

**T.C.  
ERCIYES ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ  
BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI**

**SINIRLI ALAN DERİNLİĞİNİ ARTIRMAK İÇİN YENİ  
BİR GÖRÜNTÜ BİRLEŞTİRME YÖNTEMİ  
(Yüksek Lisans Tezi)**

**Hazırlayan  
Ahmet Nusret TOPRAK**

**Danışman  
Doç. Dr. Veysel ASLANTAŞ**

**Bu çalışma; Erciyes Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Birimi  
tarafından FBY-12-3902 kodlu proje ile desteklenmiştir.**

**Temmuz 2012  
KAYSERİ**

Bu alıřmadaki tm bilgilerin, akademik ve etik kurallara uygun bir řekilde elde edildiđini beyan ederim. Aynı zamanda bu kural ve davranıřların gerektirdiđi gibi, bu alıřmanın znde olmayan tm materyal ve sonuları tam olarak aktardıđımı ve referans gsterdiđimi belirtirim.



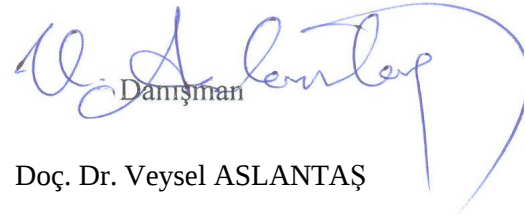
Ahmet Nusret TOPRAK

**“Sınırlı Alan Derinliğini Artırmak İçin Yeni Bir Görüntü Birleştirme Yöntemi”**  
adlı yüksek lisans tezi, Erciyes Üniversitesi Lisansüstü Tez Önerisi ve Tez Yazma Yönergesi’ne uygun olarak hazırlanmıştır.



Tezi Hazırlayan

Ahmet Nusret TOPRAK



Doç. Dr. Veysel ASLANTAŞ



Bilgisayar Mühendisliği ABD Başkanı

Prof. Dr. Derviş KARABOĞA

Doç. Dr. Veysel ASLANTAŞ danışmanlığında **Ahmet Nusret TOPRAK** tarafından hazırlanan “**Sınırlı Alan Derinliğini Artırmak İçin Yeni Bir Görüntü Birleştirme Yöntemi**” adlı bu çalışma, jürimiz tarafından Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü **Bilgisayar Mühendisliği** Anabilim Dalında **Yüksek Lisans** tezi olarak kabul edilmiştir.

19.07.2012

**JÜRİ:**

Başkan: Doç. Dr. Nurhan KARABOĞA

Üye : Doç. Dr. Veysel ASLANTAŞ

Üye : Yrd. Doç. Dr. Bahriye AKAY

**ONAY:**

Bu tezin kabulü Enstitü Yönetim Kurulunun 31/05/2012 tarih ve 2012/39-06 sayılı kararı ile onaylanmıştır.

31/05/2012

Prof. Dr. Necmettin MARAŞLI

Enstitü Müdürü

## TEŞEKKÜR

Tez çalışmam boyunca beni yönlendiren ve değerli yardımlarını esirgemeyen tez danışmanım Doç. Dr. Veysel ASLANTAŞ'a teşekkür ederim.

Tezde yaptıkları düzeltmeler ve öneriler için değerli hocalarım Doç. Dr. Nurhan KARABOĞA ve Yrd. Doç. Dr. Bahriye AKAY'a teşekkürlerimi sunarım.

Çalışmalarına yaptıkları çok kıymetli katkılardan dolayı Arş. Gör. Dr. Rifat KURBAN'a, Arş. Gör. Emre BENDEŞ'e ve Arş. Gör. Emrah HANÇER'e teşekkür ederim.

Bu tez çalışmasına destek veren TÜBİTAK - Türkiye Bilimsel ve Teknik Araştırma Kurumu'na (Proje No: 110E058), Erciyes Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Birimi'ne (Proje No: FBY-12-3902), gerekli laboratuvar ve donanım altyapısının sağlanmasındaki katkılarından dolayı Erciyes Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Dekanlığı ve Bilgisayar Mühendisliği Bölüm Başkanlığı'na teşekkürü borç bilirim.

Son olarak, her zaman yanımda olan, beni hep destekleyen anneme, babama, kardeşime ve sevgili eşim Seda'ya destekleri için sonsuz teşekkür ederim.

# **SINIRLI ALAN DERİNLİĞİNİ ARTIRMAK İÇİN YENİ BİR GÖRÜNTÜ BİRLEŞTİRME YÖNTEMİ**

**Ahmet Nusret TOPRAK**

**Erciyes Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü**

**Yüksek Lisans Tezi, Temmuz 2012**

**Danışman: Doç. Dr. Veysel ASLANTAŞ**

## **KISA ÖZET**

Dijital kamera uygulamalarında meydana gelen temel problemlerden birisi, sınırlı alan derinliğidir. Sınırlı alan derinliği problemi nedeniyle görüntüleme cihazları, bir çevrede bulunan bütün nesneleri net olarak görüntüleyememekte, görüntülerde bulanık bölgeler oluşmaktadır. Ancak, mikroskopik görüntüleme, endüstriyel bilgisayarla görme ve güvenlik uygulamaları gibi birçok sahada tamamen net görüntülere ihtiyaç duyulmaktadır. Sınırlı alan derinliğinin artırılması dolayısıyla tamamen net görüntüler elde edilmesinde, çoklu-odaklı görüntü birleştirme yöntemleri öne çıkmaktadır.

Bu çalışmada, literatürde iyi bilinen klasik çoklu-odaklı görüntü birleştirme yöntemleri incelenmektedir. Ayrıca, klasik yöntemlerden daha başarılı sonuçlar üreten yeni bir resim uzayı tabanlı çoklu-odaklı görüntü birleştirme yöntemi önerilmektedir. Tez çalışmasında önerilen görüntü birleştirme yönteminde, öncelikle analitik bir metot kullanılarak, görüntülerin bulanık bölgelerine ait optik transfer fonksiyonu saptanır. Daha sonra, elde edilen transfer fonksiyonu kullanılarak kaynak görüntüler yapay olarak bulanıklaştırılır, bu yapay görüntüler ve kaynak görüntüler kullanılarak kaynak görüntülerdeki net pikseller tespit edilir. Kaynak görüntülerdeki net piksellerin taşınmasıyla birleşik görüntü üretilir.

Bu çalışmada ayrıca, önerilen yöntem ile klasik yöntemler sayısal ve görsel olarak karşılaştırılmıştır. Yapılan deneyler önerilen yöntemin üstünlüğünü açıkça ortaya koymaktadır.

**Anahtar Kelimeler:** Çoklu-odaklı görüntü birleştirme, noktasal dağılım fonksiyonu, sınırlı alan derinliği

# **A NOVEL IMAGE FUSION TECHNIQUE TO EXTEND THE DEPTH OF FIELD**

**Ahmet Nusret TOPRAK**

**Erciyes University, Graduate School of Natural and Applied Sciences**

**M.Sc. Thesis, July 2012**

**Supervisor: Assoc. Prof. Dr. Veysel ASLANTAŞ**

## **ABSTRACT**

In applications of imaging systems, one major problem is limited depth of field which results in blurring parts of the captured image. However, in many areas such as microscopic imaging, industrial machine vision and surveillance applications, images that have large depth of field are preferred. To extend depth of field and obtain everywhere-in-focus images; image fusion, merging information from two or more images of a scene into a single composite image, is a convenient way.

In this thesis, classic multi-focus image fusion methods are analyzed. Moreover, a novel multi-focus image fusion method, that produces better fusion result than classic methods, is presented.

The method that presented in this thesis, firstly, calculates optical transfer function of blurred parts located on source images. Then source images are artificially blurred by employing obtained transfer functions and sharp pixels of sources images are detected by using artificially blurred and source images. Eventually, sharp pixels of source images are transferred to build everywhere-in-focus fused image.

Furthermore, in this thesis, proposed method and classical methods are compared in terms of quantitative and visual evaluation. According to the results of evaluations, proposed method outperforms classic methods.

**Keywords:** Multi-focus image fusion, point spread function, limited depth of field.

## İÇİNDEKİLER

### SINIRLI ALAN DERİNLİĞİNİ ARTIRMAK İÇİN YENİ BİR GÖRÜNTÜ BİRLEŞTİRME YÖNTEMİ

|                                       |      |
|---------------------------------------|------|
| BİLİMSEL ETİĞE UYGUNLUK SAYFASI ..... | ii   |
| YÖNERGEYE UYGUNLUK SAYFASI.....       | iii  |
| KABUL VE ONAY SAYFASI .....           | iii  |
| TEŞEKKÜR.....                         | v    |
| İÇİNDEKİLER .....                     | viii |
| KISALTMA VE SİMGELER.....             | xi   |
| TABLolar LİSTESİ.....                 | xii  |
| ŞEKİLLER LİSTESİ .....                | xiii |
| GİRİŞ .....                           | 1    |

## 1. BÖLÜM

### GENEL BİLGİLER

|                                                           |    |
|-----------------------------------------------------------|----|
| 1.1. Giriş .....                                          | 5  |
| 1.2. Dönüşüm Uzayı Görüntü Birleştirme Yöntemleri .....   | 5  |
| 1.2.1. Laplacian piramit (LP) tabanlı yöntem.....         | 6  |
| 1.2.2. Ayırık dalgacık dönüşümü (ADD) tabanlı yöntem..... | 7  |
| 1.3. Resim Uzayı Görüntü Birleştirme Yöntemleri .....     | 8  |
| 1.3.1. Resim Uzayı Blok Seçme (RUBS) Yöntemi.....         | 9  |
| 1.4. Görüntü Birleştirme Kalite Metrikleri.....           | 10 |

|          |                                          |    |
|----------|------------------------------------------|----|
| 1.4.1.   | Referans Tabanlı Metrikler .....         | 10 |
| 1.4.1.1. | Tepe Sinyal-Gürültü Oranı (PSNR).....    | 10 |
| 1.4.1.2. | Yapısal Benzerlik (YB).....              | 11 |
| 1.4.2.   | Objektif Metrikler .....                 | 11 |
| 1.4.2.1. | Benzerlik Faktörü (BF) .....             | 12 |
| 1.4.2.2. | Kenar Tabanlı Kalite (KTK) Metriği ..... | 12 |

## 2. BÖLÜM

### GEREÇ VE YÖNTEM

|        |                                                                                  |    |
|--------|----------------------------------------------------------------------------------|----|
| 2.1.   | Giriş .....                                                                      | 14 |
| 2.2.   | Deneylerde Kullanılan Görüntü Veri Kümesi .....                                  | 14 |
| 2.2.1. | Yapay Olarak Elde Edilmiş Çoklu-Odaklı Test Görüntüleri .....                    | 14 |
| 2.2.2. | Gerçek Çoklu-Odaklı Test Görüntüleri .....                                       | 17 |
| 2.3.   | Alan Derinliği.....                                                              | 18 |
| 2.4.   | Bulanık Görüntü Teorisi.....                                                     | 21 |
| 2.4.1. | Bulanıklığın Modellenmesi .....                                                  | 21 |
| 2.4.2. | Noktasal Dağılım Fonksiyonu (NDF).....                                           | 22 |
| 2.5.   | Çoklu-odaklı Görüntülerin NDF Kullanılarak Birleştirilmesi .....                 | 23 |
| 2.5.1. | Kaynak Görüntülerin Bölütlenerek Net ve Bulanık Blokların<br>Araştırılması ..... | 24 |
| 2.5.2. | Kaynak Görüntüler için NDF'lerin Tespit Edilmesi.....                            | 27 |
| 2.5.3. | NDF'ler Kullanılarak Görüntülerin Birleştirilmesi.....                           | 29 |

## 3. BÖLÜM

### DENEYLER VE BULGULAR

|      |             |    |
|------|-------------|----|
| 3.1. | Giriş ..... | 35 |
|------|-------------|----|

|                                                          |           |
|----------------------------------------------------------|-----------|
| <b>3.2. Klasik Yöntemlerin Deneyisel Sonuçları.....</b>  | <b>35</b> |
| 3.2.1. LP Yönteminin Değerlendirilmesi .....             | 36        |
| 3.2.2. ADD Yönteminin Değerlendirilmesi.....             | 41        |
| 3.2.3. RUBS Yönteminin Değerlendirilmesi.....            | 46        |
| <b>3.3. Önerilen Yöntemin Deneyisel Sonuçları .....</b>  | <b>50</b> |
| <b>3.4. Yöntemlerin Karşılaştırılması.....</b>           | <b>56</b> |
| 3.4.1. Yöntemlerin Sayısal Olarak Karşılaştırılması..... | 56        |
| 3.4.2. Yöntemlerin Görsel Olarak Karşılaştırılması ..... | 57        |
| 3.4.3. Genel Değerlendirme.....                          | 62        |

#### **4. BÖLÜM**

##### **TARTIŞMA, SONUÇ VE ÖNERİLER**

|                                     |           |
|-------------------------------------|-----------|
| <b>4.1. Tartışma ve Sonuç .....</b> | <b>65</b> |
| <b>4.2. Öneriler .....</b>          | <b>66</b> |

|                      |           |
|----------------------|-----------|
| <b>KAYNAKÇA.....</b> | <b>68</b> |
|----------------------|-----------|

|                       |           |
|-----------------------|-----------|
| <b>ÖZGEÇMİŞ .....</b> | <b>70</b> |
|-----------------------|-----------|

## KISALTMA VE SİMGELER

ADD: Ayrık dalgacık dönüşümü.

