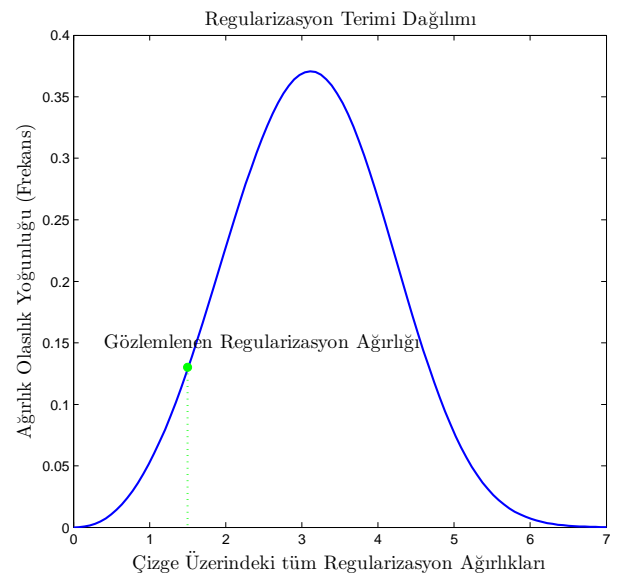
Deneyde ilk olarak, bölütleme algoritması için çizge yapısı oluşturulur. Eğiticili bölütleme algoritması kullanıldığı için, bazı pikseller önplan ve arkaplan olarak işaretlenmiştir. İşaretli piksellerin histogramları kullanılarak, çizge yapısı



(a)



(b)



(c)

Şekil 5.1: a) Örnek çizge yapısı. t ayrıtları kırmızı, n -ayrıtları ise mavi ile gösterilmiştir. b) Veri terimine ait referans dağılım. Gözlemlenen veri ayrıtının istatistiksel anlamının ölçülmesi. c) Regularizasyon terimine ait referans dağılım. Gözlemlenen regularizasyon ayrıtının istatistiksel anlamının ölçülmesi.

üzerindeki ağırlıklar belirlenir (Eşitlik 5.1, 5.2, 5.3). Çizge yapısı ağırlıkları ile veri ve regularizasyon terimlerine ait referans dağılım oluşturulur. Referans dağılımlar kullanılarak, Bölüm 5.1'de anlatıldığı şekilde, çizge yapısı üzerindeki tüm ayrıtların istatistiksel anlamları ölçülür. Çizge yapısı istatistiksel anlam ölçütüne göre tekrar modellenir. Orjinal çizge yapısı ile istatistiksel anlam tabanlı çizge yapısı üzerinde eniyi kesme - en fazla akış algoritması çalıştırılarak bölütlemeler (etiket düzenleri) elde edilir. Hem çizge üzerindeki gerçek ağırlıklar (orjinal enerji eniyileme), hem de istatistiksel anlam değerleri (istatistiksel tabanlı enerji eniyileme) kullanılarak

algoritmayı eniyileyen f etiket düzenleri hesaplanır. Elde edilen bölütlemeler, tam doğru bölütleme ile karşılaştırılarak, hata değerleri hesaplanır (Eşitlik 5.13).

$$Hata[\%] = \frac{1}{N} \sum_{p \in P} |s_C(p) - s_T(p)| \quad (5.13)$$

s_C ve s_T sırası ile hesaplanan ve tam doğru bölütleme bilgileridir. N imge üzerindeki toplam piksel sayısını göstermektedir.

Optimal Bölütlemelerin Elde Edilmesi: İstatistiksel anlam tabanlı yaklaşımın çözüm kümesi içerisinde daha iyi çözüme ulaştığını göstermek için, orjinal ve modifiye edilmiş yaklaşımların optimal çözümleri karşılaştırılmıştır. Optimal bölütleme çözümü optimal λ değeri ile elde edilir. Optimal λ değeri, veri ve regularizasyon terimleri arasındaki ilişkiyi en iyi şekilde düzenleyen değerdir. Optimal λ değerlerinin bulunabilmesi için her iki algoritmada 0-1 aralığındaki olası tüm λ değerleri ile bölütlemeler elde edilmiştir. Regularizasyon parametresinin alabileceği değerleri 0 – 1 arasında değiştirebilmek için enerji formülleri (Eşitlik 2.10, Eşitlik 5.12) tekrar düzenlenmiştir (Eşitlik 5.14, Eşitlik 5.15).

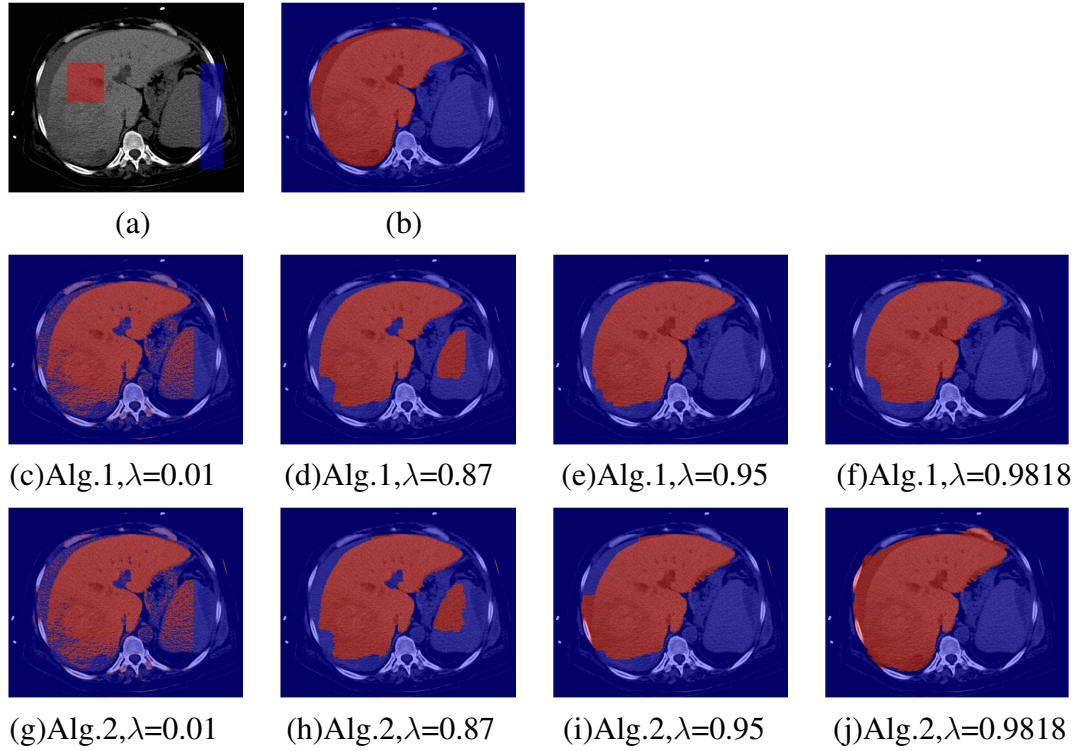
$$E(f, d) = (1 - \lambda) \sum_{p \in P} U(f_p, d_p) + \lambda \sum_{p \in P} \sum_{q \in N_p} V(f_p, f_q), \quad (5.14)$$

$$E^s(f, d) = (1 - \lambda) \sum_{p \in P} F(U(f_p, d_p)) + \lambda \sum_{p \in P} \sum_{q \in N_p} F(V(f_p, f_q)). \quad (5.15)$$

5.2.1. Tıbbi İmge Bölütleme Deneyleri

Karaciğer bilgisayarlı tomografi (BT) imgesi üzerinde yapılmış deney sonuçları Şekil 5.2'de gösterilmektedir. Bölütlenecek imge Şekil 5.2.(a), tam doğru bölütleme sonucu da Şekil 5.2.(b)'de gösterilmektedir. (Önplan kırmızı, arkaplan mavi renk tonu ile gösterilmiştir. Tıbbi deneylerin tamamında bu renk tonları kullanılacaktır). Şekil 5.2.(c-f) orjinal yaklaşımla elde edilen bölütlemeleri, Şekil 5.2.(g-j) ise istatistiksel anlam tabanlı enerji eniyilemesi ile elde edilen bölütlemeleri göstermektedir. Bölütlemelerin hangi algoritma ile elde edildiği, bölütleme sonuçlarının altında belirtilmiştir. Orjinal enerji eniyileme yaklaşım ile elde edilen en iyi bölütleme sonucu şekil 5.2.(e)'de bulunmaktadır. Optimal λ değeri 0.95, en küçük hata oranı ise %4.91

olarak bulunmuştur. Şekil 5.2.(j) ise, istatistiksel anlam tabanlı enerji eniyilemesi ile bulunan en iyi bölütleme sonucudur. Optimal λ değeri 0.9818, bu λ değeri ile elde edilmiş hata oranı ise %2.23'dür. Bölütlemelere ait tüm sonuçlar Çizelge 5.1'de bulunmaktadır.



Şekil 5.2: (a) Karaciğer BT imgesi, önplan (kırmızı) ve arkaplan (mavi) bölgeleri işaretlenmiş. (b) Karaciğer görüntüsü için tam doğru bölütleme (c-f) Çizge kesme algoritması ile çeşitli λ parametreleri ile elde edilmiş bölütlemeler. (g-j) İstatistiksel anlam tabanlı enerji eniyilemesi ve çeşitli λ parametreleri ile elde edilmiş bölütleme sonuçları. Alg.1 genel enerji eniyilemesini, Alg.2 ise istatistiksel anlam tabanlı enerji eniyilemesi algoritmalarını göstermektedir. Bölütlemelere ait sonuçlar Çizelge 5.1'de verilmiştir.

Çizelge 5.1: Şekil 5.2(c-j)'deki bölütlemelere ait λ değerleri ve hata yüzdeleri. Koyu fontlar, en iyi bölütlemelere (optimal λ) ait sonuçları göstermektedir.

Şekil	Genel Enerji Yaklaşımı			İstatistiksel Anlam Tabanlı Enerji Yaklaşımı			
	λ	Hata [piksel]	Hata [%]	Şekil	λ	Hata [piksel]	Hata [%]
5.2c	0.01	21085	9.51	5.2g	0.01	21018	9.48
5.2d	0.87	17878	8.07	5.2h	0.87	17662	7.94
5.2e	0.95	10890	4.91	5.2i	0.95	9785	4.42
5.2f	0.9818	12765	5.76	5.2j	0.9818	4935	2.23