BF: Benzerlik faktörü.

KTK: Kenar tabanlı kalite.

LP: Laplacian piramit.

NDF: Noktasal dağılım fonksiyonu.

PSNR: Tepe sinyal gürültü oranı.

RUBS: Resim uzayı blok seçme.

URF: Uzaysal resim frekansı.

YB: Yapısal benzerlik.

2B: 2 boyutlu.

$\sigma$ : Dağılım parametresi.

## TABLOLAR LİSTESİ

|             |                                                                            |    |
|-------------|----------------------------------------------------------------------------|----|
| Tablo 3.1.  | LP tabanlı yöntemin objektif metriklerle değerlendirilmesi. ....           | 36 |
| Tablo 3.2.  | LP tabanlı yöntemin referans tabanlı metriklerle değerlendirilmesi. ....   | 37 |
| Tablo 3.3.  | ADD tabanlı yöntemin objektif metriklerle değerlendirilmesi. ....          | 41 |
| Tablo 3.4.  | ADD tabanlı yöntemin referans tabanlı metriklerle değerlendirilmesi. ..    | 42 |
| Tablo 3.5.  | RUBS yöntemin objektif metriklerle değerlendirilmesi.....                  | 46 |
| Tablo 3.6.  | RUBS yöntemin referans tabanlı metriklerle değerlendirilmesi .....         | 46 |
| Tablo 3.7.  | Önerilen yöntemin objektif metriklerle değerlendirilmesi.....              | 51 |
| Tablo 3.8.  | Önerilen yöntemin referans tabanlı metriklerle değerlendirilmesi.....      | 52 |
| Tablo 3.9.  | Yöntemlerin objektif metrikler kullanılarak karşılaştırılması. ....        | 56 |
| Tablo 3.10. | Yöntemlerin referans tabanlı metrikler kullanılarak karşılaştırılması..... | 57 |

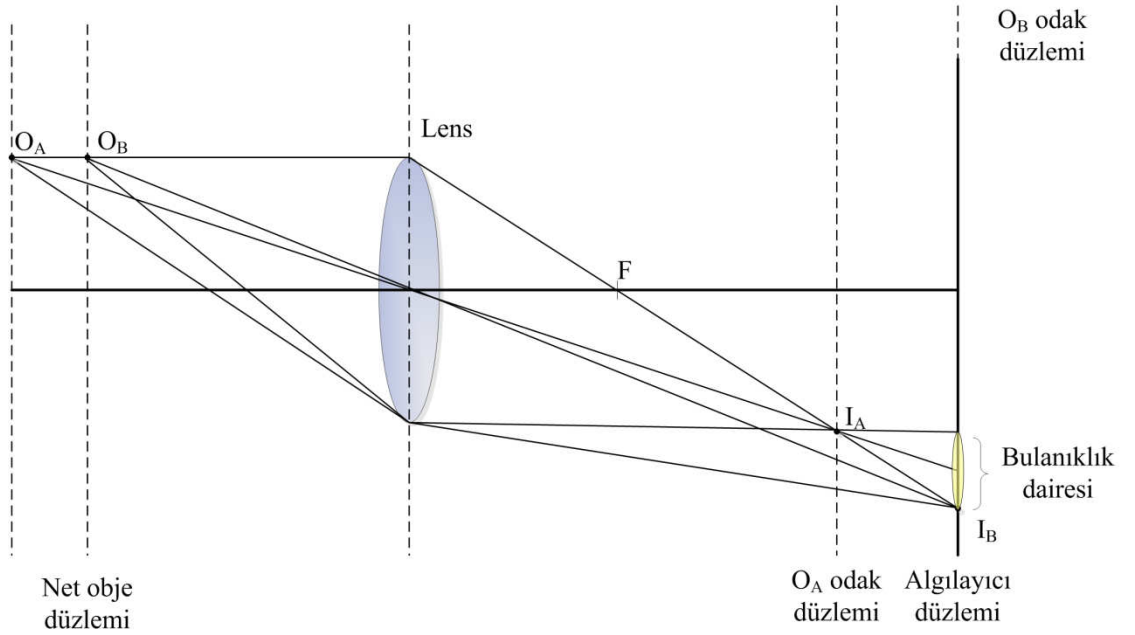
## ŞEKİLLER LİSTESİ

|             |                                                                                           |    |
|-------------|-------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Şekil G.1.  | Temel görüntü oluşumu geometrisi.....                                                     | 1  |
| Şekil 1.1.  | LP seviyelerinin oluşturulması.....                                                       | 6  |
| Şekil 1.2.  | LP dönüşüm tabanlı birleştirme yöntemi. ....                                              | 7  |
| Şekil 1.3.  | ADD tabanlı birleştirme yöntemi. ....                                                     | 8  |
| Şekil 1.4.  | RUBS yönteminin şematik gösterimi.....                                                    | 10 |
| Şekil 2.1.  | Arabalar referans görüntüsü .....                                                         | 15 |
| Şekil 2.2.  | <i>Arabalar</i> çoklu odaklı görüntüleri.....                                             | 16 |
| Şekil 2.3.  | Küp referans görüntüsü. ....                                                              | 16 |
| Şekil 2.4.  | <i>Küp</i> çoklu odaklı görüntüleri.....                                                  | 17 |
| Şekil 2.5.  | <i>Lab</i> çoklu odaklı görüntü seti .....                                                | 18 |
| Şekil 2.6.  | <i>Saat</i> çoklu odaklı görüntü seti .....                                               | 18 |
| Şekil 2.7.  | Alan derinliğinin oluşumu.....                                                            | 19 |
| Şekil 2.8.  | 2B Gaussian fonksiyonu.....                                                               | 23 |
| Şekil 2.9.  | Blok haritasının oluşturulması.....                                                       | 26 |
| Şekil 2.10. | Kaynak görüntülerin bölütlenmesi. ....                                                    | 27 |
| Şekil 2.11. | Lineer görüntüleme modeline göre görüntü oluşumu. ....                                    | 30 |
| Şekil 2.12. | $i_A^*$ ve $i_B^*$ yapay görüntülerinin oluşturulması.....                                | 31 |
| Şekil 2.13. | $d_A$ ve $d_B$ fark görüntülerinin oluşturulması.....                                     | 32 |
| Şekil 2.14. | Görüntü birleştirme adımları .....                                                        | 34 |
| Şekil 3.1.  | LP tabanlı yöntemle elde edilen birleşik <i>Lab</i> görüntüsü ve fark görüntüler<br>..... | 38 |
| Şekil 3.2.  | LP tabanlı yöntem ile elde edilen <i>Saat</i> birleşik ve hata görüntüleri.....           | 39 |
| Şekil 3.3.  | LP tabanlı yöntem ile elde edilen birleşik <i>Arabalar</i> ve fark görüntüsü ..           | 40 |
| Şekil 3.4.  | LP tabanlı yöntem ile elde edilen birleşik <i>Küp</i> ve fark görüntüsü .....             | 40 |
| Şekil 3.5.  | ADD yöntemi ile elde edilen birleşik <i>Lab</i> görüntüsü ve fark görüntüler              | 43 |
| Şekil 3.6.  | ADD yöntemi ile elde edilen birleşik <i>Saat</i> görüntüsü ve fark görüntüler...<br>..... | 44 |
| Şekil 3.7.  | ADD yöntemi ile elde edilen birleşik <i>Arabalar</i> görüntüsü ve fark<br>görüntü.....    | 45 |
| Şekil 3.8.  | ADD yöntemi ile elde edilen birleşik <i>Küp</i> görüntüsü ve fark görüntü....             | 45 |

|             |                                                                                         |    |
|-------------|-----------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Şekil 3.9.  | RUBS yöntemi ile elde edilen birleşik <i>Lab</i> görüntüsü ve fark görüntüler ..        | 47 |
| Şekil 3.10. | RUBS yöntemi ile elde edilen birleşik <i>Saat</i> görüntüsü ve fark görüntüler.         | 48 |
| Şekil 3.11. | RUBS yöntemi ile elde edilen birleşik <i>Arabalar</i> görüntüsü ve fark görüntü.....    | 49 |
| Şekil 3.12. | RUBS yöntemi ile elde edilen birleşik <i>Küp</i> görüntüsü ve fark görüntü..            | 50 |
| Şekil 3.13. | Önerilen yöntem ile oluşturulan birleşik <i>Lab</i> görüntüsü ve fark görüntüler        | 53 |
| Şekil 3.14. | Önerilen yöntem ile oluşturulan birleşik <i>Saat</i> görüntüsü ve fark görüntüler. .... | 54 |
| Şekil 3.15. | Önerilen yöntem ile oluşturulan birleşik <i>Arabalar</i> görüntüsü ve fark görüntü..... | 55 |
| Şekil 3.16. | Önerilen yöntem ile oluşturulan birleşik <i>Küp</i> görüntüsü ve fark görüntü...        | 55 |
| Şekil 3.17  | <i>Lab</i> birleşik ve fark görüntülerin karşılaştırılması. ....                        | 59 |
| Şekil 3.18  | <i>Saat</i> birleşik ve fark görüntülerin karşılaştırılması .....                       | 60 |
| Şekil 3.19. | <i>Arabalar</i> birleşik ve fark görüntülerin karşılaştırılması.....                    | 61 |
| Şekil 3.20  | <i>Küp</i> birleşik ve fark görüntülerin karşılaştırılması.....                         | 63 |

## GİRİŞ

Dijital kamera uygulamalarındaki en temel problemlerden birisi görüntüde bulanık bölgelerin oluşmasına sebep olan sınırlı alan derinliğidir [1]. Görüntüleme cihazlarında, lens belirli uzaklıktaki bir cisme odaklandığında, bu cisimle aynı uzaklıkta bulunan tüm cisimler net olarak görüntülenecektir. Buna karşın, farklı uzaklıkta bulunan cisimler odak dışında kalacak ve bulanık olarak görüntülenecektir. Kabul edilebilir netlikte görüntülenen, çevredeki en yakın nesne ile en uzak nesne arasındaki mesafe, alan derinliği olarak nitelendirilir [2]. Şekil G.1 görüntü oluşumunun temel geometrisini göstermektedir.