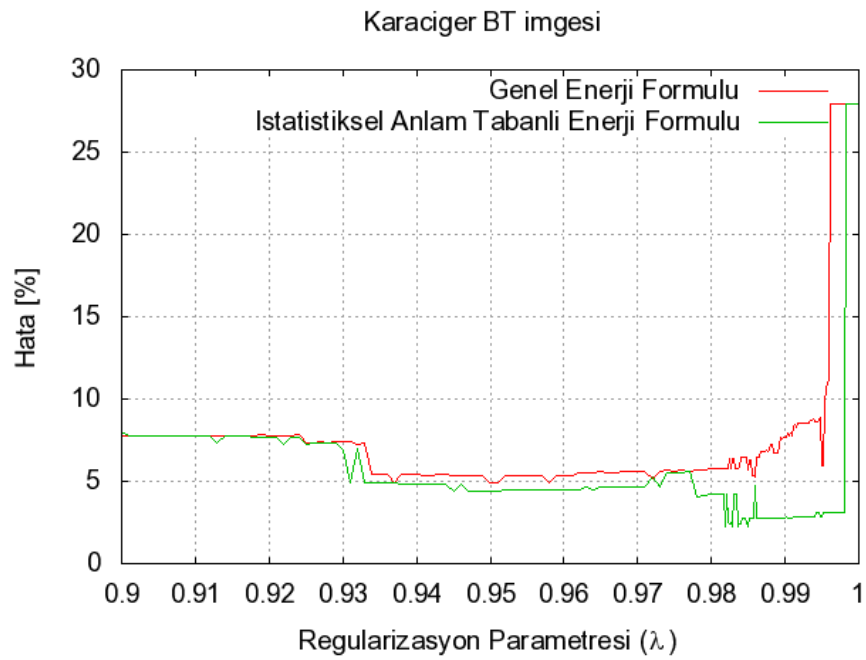
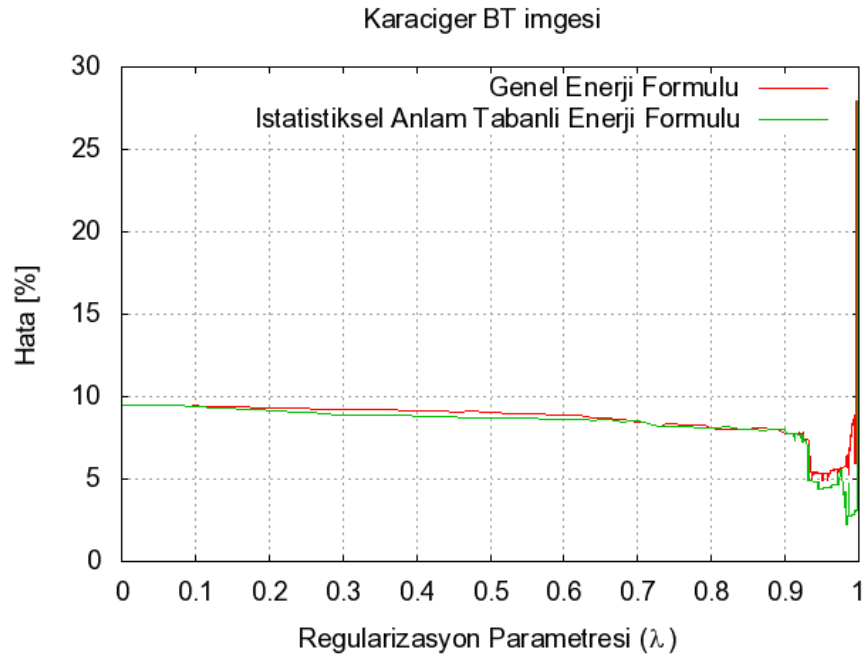
Şekil 5.2, sınırlı sayıdaki λ değerine ait bölütleme çözümlerini göstermektedir. Deneilerde, en iyi bölütlemeyi bulabilmek için λ değeri 0-1 aralığında 0.01 basamak-

larla değiştirilmiş, çizge kesme algoritması her iki çizge yapısı üzerinde çalıştırılarak, bölütlemeler elde edilmiştir. Her bölütleme sonucunun hata yüzdesi Eşitlik 5.13 kullanılarak hesaplanmıştır. Grafik 5.3a, karaciğer BT görüntüsüne ait λ -Hata değişimini göstermektedir. Hata grafiklerinin en küçük noktaları en iyi bölütleme çözümleridir. Dikkat edilirse, istatistiksel anlam tabanlı enerji yaklaşımındaki hata yüzdeleri, yaklaşımın orjinal haline göre daha düşüktür. En iyi (optimal) regularizasyon parametreleri ile elde edilen bölütleme sonuçları da, istatistiksel anlam tabanlı yaklaşımın daha iyi çözüme ulaştığını göstermektedir. Gözlemlenen imgede, her iki enerji yaklaşımı için de en uygun regularizasyon parametresi ağırlığı 0.9-1 aralığındadır. Hata yüzdeleri arasındaki farkın daha iyi görüntülenebilmesi için λ -hata grafikleri bu aralıklar için ayrıntılı olarak gösterilmiştir (Grafik 5.3b).

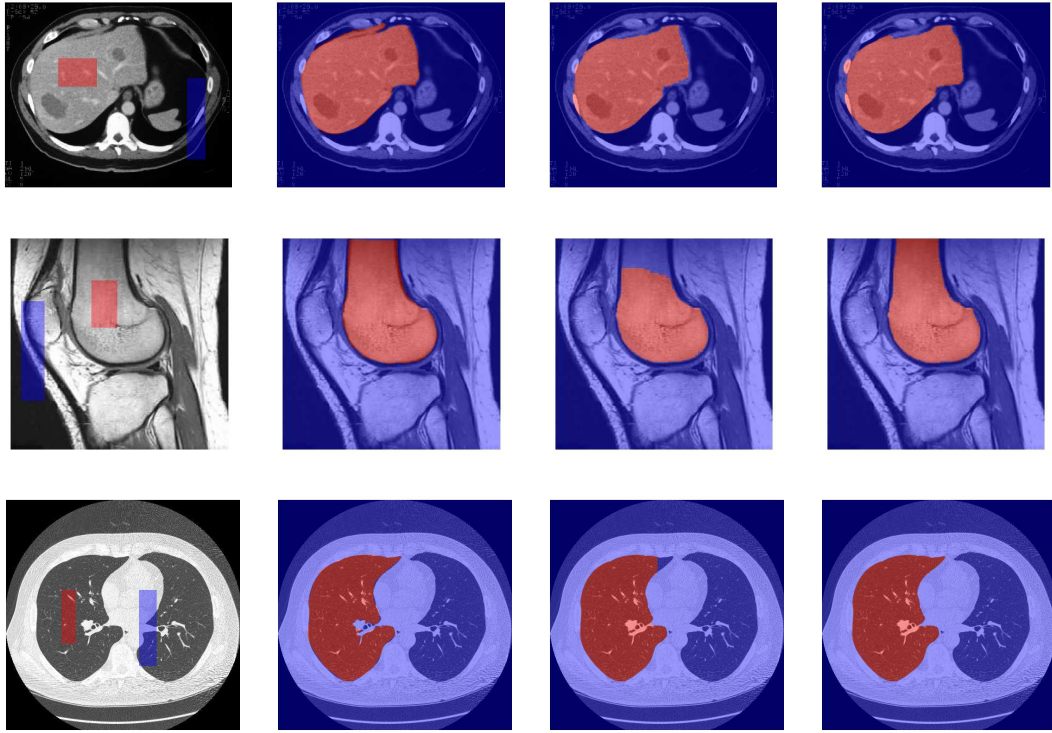
Karaciğer BT imgesi için yapılan deney, farklı tıbbi imgeler üzerinde tekrarlanmıştır. Şekil 5.4’de bir başka karaciğer BT, bir diz manyetik rezonans imgesi (MRI) ve bir akciğer BT görüntüleri bulunmaktadır. İlk kolon, kullanıcı tarafından önplan/arkaplan olarak işaretlenmiş imgeleri göstermektedir. Tam doğru bölütleme sonuçları ikinci kolondadır. Üçüncü kolon, orjinal enerji yaklaşımı ile elde edilen en iyi bölütlemeleri göstermektedir. İstatistiksel anlam tabanlı enerji yaklaşımı ve optimal regularizasyon parametreleri ile elde edilmiş bölütleme sonuçları ise dördüncü kolondadır. Bölütleme sonuçlarına ait hata yüzdeleri Çizelge 5.2’de bulunmaktadır. 0 – 1 aralığındaki λ değerleri ile elde edilmiş λ -Hata grafikleri ise Grafik 5.5’dedir. Optimal regularizasyon parametre aralığı 0.9-1 olduğu için, bu aralıktaki hata oranları ayrıntılı olarak gösterilmiştir.

Çizelge 5.2: Şekil 5.4’deki bölütlemelere ait hata yüzdeleri.

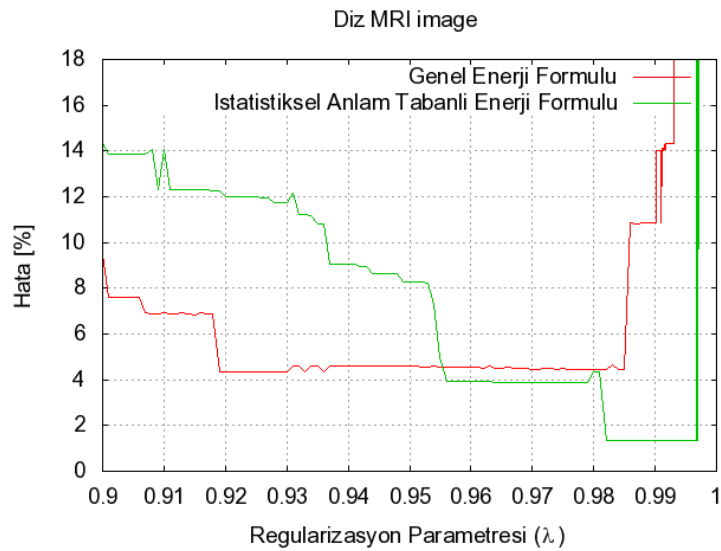
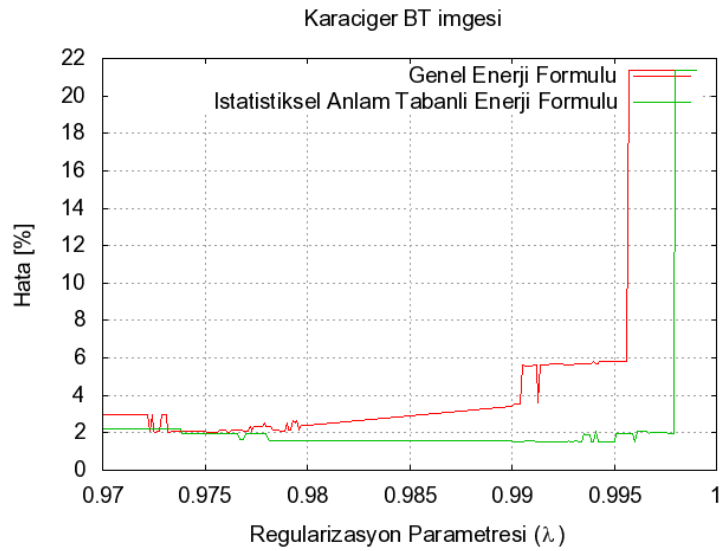
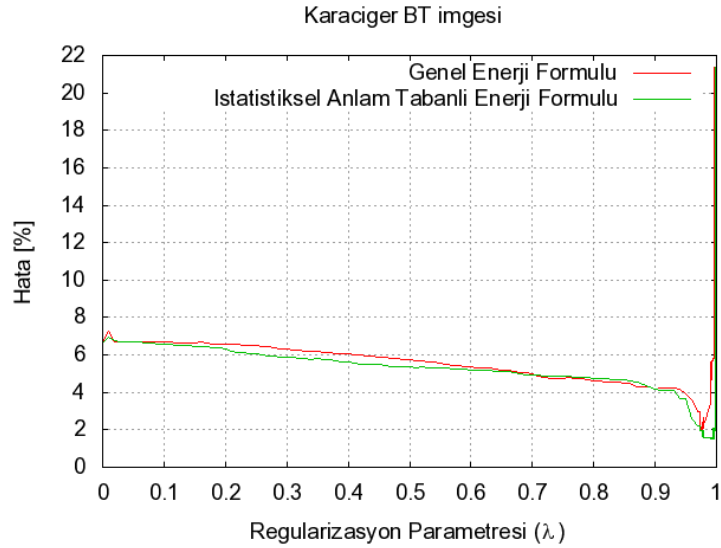
Şekil	Genel Enerji Yaklaşımı			İstatistiksel Anlam Tabanlı Enerji Yaklaşımı		
	λ	Hata [piksel]	Hata [%]	λ	Hata [piksel]	Hata [%]
Liver BT	0.9751	2989	2.05	0.9921	2159	1.52
Knee MRI	0.936	5236	4.32	0.993	1613	1.33
Lung BT	0.98	2269	0.9	0.997	1731	0.69



Şekil 5.3: (a) Şekil 5.2'deki Karaciger BT imgesi için λ -Hata grafiği (b) Aynı hata grafiğinin 0.9-1 aralığında ayrıntılı gösterimi.