Şekil G.1. Temel görüntü oluşumu geometrisi

F odak noktasına sahip merceğin  $O_B$  cismine odaklandığını varsayalım. Bu durumda  $O_A$  objesi tarafından saçılan ve lense ulaşan tüm ışınlar, odak düzlemindeki  $I_A$  noktasında birleştirilmek üzere lens tarafından kırılırlar.  $I_A$  görüntüsünün oluştuğu,  $O_A$  objesinin odak düzlemi ile algılayıcı düzlemi kesişmediği için  $O_A$ , algılayıcı düzleminde bulanık

bir daire olarak görüntülenir. Bu daireye *bulanıklık dairesi* (blur circle) ismi verilmektedir. Diğer yandan  $O_B$  nesnesinin görüntüsü  $I_B$  tam olarak algılayıcı düzlemi üzerinde oluşmaktadır. Bu sebeple tamamen net olarak görüntülenmektedir.

Net görüntülerde bulanık görüntülerden daha fazla bilgi ihtiva edildiğinden mikroskobik görüntüleme [3, 4], endüstriyel bilgisayarla görme [5], güvenlik uygulamaları [6] gibi birçok sahada net görüntüler tercih edilmektedir.

Dijital kamera uygulamalarında, küçük diyafram açıklığı kullanılarak, alan derinliği daha fazla olan görüntüler alınabilir. Ancak, küçük diyafram açıklığı, görüntüde bozulma meydana getiren kırınım (diffraction) etkisini artıracaktır. Ayrıca, küçük diyafram açıklığında ışık kazancı azalacağından pozlama süresinin uzatılması gerekecektir. Bu dezavantajlar küçük diyafram açıklığı kullanarak görüntü elde etmeyi pratik uygulamalarda kullanışsız kılmaktadır [7].

Bir çevrenin tamamen net görüntüsü, çevrenin bulanık görüntüsüne uygulanacak bir dekonvolüsyon işlemi sonucunda elde edilebilir. Bu işlemi gerçekleştirebilmek, kameraya ait parametrelerin ve kamera kalibrasyon parametrelerinin kullanılması ile erişilebilecek noktasal dağılım fonksiyonunun bilinmesi ile mümkün olmaktadır. Buna karşın, çoğu pratik uygulamalarda bu parametreler ya bilinmemekte yahut hassas olarak elde edilememektedir [8, 9].

Sınırlı alan derinliğinin artırılması için bahsedilen farklı yöntemler kullanılmakla birlikte çoklu-odaklı görüntü birleştirme teknikleri bu yöntemler arasında öne çıkmaktadır [10]. Çoklu-odaklı görüntü birleştirme, aynı çevreye ait, farklı odak parametrelerine sahip, aynı algılayıcı ile sabit bir noktadan alınmış görüntülerin birleştirilerek, bütün net bölgeleri ihtiva eden, tamamı net bir görüntünün elde edilmesi işlemidir [1, 11, 12].

İdeal bir görüntü birleştirme algoritmasının şu şartları sağlaması beklenmektedir: [12, 13]

- Kaynak görüntülerdeki bütün net bölgeleri içermelidir.
- Oluşturacağı birleşik görüntüde, herhangi bir bozulma veya gürültüye sebep olmamalıdır.

- Her görüntü için kullanılabilmesi, görüntülerdeki gürültü gibi istenmeyen durumları mümkün olduğunca tolere etmelidir.

Literatürde, insan/makine algısını artırmak için kaynak görüntülerden daha fazla görsel bilgiye sahip birleşik görüntüler oluşturmak amacıyla geliştirilmiş birçok çoklu-odaklı görüntü birleştirme yöntemi tanımlanmıştır. Görüntü birleştirme yöntemleri temel olarak dönüşüm uzayı ve resim uzayı yöntemleri olmak üzere iki gruba ayrılır [14].

Dönüşüm uzayı yöntemlerinde öncelikle kaynak görüntüler bir dönüşüm işlemine tabi tutularak dönüşüm uzayına aktarılır. Dönüşüm uzayında tanımlanan birleştirme kurallarına göre, birleştirme işlemi gerçekleştirildikten sonra elde edilen bu birleşik veriden ters dönüşüm işlemi kullanılarak birleşik görüntü elde edilir [12, 15]. Dönüşüm uzayı yöntemleri genellikle yapılarındaki küresel işlemlerden dolayı kaynak görüntülerdeki kaymalardan ve gürültülerden fazlaca etkilenmektedir. Ayrıca bünyelerinde dönüşüm ve ters dönüşüm gibi işlemler barındırmalarından dolayı uygulanması ve anlaşılması karmaşık bir yapıya sahiptirler [11, 16].

Dönüşüm uzayı yöntemlerinin aksine resim uzayı yöntemleri, kaynak görüntüleri, herhangi bir dönüşüme tabi tutmadan, doğrudan görüntü uzayı öznitelikleri kullanılarak yapılan değerlendirmeler sonucu birleştirmektedir. Resim uzayı yöntemleri, kaynak görüntülerde net olarak bulunan bölgelerin ya da piksellerin taşınmasıyla birleşik görüntünün inşa edilmesi ilkesine dayanır [1, 11, 17].

Bu tez çalışmasının maksadı literatürde yaygın olarak kullanılan yöntemlerin analiz edilmesi ve literatürde tanımlanmış yöntemlerden daha başarılı sonuçlar üreten ve görüntü birleştirme algoritmalarından beklenen özelliklere sahip bir resim uzayı tabanlı çoklu-odaklı görüntü birleştirme yöntemi geliştirilmesidir.

### **Tezin Maksadı**

Bu tezin temel amacı, sınırlı alan derinliğini artırmak için, literatüre yeni bir çoklu-odaklı görüntü birleştirme tekniği sunmaktır.

Bu araştırmada gerçekleştirilmesi planlanan hedefler şunlardır:

- literatürde iyi bilinen klasik çoklu-odaklı görüntü birleştirme yöntemlerinin incelenmesi,
- yeni bir resim uzayı tabanlı çoklu-odaklı görüntü birleştirme yönteminin tanıtılması,
- önerilen yöntemin, klasik yöntemlerle sayısal ve görsel olarak karşılaştırılması.

### **Tezin Organizasyonu**

Tez konusu ile ilgili genel bilgiler, literatürde iyi bilinen yöntemlerin analizi ve birleştirme performansını ölçmek için kullanılan kalite metrikleri birinci bölümde verilmiştir.

İkinci bölümde, tez çalışması kapsamında önerilen yeni çoklu-odaklı görüntü birleştirme yöntemi tanıtılmış ve önerilen yöntemde kullanılan yapılar ele alınmıştır.

Üçüncü bölümde, önerilen yöntem farklı çoklu-odaklı kaynak görüntülere uygulanmış ve sonuçlar literatürde yaygın olarak kullanılan yöntemlerle sayısal ve görsel olarak karşılaştırılmıştır.

Dördüncü bölümde ise tez çalışması kapsamında elde edilen sonuçlar değerlendirilmiş ve önerilere yer verilmiştir.

# 1. BÖLÜM

## GENEL BİLGİLER

### 1.1. Giriş

Bu bölümde, sıkça kullanılan çoklu-odaklı görüntü birleştirme yöntemleri tanıtılmaktadır. Görüntü birleştirme yöntemleri dönüşüm uzayı ve resim uzayı teknikleri başlıkları altında ele alınmıştır. Bölümün son kısmında ise birleştirme yöntemlerinin sayısal olarak değerlendirilmesinde kullanılan kalite metrikleri tanıtılmaktadır.

### 1.2. Dönüşüm Uzayı Görüntü Birleştirme Yöntemleri

Dönüşüm uzayı yöntemleri, çoklu-odaklı görüntülerin analizi ve birleştirilmesi için çoklu-ölçekli dönüşümler kullanan yöntemlerdir. Dönüşüm uzayı görüntü birleştirme yöntemlerinin temel adımları aşağıdaki gibi sıralanabilir:

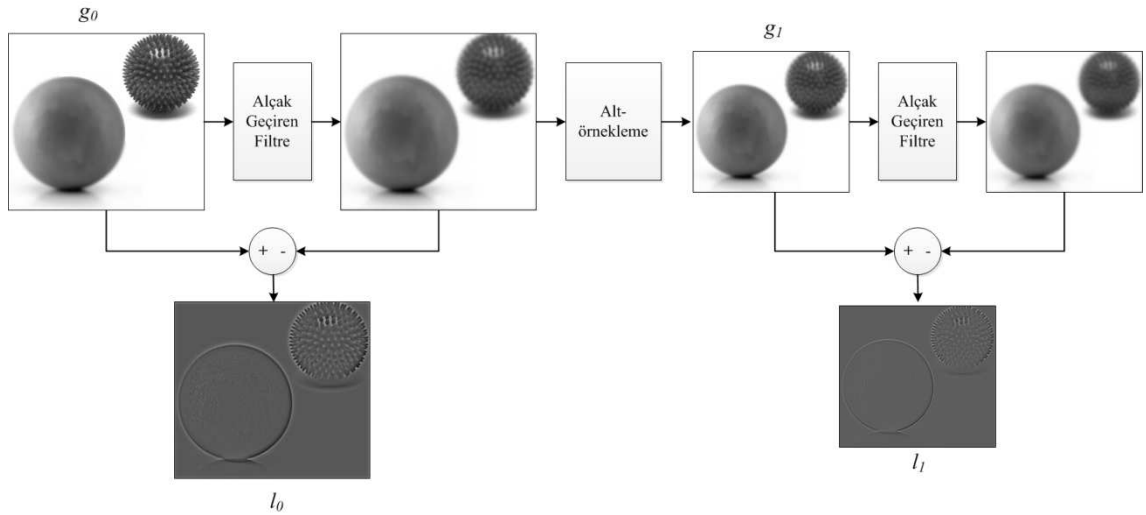
- Kaynak görüntülere çoklu-ölçekli dönüşüm uygulanarak dönüşüm uzayı katsayılarının elde edilmesi,
- Elde edilen katsayıların tanımlanan birleştirme kurallarına uygun olarak işlenmesiyle birleşik dönüşüm bileşeninin elde edilmesi,
- Dönüşüm uzayındaki birleşik katsayılara ters dönüşüm uygulanarak birleşik görüntünün oluşturulması.

Dönüşüm uzayı yöntemleri temel olarak piramit dönüşüm ve dalgacık dönüşüm kullanan yöntemler olmak üzere iki gruba ayrılır. Piramit dönüşüm tabanlı yöntemlerin en bilinen örnekleri olarak Laplacian piramit (LP) [18], gradyent piramit [19] ve morfolojik piramit [20] tabanlı yöntemler sayılabilir. Dalgacık dönüşümü kullanan yöntemlerin en bilinenleri ise ayrık dalgacık dönüşümü (ADD) [21], kaymadan bağımsız ayrık dalgacık dönüşümü [22] ve çift-ağaç karmaşık (dual tree complex)

dalgacık dönüşümü [13] yöntemleridir. Bu bölümde ise LP ve ADD yöntemleri tanıtılacaktır.