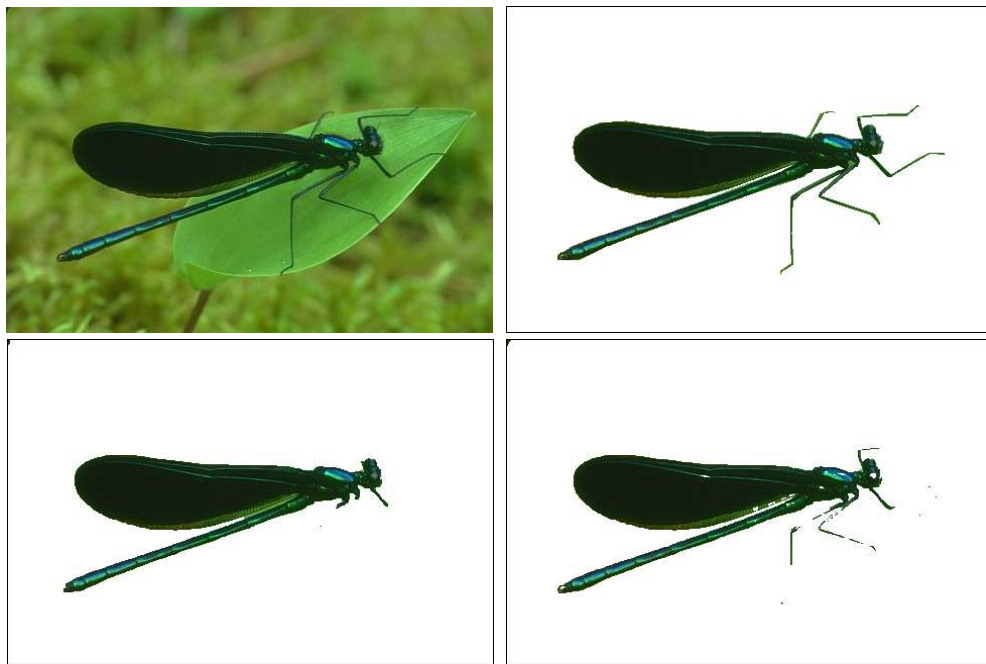
Şekil 5.4: 1.Kolon: Karaciğer BT, diz MRI ve akciğer BT görüntüleri [Cornell]. Kullanıcı tarafından işaretlenmiş, imgelere ait öncül bölütleme bilgileri. 2.Kolon: İmgelere ait tam doğru bölütleme bilgileri. 3.Kolon: Orjinal enerji yaklaşımı ile elde edilmiş optimal bölütleme sonuçları. 4.Kolon: İstatistiksel anlam tabanlı enerji yaklaşımı ile elde edilmiş optimal bölütleme sonuçları. Bölütlemelere ait hata değerleri Çizelge 5.2’de gösterilmiştir.



Şekil 5.5: (a) Karaciğer BT imgesi için λ -Hata grafiği. (b) λ değerinin 0.97-1 aralığı için ayrıntılı λ -Hata grafiği. (c) Diz MRI imgesi için λ -Hata grafiği.

5.2.2. Genel İmge Bölütleme

Tıbbi imgeler ile yapılan deneyler, Berkeley bölütleme setindeki [Berkeley] imgeler için tekrarlanmıştır. Şekil 5.6, Şekil 5.7 ve Şekil 5.8 orjinal bölütleme algoritması (Alg.1) ile istatistiksel anlam tabanlı enerji yaklaşımının (Alg.2) optimal bölütleme sonuçlarını göstermektedir. Bölütleme sonuçları incelendiğinde, özellikle kenar bölgelerde, istatistiksel anlamlı yaklaşımın daha iyi sonuçlar ürettiği görülmektedir. Şekillere ait hata yüzdeleri Çizelge 5.3’de, 0 – 1 arasındaki λ değerlerine ait hata yüzdeleri ise Grafik 5.9’de bulunmaktadır.



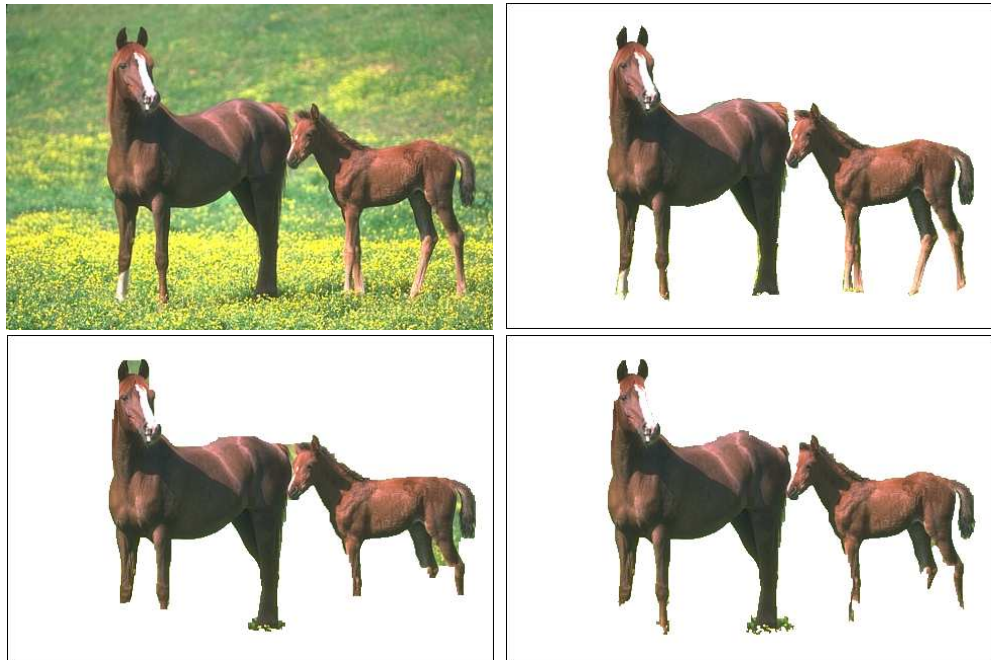
Şekil 5.6: Sol Üst: Bölütlenecek imge. Sağ Üst: Tam doğru bölütleme. Sol Alt: Orjinal enerji yaklaşımı (Alg.1) ile elde edilmiş optimal bölütleme sonucu. Sağ Alt: İstatistiksel anlam tabanlı enerji yaklaşımı (Alg.2) ile elde edilmiş optimal bölütleme sonucu.

Çizelge 5.3: Şekil 5.7’deki Bölütlemelere Ait Hata Yüzdeleri.

Şekil	Genel Enerji Yaklaşımı			İstatistiksel Anlam Tabanlı Enerji Yaklaşımı		
	λ	Hata [piksel]	Hata [%]	λ	Hata [piksel]	Hata [%]
Sinek	0.748	1998	1.29	0.884	1668	1.08
Şahin	0.97	6695	4.34	0.934	4621	2.99
At	0.949	4591	2.97	0.926	3960	2.56
Ayı	0.977	6672	4.32	0.99	4746	3.07
Mantar	0.993	4418	2.86	0.99	3423	2.22

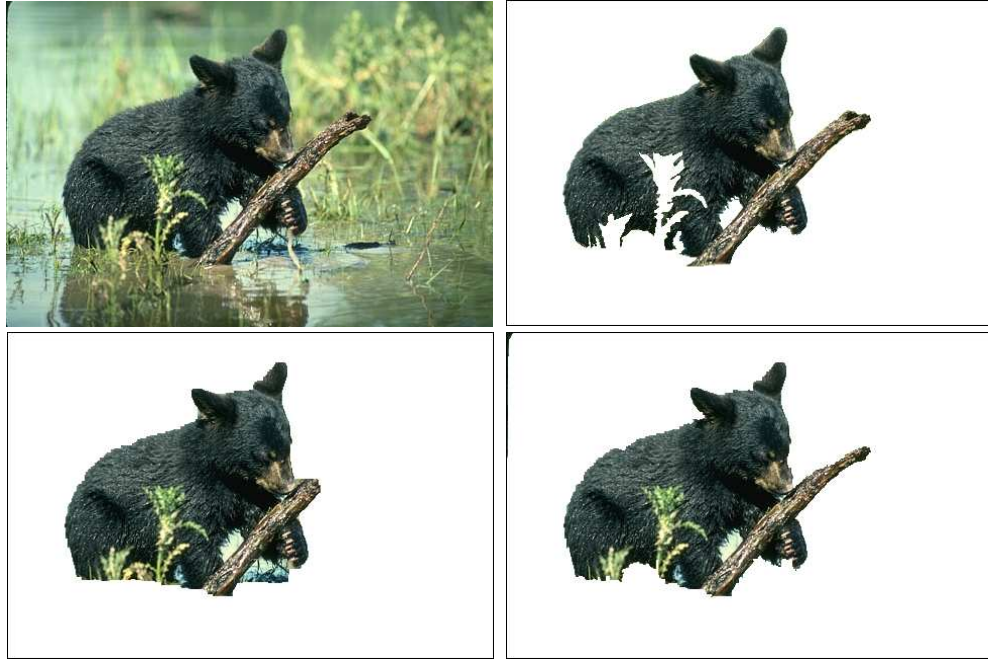


(a) - Kartal İmgesi Optimal Bölütlemeler



(b) - At İmgesi Optimal Bölütlemeler

Şekil 5.7: Sol Üst: Bölütlenecek imge. Sağ Üst: Tam doğru bölütleme. Sol Alt: Orjinal enerji yaklaşımı (Alg.1) ile elde edilmiş optimal bölütleme sonucu. Sağ Alt: İstatistiksel anlam tabanlı enerji yaklaşımı (Alg.2) ile elde edilmiş optimal bölütleme sonucu.

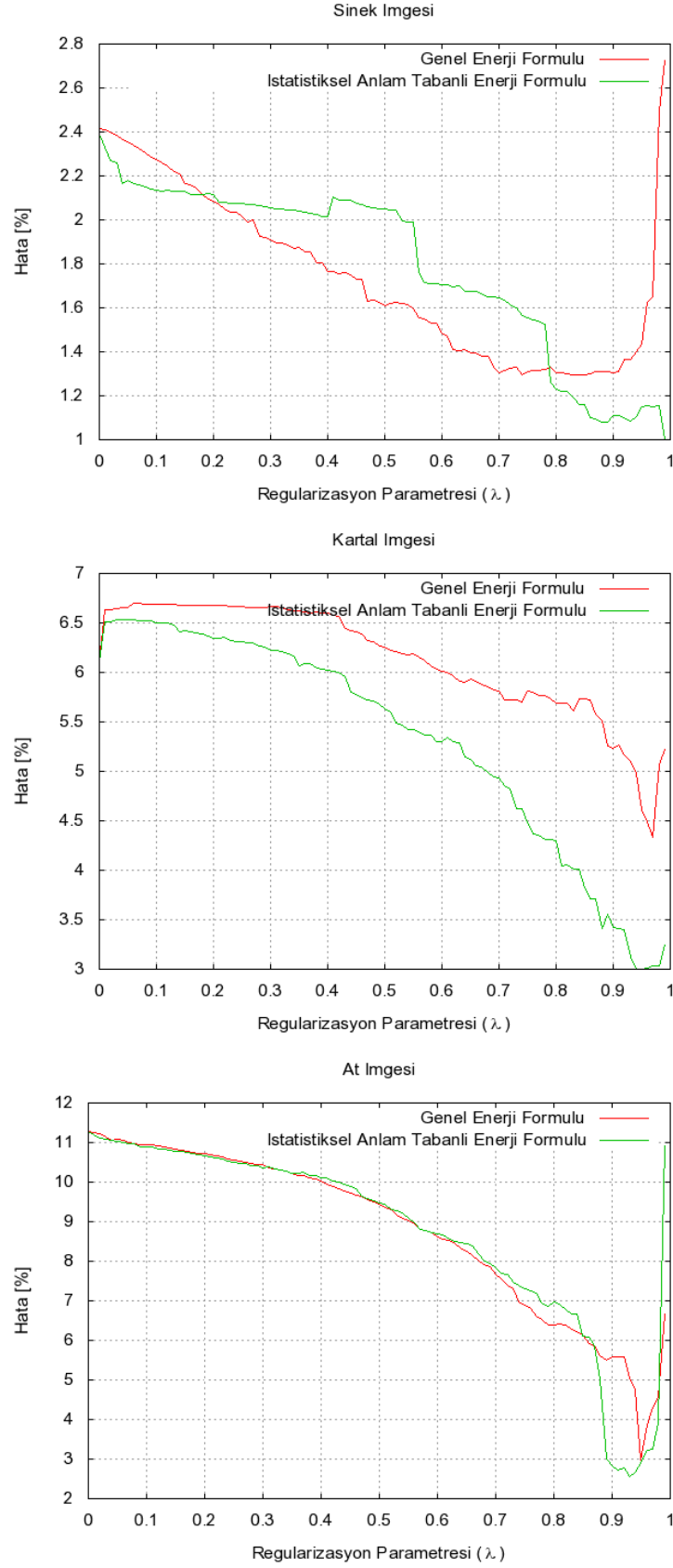


(a) - Ayı İmgesi Optimal Bölütlemeler



(b) - Mantar İmgesi Optimal Bölütlemeler

Şekil 5.8: Sol Üst: Bölütlenecek imge. Sağ Üst: Tam doğru bölütleme. Sol Alt: Orjinal enerji yaklaşımı (Alg.1) ile elde edilmiş optimal bölütleme sonucu. Sağ Alt: İstatistiksel anlam tabanlı enerji yaklaşımı (Alg.2) ile elde edilmiş optimal bölütleme sonucu.