### 1.2.1. Laplacian piramit (LP) tabanlı yöntem

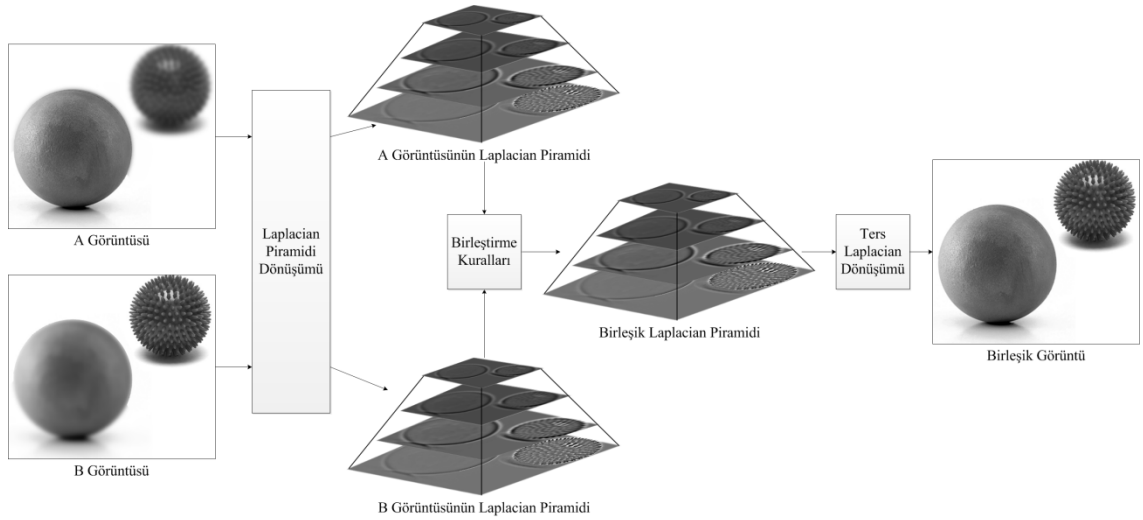
Piramit tabanlı yöntemler arasında en temel ve en yaygın kullanımı olan yöntemlerden biri LP'dir. LP tabanlı yöntemde, öncelikle LP'yi inşa etmek için faydalanılacak Gaussian piramidi oluşturulur. Dönüşüme tabi tutulacak görüntünün alçak-geçiren filtre uygulanmış hali bu Gaussian piramidin en alçak seviyesini oluşturmaktadır. Gaussian piramidinin seviyeleri özyinelemeli olarak, önceki seviyeye alçak-geçiren Gaussian filtresinin uygulanması ve sonucun alt-örnekleme işlemine tabi tutulması ile elde edilir. Sonraki kısımda ise LP bileşenleri, Gaussian piramidi kullanılarak elde edilir. LP'nin her seviyesi, Gaussian piramidinin aynı seviyesinden, bu seviyenin alçak-geçiren filtre uygulanarak oluşturulan kopyasının çıkarılması ile elde edilir. Böylece görüntüdeki yapısal öznitelikleri vurgulayan yüksek-geçiren kopyalar elde edilir ki bu farklı ölçeklerdeki kopyaların oluşturduğu görüntü dizisi LP olarak isimlendirilir. Şekil 1.1'de Gaussian piramidin ( $g_0, g_1$ ) ve LP'nin ( $l_0, l_1$ ) seviyelerinin oluşturulması gösterilmektedir [18].



Şekil 1.1. LP seviyelerinin oluşturulması

Son aşamada kaynak görüntülere, LP çoklu-ölçekli ayrışımı uygulanarak elde edilen piramitlerin her seviyesinde öznitelik seçimiyle karşılıklı katsayıların mutlak değerlerinin en büyüğünü seçmeye dayalı bir karar verme işlemi uygulanarak

birleştirme işlemi gerçekleştirilir. Birleştirilmiş görüntü, elde edilen piramide ters Laplacian dönüşümü uygulanarak oluşturulur. LP dönüşümü tabanlı görüntü birleştirme yönteminin adımları Şekil 1.2’de görülmektedir.



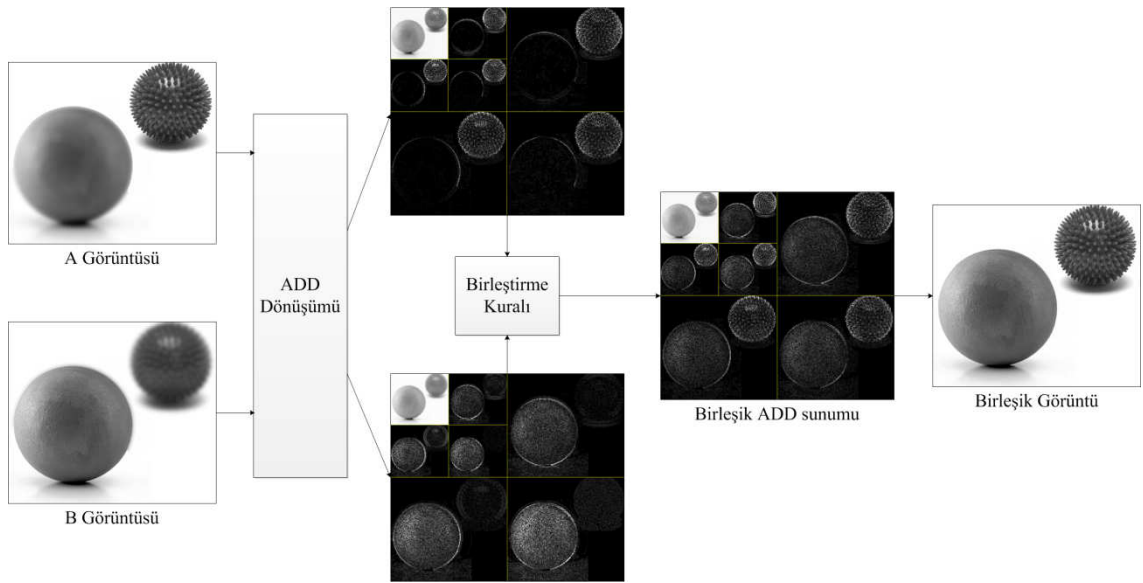
Şekil 1.2. LP dönüşüm tabanlı birleştirme yöntemi.

### 1.2.2. Ayırık dalgacık dönüşümü (ADD) tabanlı yöntem

Birçok görüntü birleştirme metodunda farklı dalgacık dönüşümleri kendilerine kullanım alanı bulmaktadır. En yaygın olarak kullanılan dalgacık dönüşümü türlerinden birisi ise ADD'dir. ADD'nin piramit tabanlı yöntemlere karşı, artırılmış yön bilgisi, gürültü oluşumunun azalması, daha iyi tepe sinyal-gürültü oranı, insan algısı için daha iyi sonuç üretme gibi üstün yönleri vardır [13].

ADD tabanlı yöntemde, görüntünün yatay ve düşey düzlemlerine uygulanan 1 boyutlu ADD ve alt-örnekleme işlemleri ile birlikte dönüşümün her seviyesinde; yatay, düşey ve köşegen olmak üzere dört alt-bant üretilir. Öncelikle  $I$  kaynak görüntüsünün her bir satırına, alçak geçiren  $L$  ve yüksek geçiren  $H$  filtrelerini kullanarak yatayda uygulanan filtreleme ve alt-örnekleme işlemleri sonucunda  $I_L$  ve  $I_H$  bileşenleri elde edilir. Takip eden,  $I_L$  ve  $I_H$ 'ın her sütununa uygulanan düşey  $L$  ve  $H$  ile filtreleme ve alt-örnekleme işlemleri ile  $I_{LL}$ ,  $I_{HH}$ ,  $I_{HL}$ ,  $I_{LH}$  alt-bantları her bir ayrışma seviyesi için elde edilir. Her ayrışma seviyesi için aynı adımlar bir önceki seviyenin  $I_{LL}$  bandına uygulanarak işleme devam edilir [23].

Bu işlemler, birleştirilmek istenen her bir kaynak görüntüye önceden belirlenen ayrışma seviyesi sayısınca uygulanır. Kaynak görüntülerin elde edilen bileşenlerine uygulanan birleştirme mekanizması (en büyüğü seçme, ortalama alma vb.) yardımıyla birleşik dönüşüm bileşeni meydana getirilir. Son olarak birleştirilmiş bileşene uygulanan ters dönüşüm işlemi yardımıyla birleşik görüntü oluşturulur. Şekil 1.3’de ADD tabanlı yöntemin adımları görülmektedir.



Şekil 1.3. ADD tabanlı birleştirme yöntemi.

ADD tabanlı görüntü birleştirme yönteminin temel problemi kaymaya bağımlı olmasıdır. Her seviyede gerçekleştirilen alt-örnekleme yapısı nedeni ile kaynak görüntülerdeki küçük bir kayma bütün ADD bileşenlerini etkilemekte ve oluşturulan birleşik görüntülerde bozulmalar oluşmasına sebep olmaktadır [13].

### 1.3. Resim Uzayı Görüntü Birleştirme Yöntemleri

Resim uzayı görüntü birleştirme yöntemleri, dönüşüm uzayı yöntemlerinin aksine herhangi bir dönüşüm kullanmadan direkt olarak görüntülerin uzaysal özniteliklerini kullanarak birleştirme işlemini gerçekleştirirler. Bu uzaysal özniteliklere örnek olarak yoğunluk (piksel değeri), gradyent ve resim uzayı frekansı sayılabilir.

Resim uzayı görüntü birleştirme yöntemlerini piksel tabanlı ve bölgesel tabanlı yöntemler olmak üzere ikiye ayrılabilir. Piksel tabanlı yöntemler, birleştirilecek kaynak

görüntüleri piksel piksel ele alır ve birleşik resmi bu incelemenin sonucu net pikselleri belirleyerek oluşturur. Bölgesel tabanlı yöntemler ise kaynak görüntüleri çeşitli algoritmalar yardımıyla bölgelere ayırır ve kaynak görüntülerdeki ilişkili bölgeleri netlik açısından karşılaştırarak, net bölgeyi tespit edip birleşik görüntüye taşır.

Resim uzayı tabanlı görüntü birleştirme yöntemleri, yapılarında dönüşüm işlemi barındırmadıklarından dolayı, dönüşüm tabanlı yöntemlere göre, görüntülerdeki kaymalardan ve gürültüden daha az etkilenirler. Ayrıca dönüşüm tabanlı yöntemlere göre uygulanması ve kodlanması daha basit yapıya sahiptirler.

Bu bölümde bölgesel tabanlı bir resim uzayı birleştirme tekniği olan resim uzayı blok seçme (RUBS) metodu incelenecektir.

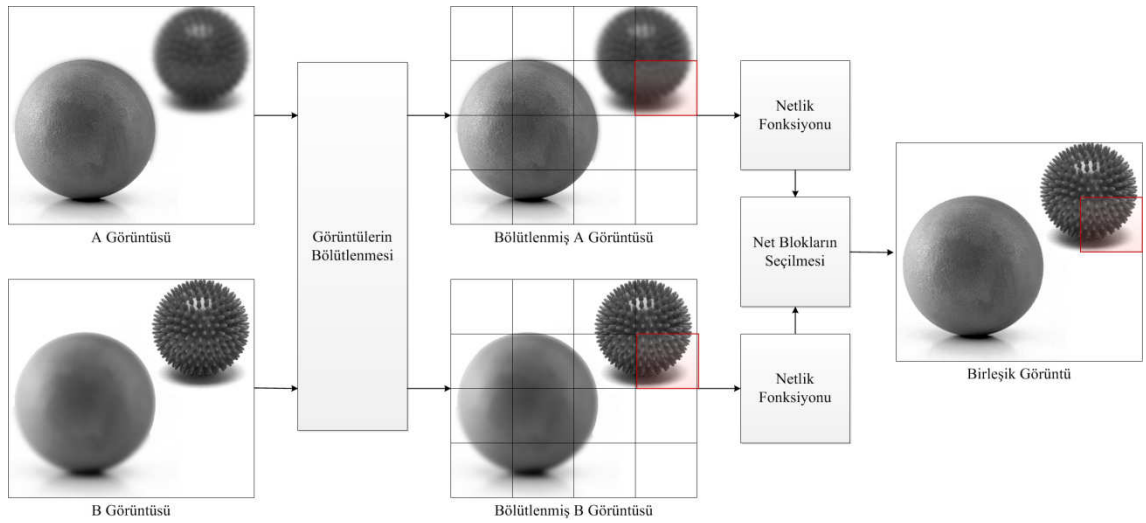
### 1.3.1. Resim Uzayı Blok Seçme (RUBS) Yöntemi

RUBS yöntemi, çoklu odaklı kaynak görüntülerin sabit boyutlu bloklara bölünerek net blokların birleşik görüntüyü oluşturmak için taşınması ilkesi ile çalışmaktadır. Bu amaçla öncelikle kaynak görüntüler eşit boyutlu bloklara bölünür. Oluşan tüm blokların netlik değerleri bir netlik kıstas fonksiyonu aracılığıyla hesaplanır. Son olarak her kaynak görüntünün ilgili blokları netlik açısından kıyaslanır ve net olan bloklar taşınarak birleşik görüntü takip eden ifade ile elde edilir:

$$F_k = \begin{cases} A_k, & S_k^A > S_k^B \\ B_k, & S_k^A \leq S_k^B \end{cases} \quad (1.1)$$

burada  $A_k$ ,  $B_k$  ve  $F_k$  sırasıyla  $A$  kaynak görüntüsünün,  $B$  kaynak görüntüsünün ve birleşik görüntünün  $k$ . bloğunu temsil etmekte,  $S_k^A$  ve  $S_k^B$  ise  $A$  ve  $B$  kaynak görüntülerinin  $k$ . bloklarının netlik değerlerini ifade etmektedir [24].