Şekil 5.9: Şekil 5.7'deki Bölütlemelere Ait λ -Hata Grafikleri. 1.Kolon: λ -Hata Grafikleri. 2.Kolon: Hata grafikleri optimal bölgeler için ayrıntılı olarak gösterilmiştir.

5.3. İstatistiksel Anlam Tabanlı Stereo Eşleme

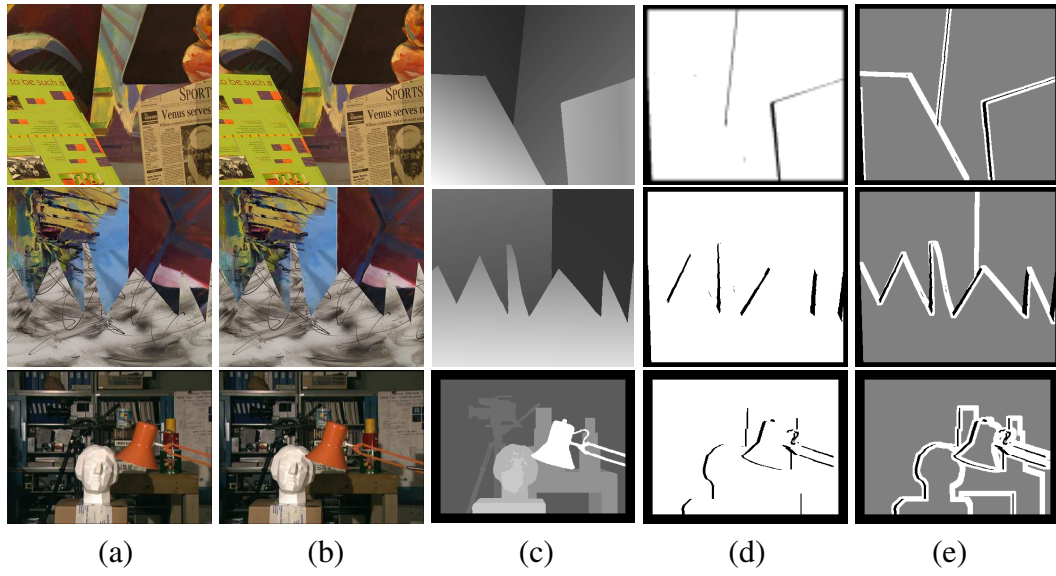
Stereo eşleme probleminin enerji eniyileme çözümüne, tıpkı imge bölütleme algoritmalarında olduğu gibi, çizge yapısı oluşturularak başlanmıştır. Veri ağırlıkları Eşitlik 5.4 ile, regularizasyon ağırlıkları ise Eşitlik 5.5 ile belirlenmiştir. t -ayrıtlarının ağırlıkları ile veri enerjisinin referans dağılımı; n -ayrıtlarının ağırlıkları ile de regularizasyon teriminin referans dağılımı oluşturulmuştur. Çizge üzerindeki tüm ağırlıkların, referans dağılımlar kullanılarak, istatistiksel anlamları ölçülmüştür. Hem orjinal ağırlıklı, hem de istatistiksel anlam ağırlıklı çizge yapılarının, en az maliyetli kesme - en fazla akış algoritması ile, f etiket düzenleri bulunmuştur. Etiketler, stereo probleminde fark değerini gösterirler. Her iki yaklaşımla da bulunan fark haritaları, tam doğru fark haritaları ile karşılaştırılarak, bulunan çözümlerin hata yüzdeleri hesaplanmıştır. Hata ölçümlerinde, fark değeri hatalı bulunmuş piksel sayısı kullanılmıştır (Eşitlik 5.16).

$$Hata[\%] = \frac{1}{N} \sum_{p \in P} (|d_C(p) - d_T(p)| > \delta_d) \quad (5.16)$$

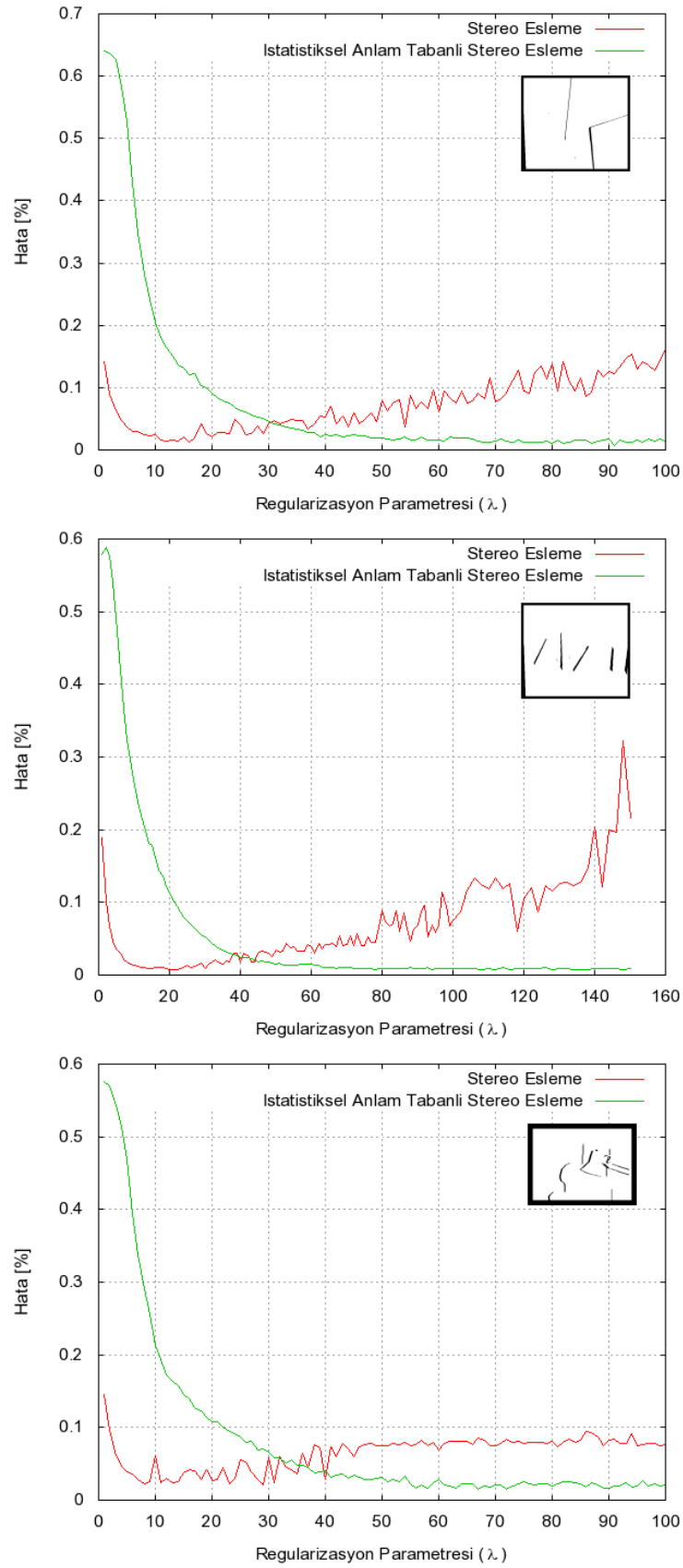
d_C ve d_T sırası ile algoritma sonrası elde edilen fark değerini ve tam doğru fark değerini göstermektedir. N , piksel sayısı, δ_d ise hata ölçümünde kabul edilen (tolerans) fark değeri farkıdır. Deneylerde, $\delta_d = 1$ olarak belirlenmiştir.

Fark haritalarının hata değerleri ölçülürken Middlebury değerlendirme sayfası [Middlebury] kullanılmıştır. Değerlendirmede hata değerleri 3 ayrı bölge için hesaplanmıştır. 1. Bölgede, resmin kenar ve kapanma gözlenen pikselleri hesap dışı bırakılmıştır. 2. Bölgede, kenar bölgeler dışındaki pikseller için hata yüzdeleri hesaplanmıştır. 3. Bölge ise süreksiz bölgelere yakın piksellerin hata değerlerinin ölçüldüğü kısımdır. Şekil 5.10-(d-e) kolonlarında, 1. ve 3. bölgeler gösterilmiştir. Sadece beyaz bölgeler için hata ölçümleri yapılmaktadır.

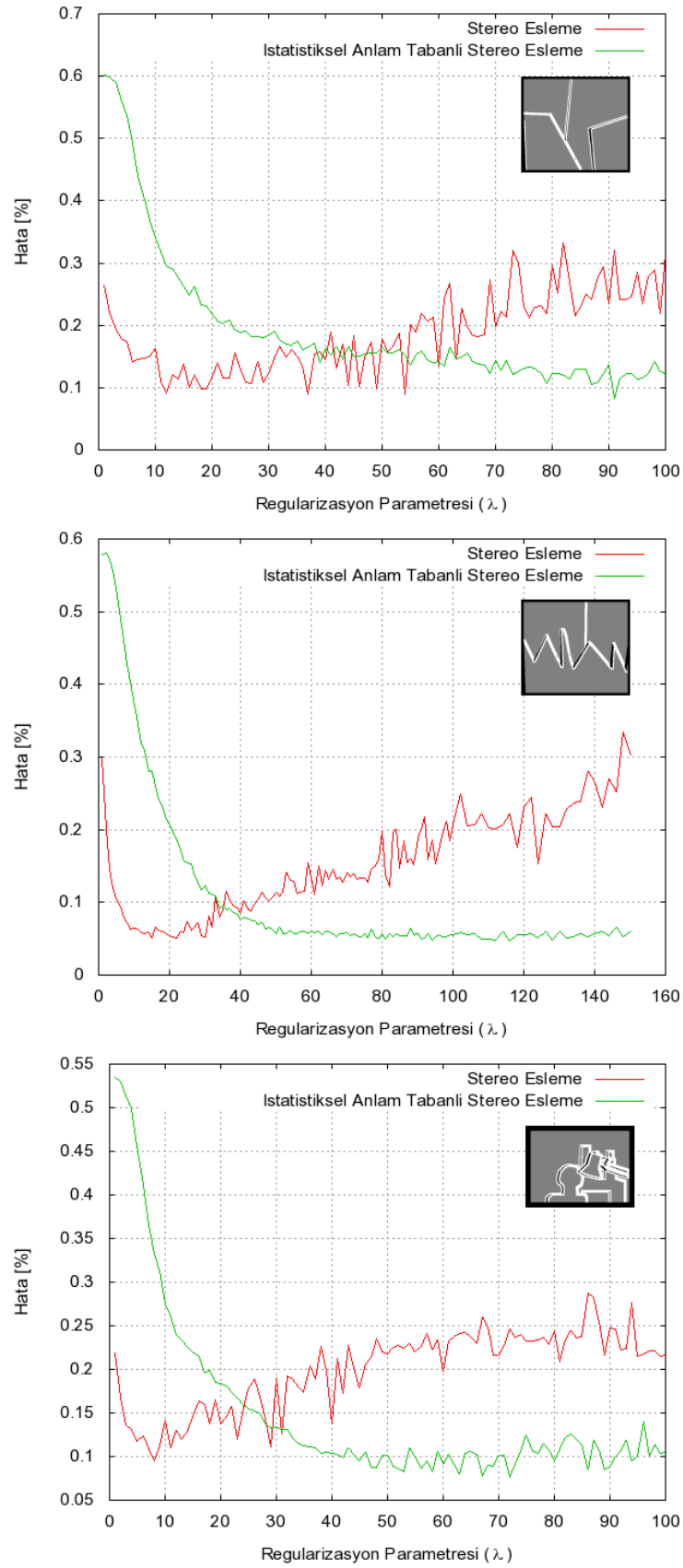
En iyi derinlik haritasını bulabilmek için, veri ve regularizasyon terimleri arasındaki ilişkiyi en iyi düzenleyen λ ile eniyileme yapılması gerekir. Deneyde, 0-150 arasındaki λ değerleri ile elde edilen derinlik haritalarının hata yüzdeleri hesaplanmış, Şekil 5.12'deki λ -Hata grafikleri elde edilmiştir.