RUBS yönteminin temel adımları Şekil 1.4'de gösterilmiştir. Yöntemin başarımını etkileyen temel faktörler, blok boyutlarının ve netlik kıstas fonksiyonunun seçimidir. Literatürde blok boyutlarının seçimini optimize eden ve yöntemin daha iyi sonuç vermesini sağlayan yöntemler mevcuttur [11]. RUBS yöntemi için farklı netlik kıstas fonksiyonları da kullanılabilir bunlardan bazıları *varyans* ve *uzaysal resim frekansı* olarak sıralanabilir [25, 26].



Şekil 1.4. RUBS yönteminin şematik gösterimi

#### 1.4. Görüntü Birleştirme Kalite Metrikleri

Görüntü birleştirme yöntemlerinin başarımlarının ölçülmesi oldukça zorlu bir problemdir. Literatürde bu amaçla tanımlanmış birçok kalite metriği bulunmaktadır. Kalite metrikleri, değerlendirme için referans görüntüye ihtiyaç duyan *referans tabanlı metrikler* ve referans görüntü kullanmaksızın değerlendirme yapan *objektif metrikler* olmak üzere iki grupta incelenebilir.

##### 1.4.1. Referans Tabanlı Metrikler

Referans tabanlı metrikler görüntü birleştirme yöntemlerinin kalitelerini, üretilen birleşik görüntü ile referans görüntüyü kullanarak, hata ya da benzerlik hesaplarıyla değerlendirir. Genellikle referans tabanlı metriklerin sonuçlarının görsel değerlendirmeye uyduğu söylenebilir. Tez çalışmasında referans tabanlı metriklerden tepe sinyal-gürültü oranı (PSNR) ve yapısal benzerlik (YB) kullanılmıştır.

##### 1.4.1.1. Tepe Sinyal-Gürültü Oranı (PSNR)

PSNR bir işaretin mümkün olan maksimum gücünün o işareti bozan gürültünün gücüne oranıdır. İşaretlerin birçoğu çok geniş bir dinamik aralığa sahip olduklarından, PSNR genelde logaritmik desibel ölçeğinde ifade edilir.

$$PSNR = 10 \log_{10} \left( \frac{\max^2}{\frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (R(i, j) - F(i, j))^2} \right) \quad (1.2)$$

Denklemde  $R$  ve  $F$  sırasıyla referans ve birleşik görüntüyü temsil etmekte,  $\max$  ise görüntünün maksimum piksel değerini ifade etmektedir. Tez çalışmasında yapılan deneylerde görüntüler 8 bitlik olarak kodlandığı için  $\max$  değeri 255 olmaktadır.

#### 1.4.1.2. Yapısal Benzerlik (YB)

Referans görüntü kullanan metriklerden bir diğeri YB'dir. PSNR'nin insan algısıyla uyuşmadığı bazı durumlar bulunmaktadır. Bu sebeple, YB, diğer metriklerin kısıtlamalarını ortadan kaldırmak için geliştirilmiştir [27]. YB metriği takip eden denklemde verilmiştir.

$$YB(R, F) = \frac{(2\mu_R\mu_F + c_1)(2\sigma_{RF} + c_2)}{(\mu_R^2 + \mu_F^2 + c_1)(\sigma_R^2 + \sigma_F^2 + c_2)} \quad (1.3)$$

burada  $\mu_R$  ve  $\mu_F$  sırasıyla  $R$  ve  $F$  görüntülerinin ortalaması,  $\sigma_R$   $R$ 'nin varyansı  $\sigma_F$   $F$ 'nin varyansı,  $\sigma_{RF}$   $R$  ve  $F$ 'nin kovaryansı,  $c_1 = (k_1 L)^2$  ve  $c_2 = (k_2 L)^2$  işlemi kararlı hale getirmek için kullanılmış değişkenler,  $L$  piksellerin alabileceği değer aralığı (deneylerde 8-bit kodlanmış gri seviye görüntüler kullanıldığı için  $L=255$  alınmıştır),  $k_1$  ve  $k_2$  sırasıyla 0.01 ve 0.03 değerleri verilmiş sabitlerdir.

#### 1.4.2. Objektif Metrikler

Pratikte, çoklu-odaklı görüntü birleştirme uygulamalarında referans görüntüler mevcut değildir. Bu sebeple gerçek görüntülerin kullanıldığı deneylerde yalnızca objektif metrikler kullanılmaktadır. Objektif metrikler birleştirme kalitesini ölçmek için referans görüntüye gerek duymaz ve hesaplamayı birleşik görüntü ve/veya kaynak görüntüleri kullanarak yapar. Bu bölümde objektif metriklerden birleştirme faktörü (BF) ve kenar tabanlı kalite (KTK) metrikleri tanıtılmaktadır.

#### 1.4.2.1. Benzerlik Faktörü (BF)

BF, kaynak görüntüler ile birleşik görüntü arasındaki karşılıklı bilgiyi ölçerek değerlendirme yapan bir kalite metriğidir. Çoklu-odaklı görüntü birleştirmenin amacı kaynak görüntülerden net kısımların aktararak birleştirilmiş görüntünün oluşturulmasıdır. Bu bağlamda BF kaynak görüntülerden taşınan bilgiler üzerinden değerlendirme yapar [28].

BF'nin hesaplanması için öncelikle tüm kaynak görüntüler ile birleşik görüntüler arasındaki karşılıklı bilgi (KB) aşağıdaki denklem yardımıyla hesaplanır:

$$KB_{GF} = \sum_{i,j} P_{GF}(i,j) \log \frac{P_{GF}(i,j)}{P_G(i)P_F(j)} \quad (1.4)$$

burada  $P_{GF}$ ,  $G$  ve  $F$  görüntülerinin normalize edilmiş, birleştirilmiş gri seviye histogramını,  $P_G$  ve  $P_F$  ise her iki görüntünün normalize edilmiş marjinal histogramını temsil etmektedir.

Daha sonra tüm kaynak görüntüler ile birleşik görüntü arasındaki KB değerleri hesaplanarak toplanır ve böylece BF değeri aşağıdaki şekilde bulunur:

$$BF = \sum_K KB_K \quad (1.5)$$

#### 1.4.2.2. Kenar Tabanlı Kalite (KTK) Metriği

KTK, birleştirme işleminin kalitesini hesaplamak için kaynak görüntülerden birleştirilmiş görüntüye taşınan kenar bilgilerini değerlendirmektedir. Objektif kalite metriği  $KTK^{AB/F}$  her iki kaynak görüntünün normalize edilmiş kenar bilgilerinin ağırlıklandırılmasıyla, takip eden denklem biçiminde elde edilir:

$$KTK^{AB/F} = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M Q^{AF}(i,j) \omega^A(i,j) + Q^{BF}(i,j) \omega^B(i,j)}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (\omega^A(i,j) + \omega^B(i,j))} \quad (1.6)$$

Burada  $\omega^A(i, j)$  ve  $\omega^B(i, j)$  kaynak görüntülerin Sobel kenar bilgisine dayalı ağırlıklandırma katsayıları ve  $Q^{AF}$  ile  $Q^{BF}$   $A$ ,  $B$ 'nin  $F$  ile arasındaki kenar koruma değerleridir. KTK metriği 0 ile 1 arasında değer üretir [29].

## **2. BÖLÜM**

### **GEREÇ VE YÖNTEM**

#### **2.1. Giriş**

Bu bölümde ilk olarak, tez çalışması kapsamında kullanılan test görüntüleri gruplandırılarak tanıtılmıştır. Daha sonra, tez çalışması kapsamında tanıtılan yöntemin temelini oluşturan alan derinliği ve bulanık görüntü kavramlarına değinilmiştir. Son olarak, kaynak görüntülerin NDF'lerini kullanarak birleştirme işlemini gerçekleştiren bir piksel tabanlı resim uzayı çoklu-odaklı görüntü birleştirme yöntemi önerilmiştir.

#### **2.2. Deneylerde Kullanılan Görüntü Veri Kümesi**

Bu tez çalışmasında önerilen yöntemin değerlendirilmesi için yapay olarak elde edilen test görüntülerinin yanı sıra literatürdeki test görüntüleri ve deneysel olarak elde edilen test görüntüleri de kullanılmıştır. Kullanılan veri kümesi ile ilgili detaylı bilgiler aşağıda verilmiştir.

##### **2.2.1. Yapay Olarak Elde Edilmiş Çoklu-Odaklı Test Görüntüleri**

Görüntü birleştirme yöntemlerinin kalitelerinin değerlendirilmesinde, objektif metrikler her zaman istenilen sonuçları vermeyebilmektedir. Bunun yanında, referans görüntü tabanlı metrikler, insan görsel değerlendirmesine daha yakın sonuçlar üretmektedir. Ancak gerçekte, dijital kamera kullanılarak elde edilen çoklu-odaklı görüntülerde referans bir görüntüden bahsetmek mümkün değildir. Bu sebeple, görüntü birleştirme yöntemlerinin test edilmesinde referans tabanlı metrikler kullanılabilmesi için, yapay olarak çoklu-odaklı görüntüler üretmek gereği ortaya çıkar. Böylece çoklu-odaklı görüntülerin yapay olarak üretildiği görüntü, referans görüntü olarak kullanılabilir. Bu yapay çoklu-odaklı görüntülerin üretilmesi için, tamamı net bir

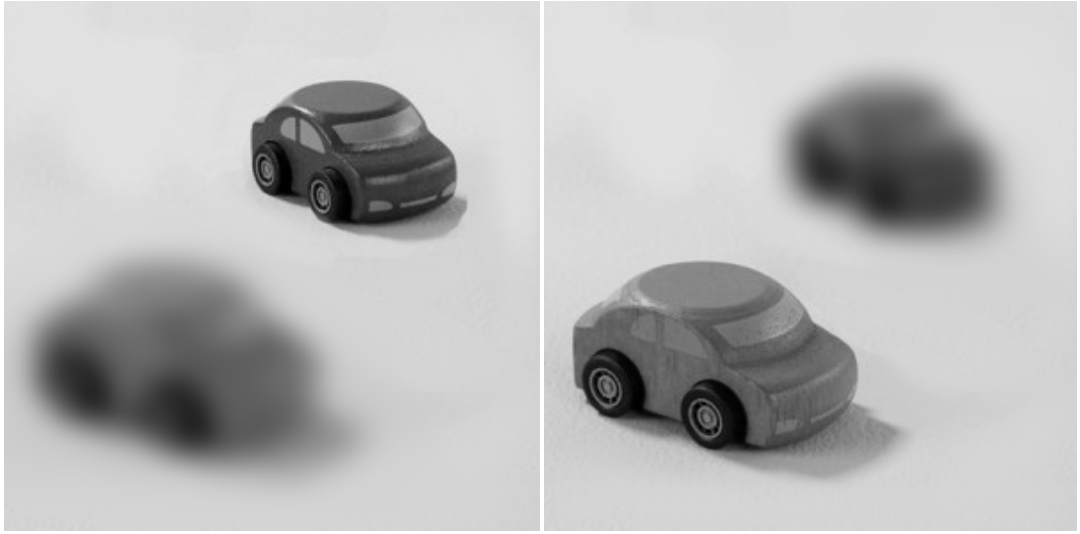
görüntünün farklı bölümleri sırayla, Gaussian filtre kullanılarak bulanıklaştırılır. Böylece, farklı noktalara odaklanılmış izlenimi veren bir görüntü seti elde edilebilir.

Bu çalışmada, görüntü birleştirme yöntemlerinin test edilmesi için iki yapay çoklu-odaklı görüntü seti kullanılmıştır. Bunlar *Arabalar* ve *Küp* görüntü setleridir. Yapay olarak üretilmiş çoklu odaklı görüntü setlerinden ilki olan *Arabalar* görüntü setini üretmek için kullanılan tamamı net görüntü Şekil 2.1’de görülmektedir [30].



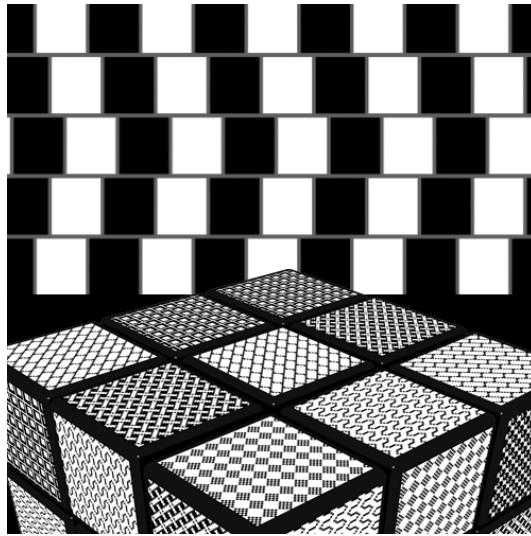
Şekil 2.1. Arabalar referans görüntüsü

Bu referans görüntüde, öncelikle çevrenin arkasında bulunan oyuncak araba Gaussian filtre uygulanarak bulanıklaştırılmış ve öne odaklı hissi veren ilk görüntü elde edilmiştir. Daha sonra, aynı işlem önde bulunan oyuncak araba için uygulanmış ve arkaya odaklanılmış görünümündeki ikinci görüntü elde edilmiştir. Elde edilen çoklu-odaklı kaynak görüntüler Şekil 2.2’de görülmektedir.



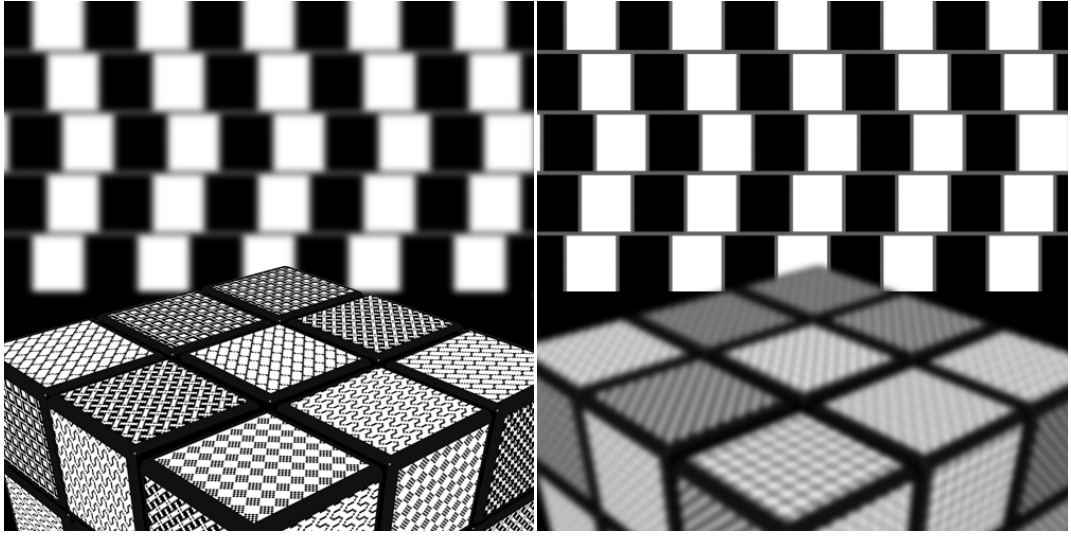
Şekil 2.2. Arabalar çoklu odaklı görüntüleri

Tez çalışmasında kullanılan diğer yapay çoklu-odaklı görüntü seti *Küp*'ün üretilmesi için kullanılan referans görüntü Şekil 2.3'de verilmiştir.



Şekil 2.3. Küp referans görüntüsü.

*Küp* referans görüntüsü kullanılarak, ilkinde görüntüdeki küpün odaklı olduğu, ikincisinde ise arka planın odaklı olduğu çoklu-odaklı görüntüler oluşturulmuştur. Oluşturulan görüntüler Şekil 2.4'de verilmektedir. Görüntünün arka planındaki siyah ve beyaz kareler, boyutlarının ve konumlarının farklılığı sebebiyle bölgesel yöntemler için sorun teşkil edebilecek yapıdadır. Ayrıca, küp üzerindeki dokular ve görüntünün yüksek kontrastlık farkı da bu görüntüyü zorlu hale getirmektedir.

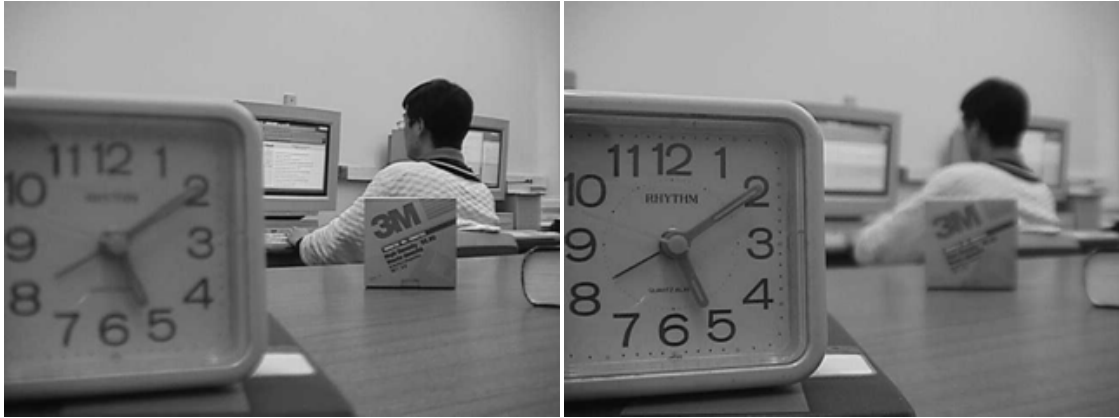


 ekil 2.4. K p  oklu odaklı g r nt leri.

### 2.2.2. Ger ek  oklu-Odaklı Test G r nt leri

Tez  alıřması kapsamında incelenen g r nt  birleřtirme y ntemlerinin karřılařtırılmasında ger ek  oklu-odaklı g r nt  setlerine de yer verilmiřtir. Deneylerde kullanılan ger ek  oklu-odaklı g r nt  setlerinden ilki literat rde sık a kullanılan *Lab* g r nt  setidir. Diđer g r nt  seti ise tez kapsamında deneysel olarak, TheImagingSource firmasına ait DMK 31BF03-Z2.H model kamera ile elde edilmiř *Saat* g r nt  setidir.

Literat rde sık a kullanılan *Lab*  oklu-odaklı g r nt   iftinin ilk g r nt s nde, arka planda bulunan  ğrenciye odaklanılırken ikinci g r nt de  n planda bulunan masa saatine odaklanılmıřtır. Bu g r nt   iftinin  nemli bir  zelliđi, iki g r nt n n birebir aynı olmaması, g r nt de kayma olmasıdır. G r nt ler dikkatli incelendiđinde, g r nt n n arka planında bulunan  ğrencinin iki g r nt  karesi arasında bařını bir miktar hareket ettirdiđi g r lebilir. Bu  zelliđiyle *Lab* g r nt   ifti,  zellikle literat rdeki kaymaya-bađımlı y ntemler i in olduk a zorlu bir test g r nt s  olarak ortaya çıkmaktadır. *Lab*  oklu odaklı g r nt  seti  ekil 2.5’de g r lmektedir.



Şekil 2.5. *Lab* çoklu odaklı görüntü seti

Testlerde kullanılan son görüntü seti, deneysel olarak elde edilen *Saat* görüntü setidir. Şekil 2.6’da görülebileceği gibi görüntülerden ilki ön planda bulunan kol saatine odaklı, ikincisi arka planda bulunan kitaplara odaklıdır. Ön planda bulunan saat kadranının yuvarlak oluşu ve saat pimlerinin küçük objeler oluşu bu görüntü setini zorlu hale getirmektedir [30].

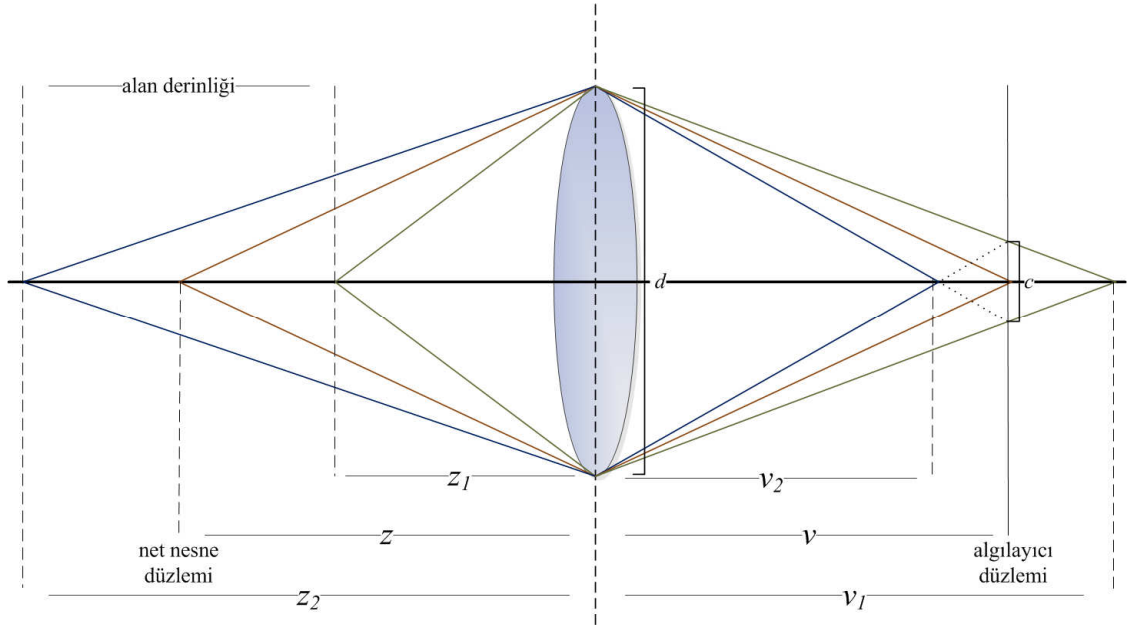


Şekil 2.6. *Saat* çoklu odaklı görüntü seti

### 2.3. Alan Derinliği

Bir dijital kamera, aynı anda yalnızca bir düzleme odaklanabilir. Bu düzlem haricinde bir düzlem üzerinde bulunan noktasal bir nesnenin görüntüsü, noktadan daha çok bir disk biçimde oluşacaktır. Nesnenin bulunduğu düzlem, net nesne düzleminden ne kadar uzak olursa disk o denli büyür. Ancak, bulanıklık dairesi olarak da bilinen bu disk,

yeterince küçükse noktadan ayırt edilemez. Böylece, net düzlemin her iki tarafında bulunan belirli iki düzlem arasında kabul edilebilir netlikte görüntülerin oluştuğu bir alan oluşur. Bu alan, alan derinliği olarak adlandırılmaktadır [31].