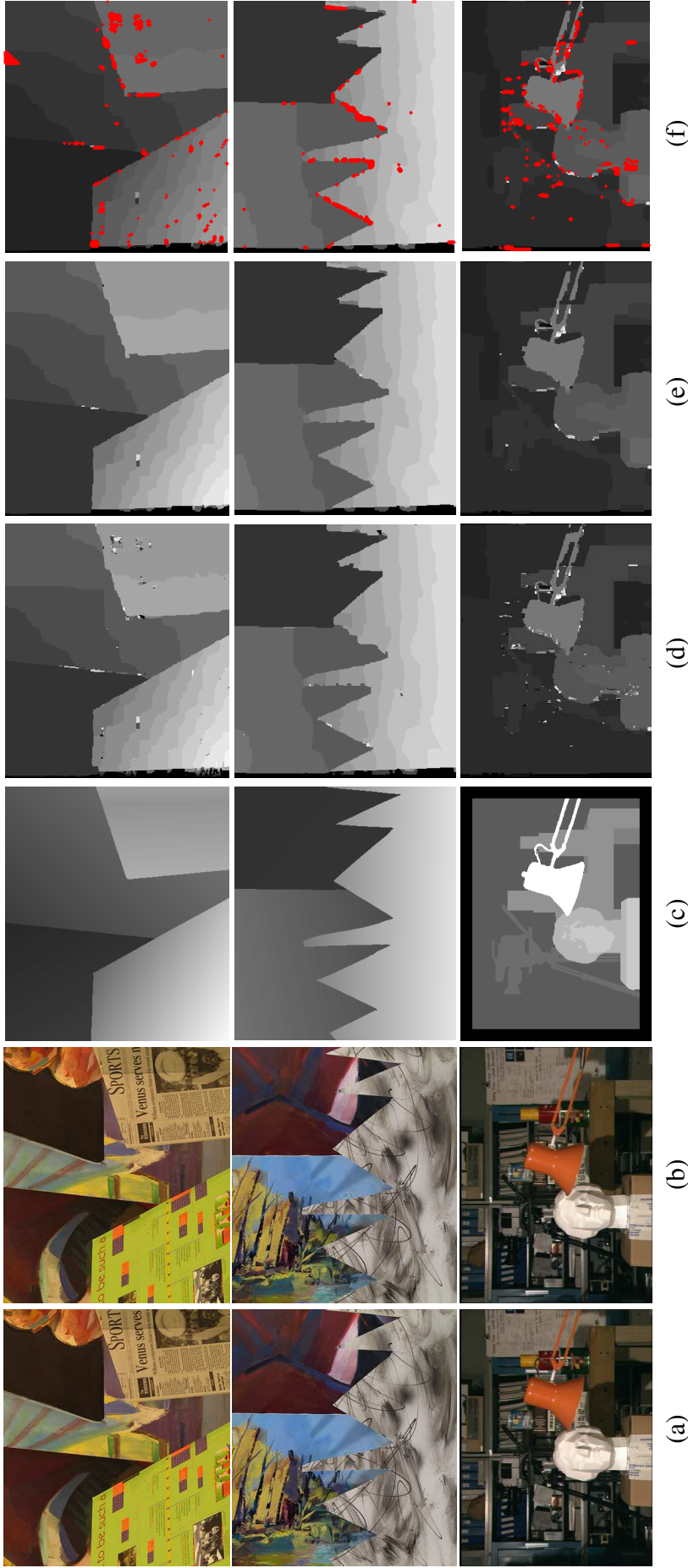
Şekil 5.10: a-b) Stereo imge çifti. 1.Satır: Venus imgesi. 2.Satır: Sawtooth imgesi. 3.Satır: Tsukuba imges. c) Tam doğru derinlik haritası. d) 1.bölge. e) 3.bölge. Her bölgede sadece beyaz pikseller için hata yüzdeleri hesaplanmıştır.



Şekil 5.11: λ -Hata grafikleri. Kırmızı eğri, orjinal çizge yapısı ile elde edilmiş derinlik haritalarının hata yüzdeleri; yeşil renkli eğri ise, istatistiksel anlam değerleri ile oluşturulan çizge yapısından elde edilmiş derinlik haritalarının hata yüzdeleri göstermektedir. Her iki eğrinin en küçük değerleri Çizelge 5.3'de 1.bölge kolonlarında listelenmiştir.



Şekil 5.12: λ -Hata grafikleri. Kırmızı eğri, orjinal çizge yapısı ile elde edilmiş derinlik haritalarının hata yüzdeleri; yeşil renkli eğri ise, istatistiksel anlam değerleri ile oluşturulan çizge yapısından elde edilmiş derinlik haritalarının hata yüzdeleri göstermektedir. Her iki eğrinin en küçük değerleri Çizelge 5.3'de 3.Bölge kolonlarında listelenmiştir.



Şekil 5.13: Enerji eniyilemesi ile elde edilen optimal derinlik haritaları. 1.Satır: Venus imgesi. 2.Satır: Sawtooth imgesi. 3.Satır: Tsukuba imgesi. c) Tam doğru derinlik haritası. d) Geleneksel enerji eniyileme yaklaşımı ve optimal λ ile elde edilen derinlik haritası. e) İstatistiksel anlam tabanlı enerji eniyileme ve optimal λ ile elde edilen derinlik haritası. f) İstatistiksel anlam tabanlı enerji eniyileme algoritmasının iyileştirdiği pikseller kırmızı ile gösterilmiştir. Haritalara ait hata yüzdeleri Çizelge 5.3’de verilmiştir.

Çizelge 5.4: Şekil 5.13'deki derinlik haritalarına ait hata yüzdeleri. Hatalar 3 ayrı bölge için hesaplanmıştır.

İmge	λ	Genel Enerji Yaklaşımı			λ	İstatistiksel Anlam Tabanlı Enerji Yaklaşımı		
		Hata [%]				Hata [%]		
		1.Bölge	2.Bölge	3.Bölge		1.Bölge	2.Bölge	3.Bölge
Venus	12	1.3551	2.9457	9.0418	91	0.7715	2.3431	8.2543
Sawtooth	22	0.7645	3.1147	5.0651	116	0.7442	2.9541	4.6785
Tsukuba	8	2.3175	4.4552	9.4490	72	1.4478	3.3628	7.6314

1.Bölge: Hata, kapanma olmayan bölgelerde hesaplanmaktadır.

2.Bölge: Hata, kenar bölgeler dışında tüm bölgelerde hesaplanmaktadır.

3.Bölge: Hata, süresiz bölgelere yakın piksellerde hesaplanmaktadır.

5.4. Deney Gözlemleri ve Yorumlar

Deneyleerde istatistiksel anlam kısıdı, enerji eniyileme çerçevesi içerisinde iki farklı görme problemine uygulanmıştır. Her iki uygulamaya ait deneyleerde istatistiksel anlam ölçütünün dahil edildiği enerji eniyileme yaklaşımı, geleneksel enerji eniyileme yaklaşımı ile karşılaştırılmıştır. Her iki yaklaşımında optimal çözümleri, tam doğrular (tam doğru bölütleme sonuçları veya tam doğru fark haritaları) ile karşılaştırılarak hata yüzdeleri hesaplanmıştır. Önerilen yaklaşımın hata oranı, geleneksel yaklaşım ile elde edilen çözümlerin hata oranlarından daha düşüktür. λ -Hata grafikleri incelendiğinde sadece optimal sonuçların değil, genel olarak önerilen yaklaşımın hata yüzdelerinin daha düşük olduğu görülebilir. Elde edilen çözüm sonuçlarının daha iyi olduğu hem bölütleme probleminde hem de stereo eşleme probleminde görsel olarak da farkedilebilmektedir.

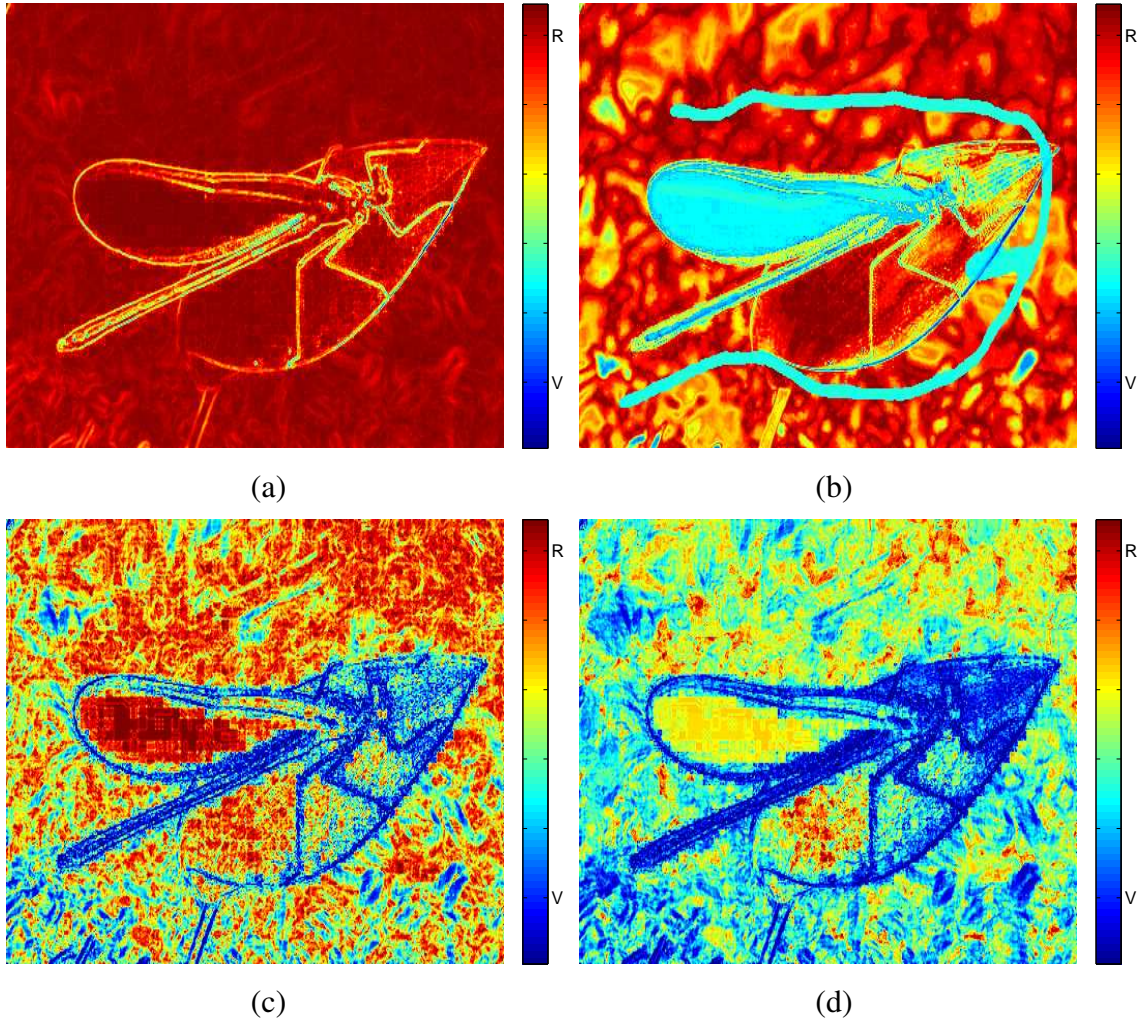
Enerji eniyileme yaklaşımında, amaç fonksiyonu, veri ve regularizasyon terimlerinin doğrusal toplamı ile oluşur. Regularizasyon parametresi, bu iki terimin, amaç fonksiyonu içerisindeki göreceli ağırlıklarını belirler. Yüksek bir regularizasyon değeri regularizasyon terimlerinin etkisini arttırırken; düşük bir regularizasyon değeri ise veri terimlerinin toplam enerji içindeki etkisini arttıracaktır. Önerilen yaklaşımda, terimlerin kendi dağılımı içerisinde değerlendirilerek yeniden düzenlenmesi, her pikselin veri-regularizasyon ağırlık oranını değiştirmiştir. Bu değişikliği görsel olarak ifade edebilmek için çizge üzerindeki ayırıt ağırlıklarını [0-1] aralığında normalize

edip, iki farklı harita oluşturduk (Şekil 5.14). Mavi tonlar veri ağırlığının, kırmızı tonlar ise regularizasyon ağırlığının yoğunluğunu göstermektedir. 1. Kolon, piksellerin regularizasyon ağırlıklarından oluşan haritadır. Kırmızı ton yükseldikçe, o pikselin regularizasyon ağırlığının, diğer piksellerin regularizasyon ağırlığına göre daha fazla olduğunu söyleyebiliriz. 2. Kolon ise, her pikseldeki regularizasyon ağırlığının, veri ağırlığına oranıdır. İmge üzerindeki her pikselin ağırlık oranları Formül 5.17 ile hesaplanmıştır. Renk haritaları üzerindeki kırmızı ton yükseldikçe, regularizasyon ağırlığının veri ağırlığına oranının arttığını söyleyebiliriz. Şekil 5.14-(a-b) haritaları, orjinal çizge yapısının, sırası ile regularizasyon ve regularizasyon/veri ağırlıklarıdır. Şekil 5.14-(c-d) ise, p -değerleri ile ifade edilmiş ağırlıklardır.

$$\frac{\lambda E_s(f_i, f_j)}{E_d(f_i, d_i)} \quad \forall i \in I \quad (5.17)$$

Şekiller incelendiğinde, p -değeri ile ifade edilen haritalarda, resmin kenar bölgelerinde veri teriminin ağırlığının arttığı görülebilir. Özellikle Şekil 5.14-(c) haritasında, resmin kenar bölgelerindeki piksellerin regularizasyon terimleri belirgin mavi tonlardadır. Bir diğer ifade ile, amaç fonksiyonu oluşturulurken, bu piksellerin veri terimlerinden gelen bilgi daha fazla dikkate alınmaktadır. Regularizasyon parametresi, regularizasyon terimlerinin tüm enerji toplamındaki göreceli ağırlığını belirler. Deneylerde istatistiksel anlamı dahil ettiğimiz her iki algoritma da, resmin geneli için tek bir regularizasyon parametresi kullanmaktadır. p -değerlerine çevrilmiş olan ağırlıklar ise bu ilişkinin oranını değiştirmiştir. Mavi tonların daha ağırlıklı olduğu piksellerde veri teriminin etkisi yükselmiştir. Bu açıdan bakıldığında, regularizasyon parametresinin dolaylı olarak değiştiğini söyleyebiliriz. Bölüm 2.3.2’de kısaca bahsedilmiş olan yerel adaptive regularizasyon yaklaşımları, bölütlenecek imgenin kenar bölgelerinde regularizasyon değerini düşürerek, bu bölgelerde regularizasyon teriminin enerji fonksiyonu içerisindeki etkisini azaltırlar. Bu çalışmada ise, regularizasyon terimi her bölge için sabit kalırken, terimlerin bölgelere göre görece ağırlıkları değiştirilerek fonksiyon içindeki etkisi ayarlanmaktadır. Veri-regularizasyon ağırlık oranlarının bir başka imge için değişimi Şekil 5.14’de bulunmaktadır.

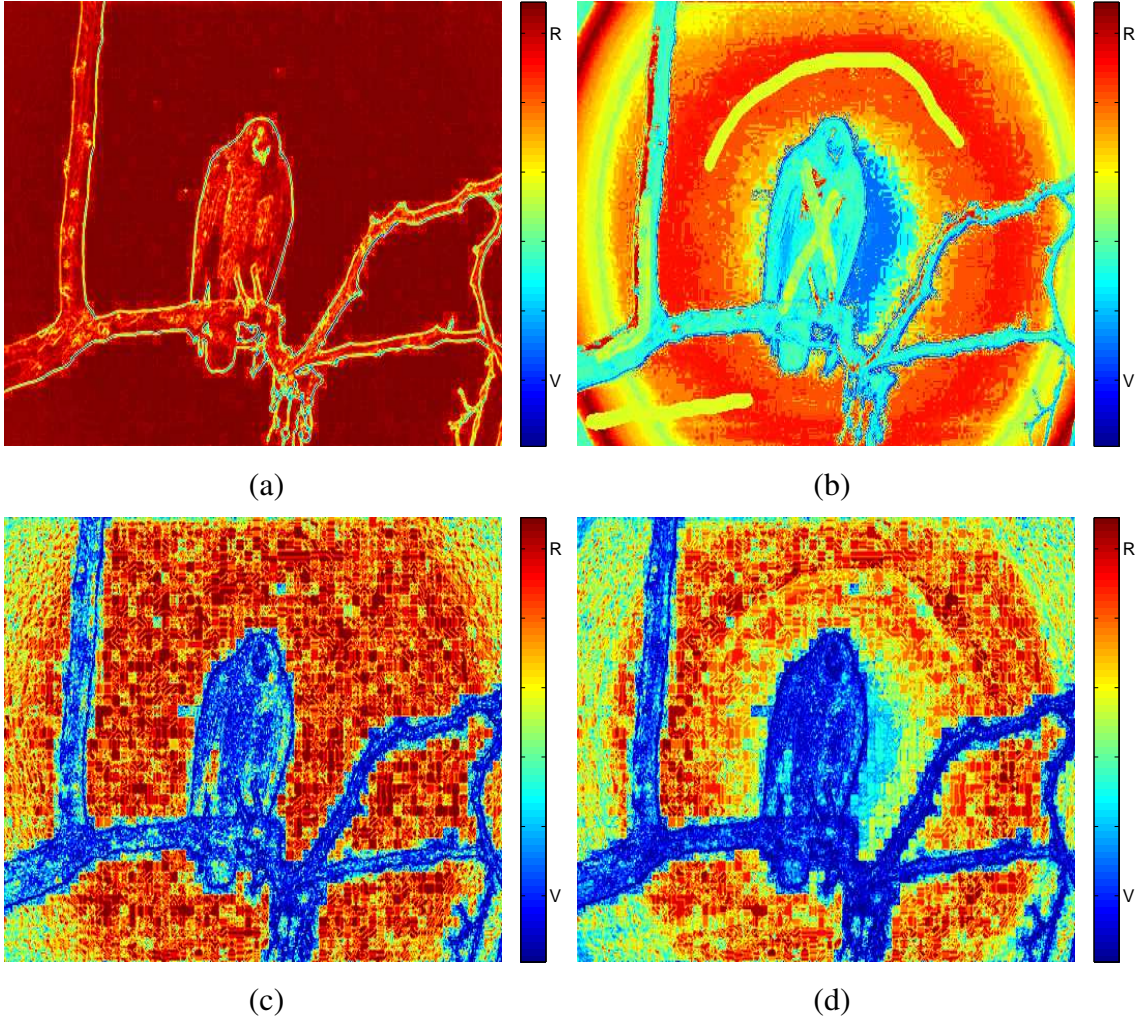
Çizge kesme algoritmaları, önplanın ince-uzun bölgelerini bölütleme de problem yaşar [Vicente et al.,2008]. Problem çizge kesme algoritmasının, bu tür ince bölgelerde daha az maaliyetli kesmeler bulmasıdır. Önerilen yaklaşım, ayrıt



Şekil 5.14: Sinek imgesi için veri-regularizasyon terimlerinin ağırlık haritaları. Orjinal çizge yapısı: (a) Piksellerin regularizasyon ağırlıkları. (b) Piksellerin Regularizasyon/Veri ağırlıkları. İstatistiksel anlam tabanlı çizge yapısı: (c) Piksellerin regularizasyon ağırlıkları. (d) Piksellerin Regularizasyon/Veri ağırlıkları.

ağırlıklarını değiştirerek, kenar bölgelerde regularizasyon terimlerine ait değerleri oldukça düşürerek (komşu bağlantıları), çizge kesme algoritmasının kenar noktalardan kesme yapmasını sağlamaktadır.

Çizge yapısının istatistiksel anlam değeri ile tekrar ağırlıklandırılması, veri ve regularizasyon terimlerinin her piksel için amaç fonksiyonu içindeki göreceli ağırlığını değiştirmiştir. Başarılı bölütlemelerdeki hata yüzdelere baktığımız zaman, önerilen yaklaşımın daha başarılı bölütlemeler elde ettiği görülmektedir. Başarılı bölütlemelerin, veri-regularizasyon ağırlık ilişkisini incelediğimizde de, daha başarılı olan istatistiksel yaklaşımda imgenin kenar bölgelerinde regularizasyon teriminin daha az etkili olduğu görülebilir. Bir diğer ifade ile p -ölçütü sonrası regularizasyon



Şekil 5.15: Kartal imgesi için veri-regularizasyon terimlerinin ağırlık haritaları. Orjinal çizge yapısı: (a) Piksellerin regularizasyon ağırlıkları. (b) Piksellerin Regularizasyon/Veri ağırlıkları. İstatistiksel anlam tabanlı çizge yapısı: (c) Piksellerin regularizasyon ağırlıkları. (d) Piksellerin Regularizasyon/Veri ağırlıkları.

parametresinin her piksel için etkisinin değişmiş olduğu söylenebilir.

6. YORUMLAR

Bu çalışmada, bilgisayarla görme problemlerinin kötü konumlanmış yapısından kaynaklanan çözüm kümesi karmaşıklığı istatistiksel anlam ölçütü ile sınırlanarak, çözüm kümesi içerisinde daha iyi bir çözüme ulaşılmıştır. İstatistiksel anlam ölçütü bir olasılık değeridir ve gözlemlenen istatistiğin rastgele oluşup oluşmadığının kararını vermek için kullanılır. Bu çalışmada istatistiksel anlam ölçütü,

- ölçüm sonuçları için ortak bir taban oluşturmak ve böylece sonuçları birbirleri ile karşılaştırmak;
- ölçüm sonuçları içerisinde istatistiksel olarak daha anlamlı olanı seçerek daha iyi çözümlere ulaşmak;
- farklı dağılıma sahip ölçüm sonuçlarını ortak bir tabanda ifade ederek birbirlerine göre görece ağırlıklarını belirlemek için kullanılmaktadır.

İstatistiksel ölçütün farklı dağılımdan gelen istatistikleri ortak bir tabana taşınması fikri literatür taramasında rastlanmadığı için ilk olma özelliği taşımaktadır.

İstatistiksel Anlam Ölçütünün Modül Füzyonunda Kullanılması

İstatistiksel anlam ölçütü görme problemlerine iki şekilde dahil edilmiştir. İlk olarak görme modüllerinin çözümlerini birleştirmek için kullanılmıştır. Bilgisayarla görme modüllerinin birleştirilmesinde, karmaşık olan çözüm kümesi, başka bir modülün çözüm kümesinin dahil edilmesi ile daha da karmaşık hale gelir. Bu açıdan zor bir problemdir. Çalışmada modüllerinin istatistiksel anlamları ölçülerek, istatistiksel olarak daha anlamlı modül sonucu seçilerek birleştirme yapılmıştır. Görme modülleri olarak blok büyüklükleri ve benzerlik ölçütleri kullanılmıştır. Sonuçlar incelendiğinde füzyon sonrası elde edilen çözümler, tek modül kullanımına göre daha iyidir.