Şekil 2.7. Alan derinliğinin oluşumu

Şekil 2.7’de, alan derinliğinin oluşumu görselleştirilmiştir. Lense, nesne uzayında  $z$  kadar uzakta bulunan bir nesnenin görüntüsü, lense  $v$  kadar uzakta net olarak oluşmaktadır. Lense  $z_1$  ve  $z_2$  uzaklıkta bulunan nesnelerin görüntüleri ise bulanık daireler olarak oluşmaktadır. Diyafram açıklığının çapı  $d$  ve bulanıklık dairesinin çapı  $c$  ile ifade edilirse sırasıyla lense  $z_1$  ve  $z_2$  uzaklıkta bulunan cisimlerin odakları  $v_1$  ve  $v_2$ , üçgen benzerliğinden aşağıdaki denklemle ifade edilebilir.

$$\begin{aligned} \frac{(v_1 - v)}{v_1} &= \frac{c}{d}, \\ \frac{(v - v_2)}{v_2} &= \frac{c}{d} \end{aligned} \quad (2.1)$$

Genellikle hesaplamalarda, lensin diyafram değerinin ( $f$ -number) kullanılması tercih edilmektedir. Diyafram değeri  $N$  olarak ifade edilmektedir ve takip eden denklemde görülebileceği gibi odak uzaklığı ve diyafram açıklığı ile ilgilidir.

$$N = \frac{f}{d} \quad (2.2)$$

burada  $f$  odak uzaklığını temsil etmektedir ve herhangi bir objektif sonsuza odaklandığında, görüntüyü düşürdüğü odak noktası ile objektifin optik merkezi arasındaki uzunluk olarak tanımlanmaktadır.

Denklem (2.1) ve denklem (2.2) kullanılarak  $v_1$  ve  $v_2$  çekilirse denklem (2.3) elde edilir.

$$\begin{aligned} v_1 &= \frac{fv}{f - Nc} \\ v_2 &= \frac{fv}{f + Nc} \end{aligned} \quad (2.3)$$

Görüntünün lense uzaklığı  $v$ , nesnenin lense olan uzaklığı  $z$  ile ilişkilidir. İnce kenarlı lens denklemi aşağıdaki şekilde verilebilir:

$$\frac{1}{z} + \frac{1}{v} = \frac{1}{f} \quad (2.4)$$

Denklem (2.4)'den  $v$  değerleri çekilip denklem (2.3)'de yerine yazılırsa alan derinliğinin sınırları olan  $z_1$  ve  $z_2$  değerleri denklem (2.5)'de verilen şekilde elde edilir.

$$\begin{aligned} z_1 &= \frac{zf^2}{f^2 + Nc(z - f)} \\ z_2 &= \frac{zf^2}{f^2 - Nc(z - f)} \end{aligned} \quad (2.5)$$

Elde edilen sınır değerlerinin farkı alınarak alan derinliği denklem (2.6)'de verildiği gibi elde edilebilir [32].

$$z_2 - z_1 = \frac{2zNcf^2(z - f)}{f^4 - N^2c^2(z - f)^2} \quad (2.6)$$

Sonuç olarak, dijital kameralarda, diyafram açıklığının azalması daha büyük alan derinliğinin oluşması ancak daha az ışık kazancı anlamına gelmektedir. Diyafram açıklığı artırılırsa bu kez alan derinliği azalacak bunun yanında ışık kazancı artacaktır.

## 2.4. Bulanık Görüntü Teorisi

Görüntünün oluşumu; üç boyutlu uzaydaki nesnelerin, 2 boyutlu algılayıcı düzlemine mesafe ağırlıklı izdüşümü olarak tanımlanabilir. Bu bölümde, bulanık görüntülerin oluşumu, geometrik optik prensiplerine göre incelenmiştir.

### 2.4.1. Bulanıklığın Modellenmesi

Bir optik sistemde dönüşüm, konvolüsyon işlemiyle modellenenebilir [33]. Bulanık bir görüntü, takip eden denklemde verilen süperpozisyon integrali ile ifade edilebilir:

$$i(x, y) = \iint h(x - \zeta, y - \eta, d(\zeta, \eta)) s(\zeta, \eta) d\zeta d\eta \quad (2.7)$$

burada,  $x$  ve  $y$  resim uzayı koordinatları,  $\zeta$  ve  $\eta$  uzaysal değişkenler,  $s(\zeta, \eta)$  kaynak objenin parlaklık (irradiance) dağılımı,  $i(x, y)$  algılayıcı düzlemindeki parlaklık (irradiance) dağılımı,  $d(x, y)$  nesne ile net nesne düzlemi (plane of best focus) arasındaki öklit mesafesi ve  $h(x, y, d)$  noktasal dağılım fonksiyonudur (NDF).

Eğer nesneyle net nesne düzlemi arasındaki mesafe sabit ise, NDF,  $h(x, y, d)$  yerine  $h(x, y)$  olarak yazılabilir ve bulanıklık işlemi, denklem (2.8)'de verildiği gibi, bir konvolüsyon integrali şeklinde ifade edilebilir;

$$i(x, y) = \iint h(x - \zeta, y - \eta) s(\zeta, \eta) d\zeta d\eta \quad (2.8)$$

Konvolüsyon işlemi yaygın olarak  $\otimes$  sembolü ile gösterilmektedir. Böylece denklem (2.8) aşağıdaki hale gelir:

$$i(x, y) = s(x, y) \otimes h(x, y) \quad (2.9)$$

Fourier uzayında konvolüsyon işlemi nokta çarpım olarak ifade edildiğinden, işlem Fourier uzayına taşınırsa denklem (2.9), aşağıdaki şekilde ifade edilir [34]:

$$I(u, v) = S(u, v) H(u, v) \quad (2.10)$$

burada  $\{i(x, y), I(u, v)\}$ ,  $\{h(x, y), H(u, v)\}$  ve  $\{s(x, y), S(u, v)\}$  Fourier çiftleridir. NDF'nin Fourier dönüşümü olan  $H(u, v)$  fonksiyonu, genellikle optik transfer fonksiyonu olarak ifade edilir [33].

#### 2.4.2. Noktasal Dağılım Fonksiyonu (NDF)

Noktasal dağılım fonksiyonu, genelde iki şekilde modellenmektedir. Birinci model, klasik geometrik optik yöntemidir. Geometrik optik yöntemi, ışın izleme temeline dayanır ve birinci dereceden bir yaklaşımdır. İkincisi, klasik fiziksel optik yöntemidir. Fiziksel optik yöntem ise kırınım teorisine dayanır ve kesin sonuçlara sahiptir. Fakat bu yöntemin karmaşık oluşu ve pratikte kullanılan kameralara uyumsuzluğu pek fazla kullanılmamasına sebep olmaktadır [33]. Bu tez çalışmasında, NDF'nin geometrik optik yöntem ile modellenmesi kullanılmaktadır.

Geometrik optik modele göre görüntülenmek istenen obje tarafından saçılan ve lense ulaşan bütün ışınlar, odak düzleminde birleştirilmek üzere lens tarafından kırılırlar. Eğer obje odaklanmışsa, net görüntü düzlemi ile algılayıcı düzlemi çakışır. Böylece nesnenin net bir görüntüsü elde edilir. Eğer nesne odak dışıysa, net görüntü düzlemi ile algılayıcı düzlemi üst üste gelmez ve algılayıcı düzlemi üzerinde nesnenin bulanık görüntüsü oluşur. Bu görüntü, 'bulanıklık dairesi' olarak adlandırılan ve  $2R$  çapına sahip bir dairedir. Bulanıklık dairesinin yarıçapı kullanılarak NDF aşağıdaki gibi ifade edilebilir:

$$h(x, y) = \begin{cases} \frac{1}{\pi R^2} & , \quad x^2 + y^2 \leq R^2 \\ 0 & , \quad \text{diğer} \end{cases} \quad (2.11)$$

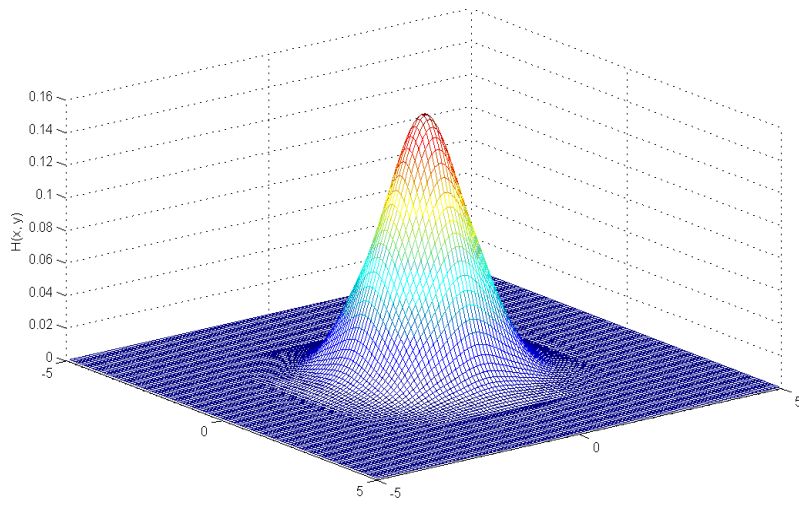
Geometrik optiğe göre, bulanıklık dairesi içindeki yoğunluk dağılımının düzgün olduğu varsayılır. Bu konuda değişik dalga boyları ve lens özellikleri dikkate alınarak yapılan çalışmalar sonucunda, NDF'nin en iyi olarak denklem (2.12)'de verilen, 2B Gaussian fonksiyonu ile modellenebildiği kabul edilmektedir.[33, 35]: 2B Gaussian fonksiyonu Şekil 2.8'de gösterilmektedir.

$$h(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}} \quad (2.12)$$

Burada,  $\sigma$ , dağılım parametresini sembolize etmektedir ve bulanıklık dairesi yarıçapı  $R$  ile doğru orantılıdır.  $\sigma$  dağılım parametresi ve kalibrasyon ile belirlenen oransal  $k$  sabitinin çarpımı bulanıklık dairesinin yarıçapını vermektedir:

$$R = k\sigma \quad (2.13)$$

Ayrıca denklem (2.12) incelendiğinde  $\sigma$  dağılım parametresinin NDF'nin belirlenmesindeki tek parametre olduğu görülmektedir.



Şekil 2.8. 2B Gaussian fonksiyonu.

## 2.5. Çoklu-odaklı Görüntülerin NDF Kullanılarak Birleştirilmesi

Bu bölümde, sınırlı alan derinliğinin artırılması amacıyla çoklu-odaklı kaynak görüntülerin birleştirilmesi için yeni bir resim uzayı görüntü birleştirme yöntemi önerilmektedir. Resim uzayı yöntemleri doğaları gereği görüntülerdeki net ve bulanık pikselleri tespit ederek, net piksellerin taşınması ile birleşik görüntünün inşa edilmesi prensibiyle çalışmaktadırlar. Literatürde tanımlı resim uzayı yöntemleri, net pikselleri veya bölgeleri nasıl belirlediklerine göre birbirinden ayrılmaktadır. Önerilen yöntemde, net ve bulanık piksellerin tespit edilmesi için kaynak görüntülerin NDF'lerinden yararlanılması hedeflenmektedir.

Çoklu-odaklı kaynak görüntüler, sınırlı alan derinliği problemi sebebi ile odaklı (net) ve odak dışı (bulanık) bölgelerden oluşmaktadırlar. Önceki bölümde değinildiği gibi

bulanık görüntüler, net görüntülerin NDF ile konvolüsyonu olarak ifade edilebilirler. Çoklu-odaklı kaynak görüntülerde, görüntülenen çevredeki bir nesnenin, hem bulanık hem net görüntüsü bulunduğundan, bulanık görüntüyü oluşturan NDF bulunabilir. Bir başka deyişle, çevredeki bir nesne, kaynak görüntülerden birinde net olarak görüntülenirken, diğerinde bulanık olarak görüntülenmektedir. Böylece, bu nesnenin bulunduğu ilişkili görüntü bölgeleri kullanılarak nesnenin bulanık görüntüsüne ait NDF hesaplanabilir.

Tez çalışması kapsamında önerilen yöntemde, öncelikle analitik bir metot kullanılarak kaynak görüntülerin bulanık bölgelerinin NDF'leri hesaplanır. Daha sonra elde edilen NDF'ler yardımıyla görüntülerdeki net ve bulanık pikseller tespit edilir. Son aşamada kaynak görüntülerdeki net pikseller taşınarak birleşik görüntü oluşturulur.