Blok füzyonu ve benzerlik ölçütü füzyonlarında, istatistiksel anlam ölçütü, bir seçim yöntemi olarak kullanılmıştır. Yöntem, çözümlerin yeteri kadar iyi olmaması

durumunda çözümlerden birini (istatistiksel olarak daha düşük p değerine sahip olanı) seçmek zorundadır. Çözümlerden birinin seçilmek zorunda olunması, yöntemlerin performansı ile füzyon performansını birbiri ile doğrudan bağlantılı yapar. İstatistiksel anlam ölçütünün seçim yöntemi dışında, probleme farklı şekillerde dahil edilmesi durumunda, daha başarılı sonuçlar elde edilebilir. Her iki füzyon uygulamasında da, genel olarak birleştirme işlemi iyi performans göstermiş olsa da, bazı görüntü çiftlerinde hatalı seçimler oluşmuştur. Yöntemin olasılık tabanlı bir yaklaşım olması sebebiyle hatalı seçimler gözlemlenmiştir. Fakat sonuçların ortalaması alındığında, istatistiksel anlamın kullanılabilir bir seçim yöntemi olduğu görülebilir.

Deneylerini yaptığımız blok füzyonu ve benzerlik ölçütü füzyonu gibi problemlerde, araştırmacılar genellikle probleme bağlı sezgisel birleştirme yöntemleri kullanırlar. İstatistiksel anlam bilgisi ile birleştirme işlemi bu açıdan farklılık göstermektedir. Problemden bağımsız (dağılımdan bağımsız) olması sebebiyle, farklı görme modüllerinin birleştirilmesi için kullanılabilir.

İstatistiksel Anamlı Regularizasyon Yaklaşımı

İstatistiksel anlam ölçütü, modül füzyonu dışında, bilgisayarla görme problemlerine regularizasyon yaklaşımı üzerinden de dahil edilmiştir. Enerji eniyilemesi, regularizasyon temelli çözümlerden biridir. Probleme ait veriler ve kısıtlar, enerji terimi olarak ifade edilir. Çalışmada enerji eniyilemesi çizge yapısı üzerinden modellenmiş, çizge ağırlıklarının istatistiksel anlamları ölçülerek, enerji fonksiyonu içinde istatistiksel anlam ölçütüne göre tanımlanmıştır.

Çalışmada istatistiksel anlam ölçütünün enerji eniyilemesi yaklaşımına dahil edilmesinin problemin çözümüne iki farklı şekilde etkisi olmuştur:

- Enerji eniyileme yaklaşımının başarılı bir çözüm üretebilmesi için, probleme ait terimler arasında dengeli bir ilişki kurulması gerekir. Regularizasyon parametresi λ , probleme ait kabüllerin toplam enerji içerisindeki ağırlığını belirler. Probleme ait terimler çeşitli fonksiyonel formlarda bulunabileceği için, regularizasyon parametresi, farklı fonksiyonel formlara sahip birimler arasında dengeyi kurmaya çalışmaktadır. Bölüm 5.1.3'de belirtildiği şekilde

regularizasyon parametresinin düzenlemeye çalıştığı terimler arasında farklı fonksiyonel formlardan kaynaklanan dağılım ve ölçekleme farklılığı bulunmaktadır. Çalışmada, enerji terimlerinin istatistiksel anlamları ölçülerek, terimler ortak bir tabanda ifade edilmiş, farklı fonksiyonel formlar ortak bir tabana taşınmıştır. Ölçekleme ve dağılım farkı azalan terimler arasındaki göreceli ilişkiyi daha iyi bir şekilde ayarlanmıştır.

- Regularizasyon yaklaşımının önemli problemlerinden biri fiziksel kısıtın derecesinin yüksekliğinden ötürü özellikle süreksiz bölgelerde elde edilen sonucun yetersiz bir çözüm olmasıdır. Genel yaklaşım ile elde edilen çözümler incelendiğinde optimal sonuçların özellikle süreksiz bölgelerde yeteri kadar iyi bir çözüm üretmediği gözlemlenebilir. Çalışmada enerji terimlerinin istatistiksel anlamları ölçülürken, her çözüm kendi dağılımında değerlendirildiği için, terimlerin enerji fonksiyonu içerisindeki görece ağırlıkları bölgesel olarak değişmiştir. İstatistiksel anlam ölçütü sonrası özellikle süreksiz bölgelerde fiziksel kısıtın derecesinin (etkisinin) azaldığı görülmektedir. Veri ve regularizasyon değerlerinin bölgeye uygun değerlerle ağırlıklandırılması sonucunda özellikle süreksiz bölgelerde çözümlerde iyileşmeler gözlemlenmiştir.

İstatistiksel anlam ölçütü ile ifade edilen terimler, enerji fonksiyonu içerisinde bu ölçüte göre değer almışlardır. Eniyileme problemi orjinal değerler yerine istatistiksel ölçüt üzerinden yapıldığı için, enerji eniyileme yaklaşımı istatistiksel anlamın eniyilemesi problemine dönüşmüştür. Bu açıdan bakıldığında, enerji eniyileme algoritmasının, istatistiksel anlamlı çözümü bulmaya doğru yönlendirildiği söylenebilir.

Önerilen yaklaşım iki temel görme problemi olan imge bölütleme ve stereo eşleme problemlerine uygulamıştır. Deneylerde geleneksel enerji eniyileme yaklaşımının optimal çözümü ile istatistiksel anlamlı enerji eniyileme yaklaşımının optimal çözümü karşılaştırılmıştır. Sonuçlar incelendiğinde, istatistiksel anlamlı enerji eniyileme yaklaşımının hem imge bölütleme probleminde hem de stereo eşleme probleminde, geleneksel enerji eniyileme yaklaşımlarına göre daha iyi çözümlere ulaştığı gözlemlenmiştir.

Önerilen yaklaşım yerel çözümlerden blok eşleme algoritmalarına, evrensel

çözümlerden de çizge kesme algoritmalarına eklenmiştir. Her iki algoritmada, istatistiksel anlam ölçütünün dahil edildiği çözümler, geneleksel çözümden daha iyidir. Fakat blok eşleme yaklaşımı, hem de çizge kesme algoritmaları özellikle stereo eşleme için en iyi algoritmalar değildir. Middlebury [Middlebury] sitesinin değerlendirme sayfasında daha gelişmiş teknikler bulunabilir. Bu tekniklerden enerji eniyileme tabanlı olan yaklaşımlara istatistiksel anlam ölçütü dahil edilerek daha iyi çözümlere ulaşılabilir.

KAYNAKLAR

- [Berkeley] The Berkeley Segmentation Dataset and Benchmark Page, <http://www.eecs.berkeley.edu/Research/Projects/CS/vision/grouping/segbench/>
- [Bertero et al.,1988] Bertero M., Poggio T.A., Torre V., Ill-Posed Problems in Early Vision, Proceedings of the IEEE., 76:869-89, 1988.
- [Besag,1986] Besag J., On the Statistical Analysis of Dirty Pictures, Journal of the Royal Statistical Society B., 48(3):259-302, 1986.
- [Bezdek et al.,1993] Bezdek J., Hall L., Clarke L., Review of MR Image Segmentation techniques using Pattern Recognition, Med. Phys., 20(4):1033-48, 1993.
- [Birchfield and Tomasi,1999] Birchfield S. and Tomasi C., Multiway Cut for Stereo and Motion with Slanted Surfaces, IEEE International Conf. on Computer Vision, 1:489-495, 1999,
- [Blake et al.,2004] Blake A., Rother C., Brown M., Perez P., Torr P., Interactive Image Segmentation using an Adaptive GMMRF Model, In Proc. European Conf. in Computer Vision, 428-441, 2004.
- [Bhat and Nayar,1996] Bhat D., Nayar S., Ordinal Measures for Visual Correspondence, Computer Vision and Pattern Recognition, 351-57, 1996.
- [Boykov et al.,1998] Boykov Y., Veksler O., and Zabih R., Markov Random Fields with Efficient Approximations, IEEE conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, 648-655, 1998.
- [Boykov and Jolly,2000] Boykov Y., Jolly M., Interactive Organ Segmentation using Graph Cuts, In Conf. Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention (MICCAI), 276-286, 2000.

- [Boykov and Jolly,2001] Boykov Y., Jolly M., Interactive Graph Cuts for Optimal Boundary and Region Segmentation of Objects in N-D images, IEEE Conf. on Computer Vision, 1:105-112, 2001.
- [Boykov et al.,2001] Boykov Y., Veksler O., and Zabih R., Fast Approximate Energy Minimization via Graph cuts, IEEE Tran. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 23(11):1222-1239, 2001.
- [Boykov and Kolmogorov,2003] Boykov Y. and Kolmogorov V., Computing Geodesics and Minimal Surfaces via Graph Cuts, IEEE Conf. on Computer Vision, 1:26-33, 2003.
- [Boykov and Funka-Lea,2006] Boykov Y. and Funka-Lea G., Graph Cuts and Efficient N-D Image Segmentation, Int. J. Computer Vision. 70:109-31, 2006.
- [Candemir and Akgul,2007] Candemir S., Akgul Y.S., A Nonparametric Statistical Approach for Stereo Correspondence, IEEE conf. on Computer and Information Sciences, 1:1-6, 2007.
- [Candemir and Akgul,2010a] Candemir S., Akgul Y.S., Statistical Significance Based Graph Cut Regularization for Medical Image Segmentation, to appear in Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences, 2011.
- [Candemir and Akgul,2010b] Candemir S., Akgul Y.S., Adaptive Regularization Parameter for Graph Cut Segmentation, Int. Conf. on Image Analysis and Recognition, 1:117-26, 2010.
- [Carnevali et al.,1985] Carnevali P., Coletti L., and Patarnello S., Image Processing by Simulated Annealing, IBM Journal of Research and Development, 29(6):569-79, 1985.
- [Clarke et al.,1995] Clarke L., Velthuizen R., Cahacho M., Heine J., Vaidyanathan M., MRI segmentation: Methods and Applications, Magn. Reson. Imaging., 13:343-68, 1995.
- [Conover,1999] Conover W.J., Practical Nonparametric Statistics, Wiley, 1999.

- [Cormen et al.,2001] Cormen T.H., Leiserson C.E., Rivest R.L., Stein C., Section 24.3: Dijkstra's algorithm, Introduction to Algorithms, MIT Press and McGraw-Hill, 595-601, 2001.
- [Cornell] <http://www.via.cornell.edu/databases/lungdb.html>
- [Duchenne et al.,2008] Duchenne O., Audibert J.Y., Keriven R., Ponce J., Segonne F., Segmentation by Transduction, IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, 1-8, 2008.
- [Efron,1976] Efron B., Bootstrap Methods: Another Look at the Jackknife, The Annals. of Statistics, 7:1-26, 1979.
- [Fisher,1935] Fisher R.A., The Design of Experiment, New York: Hafner, 1935.
- [Freedman et al.,2005] Freedman D. and Zhang T., Interactive Graph Cut Based Segmentation with Shape Priors, IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, 1:755-62, 2005.
- [Freund, 2007] Freund J.E., Mathematical Statistics, Prentice Hall, 2007.
- [Ford and Fulkerson,1962] Ford L. and Fulkerson D., Flows in Networks. Princeton Univ. Press, 1962.
- [Hadamard,1902] Hadamard J., Sur les problmes aux drives partielles et leur signification physique, Princeton University Bulletin, 1902.
- [Hammersley and Clifford,1971] Hammersley J.M. and Clifford P., Markov Field on Finite Graphs and Lattices, unpublished, 1971.
- [Hamming,1950] Hamming R.W., Error Detecting and Error Correcting Codes, Bell System Technical Journal, 2:147-169, 1950.
- [Hansen,2002] Hansen, P.C, Deconvolution and Regularization with Toeplitz Matrices. Numerical Algorithms. 29:323-78, 2002.
- [Haralic and Shapiro,1985] Haralic R.M., Shapiro L.G., Image Segmentation Techniques, Computer Vision Graph Image Proc. 29:100-32, 1985.

- [Geman and Geman,1984] Geman S. and Geman G., Stochastic Relaxation, Gibbs Distribution and the Bayesian Restoration of Images, IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 6: 721-741, 1984.
- [Gilboa et al.,2006] Gilboa G., Darbon J., Osher S., Chan T., Nonlocal Convex Functionals for Image Regularization, UCLA CAM-report, 2006.
- [Gill,1989] Gill P., Efficient Calculation of p-values in Linear Statistic Permutation Significance Test, Journal of Statistical Computation and Simulation, 77(1): 55-61, 2007.
- [Grady,2006] Grady L., Random Walks for Image Segmentation. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 28(11):1768-83, 2006.
- [Greig et al.,1989] Greig D.M., Porteous B.T. and Seheult A.H., Exact Maximum A Posteriori Estimation for Binary Images, J. Royal Statistical Soc., Series B, 51(2):271-79, 1989.
- [Kanade and Okutomi,1994] Kanade T. and Okutomi M., A Stereo Matching Algorithm with an Adaptive Window: Theory and Experiment, IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 16(9): 920-32, 1994.
- [Kass et al.,1987] Kass M., Witkin A., Terzopoulos D., Snakes: Active contour models, Int. J. of Computer Vision, 1(4):321-331, 1987.
- [Kirkpatrick et al.,1983] Kirkpatrick S., Gelatt C.D.J., Vecchi M.P., Optimization by Simulated Annealing. Science. 220:671-80, 1983.
- [Klaus et al.,2006] Klaus A., Sorman M. and Karner K., Segment-Based Stereo Matching Using Belief Propagation and a Self-Adapting Dissimilarity Measure, Int. Conf. on Pattern Recognition,2006.
- [Kolmogorov and Zabih,2001] Kolmogorov V. and Zabih R., Computing Visual Correspondence with Occlusions via Graph Cuts, In Int. Conf. on Computer Vision, 508-515, 2001.
- [Kolmogorov and Zabih,2004] Kolmogorov V. and Zabih R., What Energy Functions Can Be Minimized via Graph Cuts?, IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 26(2):147-159, 2004.

- [Krajsek and Mester,2006] Krajsek K. and Mester R., Maximum Likelihood Estimator for Choosing the Regularization Parameters in Global Optical Flow Methods, IEEE Int. Conf. on. Image Processing, 1081-84, 2006.
- [Krawczyk and Rudnicki,2007] Krawczyk-Stando D., Rudnicki M., Regularization Parameter Selection in Discrete Ill-Posed Problems - the use of the U-curve, Int. J. Appl. Math. Comput. Sci.,17(2):157-64, 2007.
- [Lempitsky et al.,2009] Lempitsky V., Kohli P., Rother C., Sharp T., Image Segmentation with a Bounding Box Prior, IEEE International Conf. on Computer Vision, 2009.
- [Li,1995] Li S.Z., Markov Random Field Modelling in Computer Vision, Berlin/New York: Springer-Verlag, 1995.
- [Lorigo et al.,1999] Lorigo L., Faugeras O., Grimson E., Keriven R., Kikinis R., Westin C., Co-dimension 2 Geodesic Active Contours for MRA Segmentation, Inf. Process Med.Imaging, 16:126-139, 1999.
- [Marr and Poggio,1976] Marr D. and Poggio T.A., Cooperative Computation of Stereo Disparity, Science, 209-36, 1976.
- [Marroquin et al.,1987] Marroquin J., Mitter S., Poggio T.A., Probabilistic Solution of Ill-posed Problems in Computational Vision, J. Amer. Stat. Assoc., 82:76-89, 1987.
- [McClave,2003] McClave J.T. and Sincich T., Statistics, Prentice Hall, 2003.
- [Middlebury] The Middlebury Stereo Vision Page, <http://cat.middlebury.edu/stereo/>
- [Mortensen and Barrett,1998] Mortensen E.N. and Barrett W., Interactive Segmentation with Intelligent Scissors, Graphical Models in Image Processing, 60(5):349-384, 1998.
- [Noreen,1989] Noreen E., Computer-Intensive Methods for Testing Hypotheses, Wiley, New York, 1989.
- [Osher and Paragios,2003] Osher S. and Paragios N., Geometric Level Set Methods in Imaging, Vision and Graphics, Springer, 2003.

- [Pagano and Trichler,1983] Pagano M., Trichler D., On Obtaining Permutation Distribution in Polynomial Time, J. of American Statistical Assoc., 1983.
- [Pal and Pal,1993] Pal N.R., Pal S.K., A Review on Image Segmentation Techniques, Pattern Recognition, 26:1277-94, 1993.
- [Peng and Veksler,2008] Peng B., Veksler O., Parameter Selection for Graph Cut Based Image Segmentation, British Machine Vision Conference, 2008.
- [Pham et al,2000] Pham D., Xu C., Prince J., Current Methods in Medical Image Segmentation, Annu. Rev. Biomed. Eng., 2:315-37, 2000.
- [Pitman,1937] Pitman E.J.G., Significance Tests Which may be Applied to Samples from any Population. Parts I and II. Royal Staistical Society Supplement, 4:119-130 and 225-32, 1937.
- [Pitman,1938] Pitman E.J.G., Significance Tests Which may be Applied to Samples from any Population. Part III. The Analysis of Variance test. Biometrika, 29:322-35,1938.
- [Poggio et al.,1985] Poggio T., Torre V., and Koch C., Computational Vision and Regularization Theory, Nature, 317:314-19, 1985.
- [Price et al.,2010] Price B.L., Morse B., Cohen S., Geodesic Graph Cut for Interactive Image Segmentation, IEEE conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, 3161-68, 2010.
- [Rao et al.,2009] Rao J., Hamarneh G. and Abugharbieh R., Adaptive Contextual Energy Parameterization for Automated Image Segmentation, Int. Symposium on Visual Computing, 1089–1100, 2009.
- [Rao et al.,2010] Rao J., Abugharbieh R. and Hamarneh G., Adaptive Regularization for Image Segmentation using Local Image Curvature Cues, In Proc. European Conf. in Computer Vision, 651-665, 2010.
- [Rother et al.,2004] Rother C., Kolmogorov V., Blake A., Grabcut: Interactive Foreground Extraction using Iterated Graph Cuts, In SIGGRAPH, 309-314, 2004.

- [Sarkar and Boyer,1993] Sarkar S. and Boyer K.L., Perceptual Organization in Computer Vision: A Review and a Proposal for a Classificatory Structure, IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, 23(2): 382-99, 1993.
- [Scharstein and Szeliski,2002] Scharstein D., Szeliski R., A Taxonomy and Evaluation of Dense Two-Frame Stereo Correspondence Algorithms, Int. J. of Computer Vision, 47(1):7-42, 2002.
- [Scharstein and Szeliski,2003] Scharstein D. and Szeliski R., High-accuracy Stereo Depth Maps Using Structured Light, In IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 1:195-202, 2003.
- [Szeliski et al.,2006] Szeliski R., Zabih R., Scharstein D., Veksler O., Kolmogorov V., Agarwala A., Tappen M., and Rother C., A Comparative Study of Energy Minimization Methods for Markov Random Fields, In Proc. European Conf. in Computer Vision, 19-26, 2006.
- [Terzopoulos,1986] Terzopoulos D., Regularization of Inverse Visual Problems Involving Discontinuities, IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 8(4):413-42 1986.
- [Trucco,1998] Trucco E. and Verri A., Introductory Techniques for 3-D Computer Vision, Prentice Hall, 1998.
- [Veksler,1999] Veksler O., Efficient Graph-Based Energy Minimization Methods in Computer Vision, PhD Thesis, 1999.
- [Vicente et al.,2008] Vicente S., Kolmogorov V., Rother C., Graph Cut Based Image Segmentation with Connectivity Priors, IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, 1-8, 2008.
- [Zabih and Woodfill,1994] Zabih R. and Woodfill J., Non-parametric Local Transforms for Computing Visual Correspondence, In Proc. European Conf. in Computer Vision, 151-158, 1994.
- [Zhang and Seitz,2007] Zhang L., Seitz S.M., Estimating Optimal Parameters for MRF Stereo from a Single Image Pair, IEEE Tran. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 29(2):331-42, 2007.

ÖZGEÇMİŞ

Sema Candemir, 1978 yılında Kocaeli’de doğdu. Lise öğrenimini Kocaeli Körfez Fen Lisesi (1992-1994) ve İzmit Lisesi’nde (1994-1995) tamamladıktan sonra, Dokuz Eylül Üniversitesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliğinde lisans eğitimi aldı (1995-2000). Gebze Yüksek Teknoloji Enstitüsünde yüksek lisans ve doktora (2001-2010) çalışmalarını tamamlayan Candemir, halen aynı kurumda araştırma görevlisi olarak çalışmaktadır.

EK A

TERİMLER

A		
aktif çevrit	active contour	20
amaç fonksiyonu	objective function	21, 36
arkaplan	background	18
ayrık	discrete	4, 12, 21, 28
ayrıt	graph edge	28, 36, 52, 68
B		
benzetimli tavlama	simulated annealing	21
birli potansiyel fonksiyon	unary potential function	22, 23
birikimli olasılık dağılımı	cumulative probability distribution	32
bölütleme	segmentation	18
C		
ceza puanı	penalty	15, 22
Ç		
çapraz-doğrulama prensibi	cross-validation principle	25
çevrit	contour	20
çiftli potansiyel fonksiyon	pairwise potential function	22, 23
çizge kesme	graph cut	8, 15, 27
D		
dağılım	distribution	29
değişinti	variance	16, 25
derinlik	depth	10, 12, 14,
doğrultma	rectification	11
doku	texture	14, 20, 26,
döngülü koşullu kip	iterated conditional modes	21
düğüm	node	26, 28
düz problem	direct problem	1
düzey kümesi	level set	20
düzgünlük	smoothness	6, 15, 17
E		
eğrilik	curvature	27
en iyileme	minimization	20, 28
en küçük	minimum	15, 28
en gelişmiş teknik	state of the art	80
etiket	label	19, 53, 68
evrensel	global	11, 15
F		
fark	disparity	9, 10
fark haritası	disparity map	10
fonksiyonel	functional	51, 54

G		
geleneksel	conventional	7, 72, 73
gradyan	gradient	21, 27
gradyan azalımı	gradient descent	21
gölgeden şekil	shape-from-shading	8
gürültü	noise	14, 23
H		
hareket	motion	1, 8, 20
hareketten şekil	shape-from-motion	8
İ		
imge	image	1
imge bölütleme	image segmentation	18
imge onarımı	image restoration	20
inanç yayma	belief propagation	21
istatistiksel anlam	statistical significance	29, 32
K		
kapanma	occlusion	68, 73
kenar	edge	6, 12, 14, 26
kenar bulma	edge detection	1
kırpılmış mutlak değer farkı	truncated sum of absolute distance	54
kötü konumlanmış problem	ill-posed problem	1,2
M		
maliyet	cost	11, 15, 28, 55, 68
markov rastgele alanlar	markov random fields	4, 21
N		
normalleştirilmiş çapraz ilinti	normalized cross correlation	16,
O		
olasılık dağılımı	probability distribution	30, 32
optik akış	optical flow	1
Ö		
ölçekleme	scaling	79
öncül	prior	19, 22
örnek uzayı	sample space	29, 32
özellik	feature	12
öznitelik	feature	25, 27
öznitelik çıkarma	feature extraction	25
önplan	foreground	18
P		
piksel	pixel	4
R		
rastgele değişken	random variable	32
rastgelelik teknikleri	randomization techniques	31

S		
sezgisel	heuristic	4, 31, 48, 50, 78
sıra testi	rank test	31
soncul	posterior	22,
stereo eşleme	stereo correspondence	8
stereo görüntülerden şekil	stereopsis	8
sürekli	continuous	2, 4, 25
süreksizlik	discontinuity	5
T		
tam doğru	ground truth	25
tıbbi	medical	18, 58
ters problem	inverse problem	1
toplam kareler hatası	sum of squared differences	15, 38
toplam mutlak değer farkı	sum of absolute differences	16, 38
U		
uzamsal	spatial	4, 22
V		
voksel	voxel	27
X		
X'den şekil bulma	shape from X	
Y		
yeğinlik	intensity	10, 13, 14
yerel	local	12, 27,
yılan	snake	20
yüzey oluşturma	surface reconstruction	5