Yukarıda bahsedildiği gibi, NDF'nin hesaplanması için aynı çevre veya nesneye ait net ve bulanık görüntü çiftine ihtiyaç vardır. Ancak çoklu-odaklı görüntü setleri, tamamı net ve tamamı bulanık görüntülerden değil, içerisinde bulanık ve net bölgeler barındıran görüntülerden oluşur. Bu sebeple kaynak görüntülerin birinde net diğerinde bulanık olan ve aynı nesneyi ya da aynı bölgeyi ifade eden görüntü bölümleri tespit edilerek bu görüntü çiftleri üzerinden NDF'ler hesaplanabilir. Bu maksatla, öncelikle görüntüler sabit boyutlu bloklara bölünür ve blok çiftlerinde net ve bulanık bloklar araştırılır. Kaynak görüntülerden birinde tamamen net, diğerinde tamamen bulanık olan bloklar tespit edilerek bu blok çiftleri üzerinden NDF hesaplaması gerçekleştirilir.

Tez çalışması kapsamında önerilen yöntem;

- kaynak görüntülerin bölütlenerek net ve bulanık blokların araştırılması,
- kaynak görüntüler için NDF'lerin bulunması,
- NDF'ler kullanılarak görüntülerin birleştirilmesi

safhalarından oluşmaktadır.

### **2.5.1. Kaynak Görüntülerin Bölütlenerek Net ve Bulanık Blokların Araştırılması**

Tez kapsamında önerilen yöntemin ilk adımı; çoklu-odaklı kaynak görüntülerin bloklara bölünerek oluşturulan blok çiftlerinden, bir kaynak görüntüde netken diğerinde bulanık olanların araştırılmasıdır.

Bu amaçla, kaynak görüntüler  $m \times n$  boyutlu bloklara bölünür. Oluşan komşu bloklar arasında boşluk yoktur ve bloklar birbiri üzerine binmezler. Sonrasında, her bir eşleşen blok çiftinin netlik değeri bir netlik kıstası yardımıyla hesaplanır. Önerilen yöntemde netlik kıstası olarak uzaysal resim frekansı (URF) kullanılmıştır.

Uzaysal resim frekansı (spatial frequency), görüntüdeki genel aktiviteyi ölçen bir netlik kıstasıdır [36]. URF değerinin bulunması için öncelikle komşu pikseller arasındaki birinci derece farklar üzerinden gradyentler hesaplanır. Sonrasında farkların daha da belirgin hale gelmesi için gradyentlerin karesini alınarak URF değeri hesaplanır:

$$URF = \sqrt{C^2 + R^2} \quad (2.14)$$

burada  $C$  satır gradyentini ve  $R$  sütun gradyentini temsil etmektedir ve aşağıdaki şekilde hesaplanırlar:

$$\begin{aligned} C &= \left[ \frac{1}{M \times N} \sum_i \sum_j [f(i, j) - f(i-1, j)]^2 \right]^{1/2} \\ R &= \left[ \frac{1}{M \times N} \sum_i \sum_j [f(i, j) - f(i, j-1)]^2 \right]^{1/2} \end{aligned} \quad (2.15)$$

Denklem (2.15)'de  $f(i, j)$ ,  $(i, j)$  koordinatlarında bulunan pikselin gri seviye değerini ifade etmektedir.

Her ilişkili blok çiftinin URF değerleri kıyaslanarak hangi blokların tamamen net ya da bulanık olduklarına karar verilir. Bu amaç için, ilişkili blokların URF değerlerinin farkı alınır.  $k$ . bloğun URF farkı aşağıdaki şekilde tanımlanır:

$$URF_k^F = URF_k^A - URF_k^B \quad (2.16)$$

burada  $URF_k^A$  ve  $URF_k^B$  sırasıyla  $A$  ve  $B$  kaynak görüntülerinin  $k$ . bloklarının URF değerini,  $URF_k^F$  ise  $k$ . bloğun fark URF değerini sembolize etmektedir.

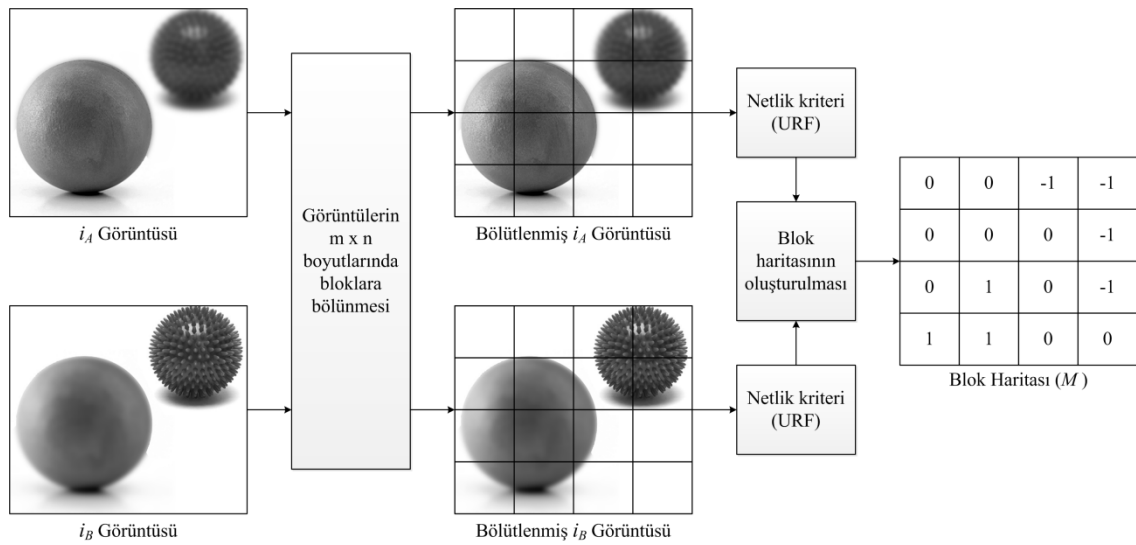
Bir blok ne kadar netse o kadar yüksek URF değeri üretecektir. Dolayısıyla, eğer bir blok çiftinin URF farkı  $URF_k^F$  pozitifse, bu durum,  $A$  görüntüsüne ait bloğun  $B$  görüntüsünden gelen bloktan daha net olduğu anlamına gelir. Ters durumda fark

negatifse  $B$  görüntüsüne ait blok daha net olacaktır. Bunun yanı sıra, oluşturulan bloklar arasında hem net hem bulanık bölgeler içeren veya netliği birbirine çok yakın bloklar bulunabilecektir. Bu blokların NDF hesaplamaları esnasında dikkate alınmaması gerekmektedir. Bu sebeple hangi blok çiftlerinin hangi görüntünün NDF'sini hesaplamakta kullanacağını belirlemek için bir blok haritası oluşturulur:

$$M_k = \begin{cases} 1 & URF_k^F > \max(URF^F) \times r \\ -1 & URF_k^F < \min(URF^F) \times r \\ 0 & \text{diğer} \end{cases} \quad (2.17)$$

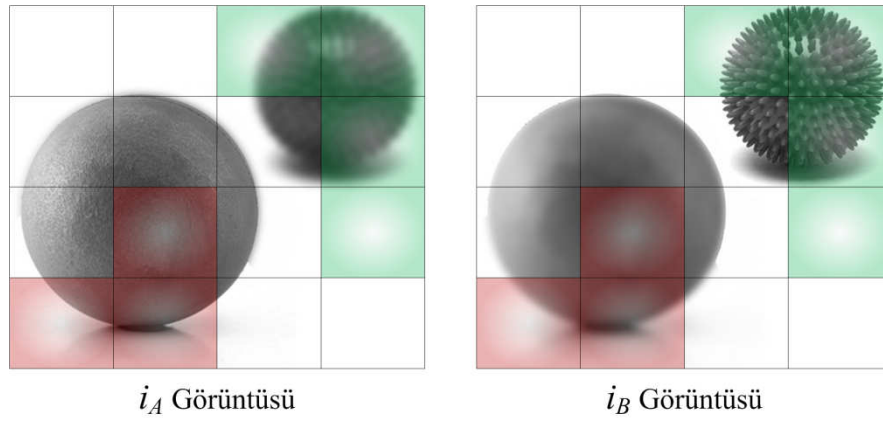
burada  $r$  değeri 0 ile 1 arasında değişen önceden belirlenen bir orandır.  $r$  oranının 0 olması, bütün blokların işleme dahil edilmesi, 1 olması ise sadece maksimum ve minimum URF farkını üreten blokların işleme dahil olması anlamına gelmektedir. Deneylerde  $r$  değeri için 0.4, 0.6 ve 0.8 değerleri kullanılmıştır.

Blok haritası oluşturulurken maksimum fark değeri ve minimum fark değerleri sırasıyla 1 ve -1 değerleriyle etiketlenir. Daha sonra tüm fark değerleri incelenerek maksimum değer  $r$  oranından daha büyük olanlar 1 ve minimum değerin  $r$  değerinden küçük olanlar da -1 değeriyle işaretlenir. Blok haritasının oluşturulması Şekil 2.9'da verilmiştir.



Şekil 2.9. Blok haritasının oluşturulması.

Oluşturulan blok haritasına göre eğer  $M_k = 1$  ise  $A$  görüntüsündeki  $k$ . blok tamamen net ve  $B$  görüntüsündeki  $k$ . blok ise tamamen bulanık olduğundan bu blok çifti  $B$  görüntüsünün NDF'sini hesaplamakta kullanılacaktır. Bunun aksine, eğer  $M_k = -1$  ise  $B$  görüntüsünün  $k$ .bloğu tamamen net iken  $A$  görüntüsünün  $k$ .bloğu tamamen bulanıktır ve ilgili blok çifti  $A$  görüntüsüne ait NDF'yi hesaplamakta kullanılır. Şekil 2.10'da kaynak görüntülerin bloklara ayrılarak NDF'lerin hesaplanacağı blokların seçilmesi gösterilmektedir. Şekilde yeşil renkli bloklar  $A$  görüntüsünün, kırmızı bloklar ise  $B$  görüntüsünün NDF'sinin hesaplanması için kullanılır. İşaretlenmeyen bloklar hesaplamada kullanılmaz.



Şekil 2.10. Kaynak görüntülerin bölütlenmesi.

### 2.5.2. Kaynak Görüntüler için NDF'lerin Tespit Edilmesi

Daha önceki bölümlerde belirtildiği gibi NDF 2B Gaussian fonksiyonu olarak ifade edildiğinde, bağlı olduğu tek parametre  $\sigma$  dağılım parametresi olarak ortaya çıkmaktadır. Bir başka deyişle bulanıklık derecesi  $\sigma$ 'ya bağlıdır. Önerilen yöntemde, blok haritasında işaretlenen her blok çifti için  $\sigma$  değeri bulunarak kaynak görüntüler için ortalama bir  $\sigma$  değeri tahmin edilmektedir. Blok çiftlerinin  $\sigma$  değerlerinin hesaplanması için Subbarao tarafından önerilmiş analitik bir metot kullanılmaktadır [37].

Öncelikle her blok çiftinden bulanık ve net olanları  $M$  blok haritasına göre belirlenir.  $i_k(x, y)$   $k$ . blok çiftinden bulanık olan bloğu,  $s_k(x, y)$  net bloğu ve  $h_k(x, y)$  NDF'yi temsil etmek üzere bulanık görüntü takip eden denklem şeklinde ifade edilebilir:

$$i_k(x, y) = s_k(x, y) \otimes h_k(x, y) \quad (2.18)$$

Fourier uzayında konvolüsyon işlemi nokta çarpım işlemine denk geldiği için işlem Fourier uzayına taşınırsa bulanık görüntü aşağıdaki şekilde oluşur [34]:

$$I_k(u, v) = S_k(u, v)H_k(u, v) \quad (2.19)$$

Denklem (2.19)'da;  $I_k(u, v)$ ,  $S_k(u, v)$  ve  $H_k(u, v)$  sırasıyla  $i_k(x, y)$ ,  $s_k(x, y)$  ve  $h_k(x, y)$  fonksiyonlarının Fourier dönüşümünü temsil etmektedir.

Aynı bölgeyi ifade eden, bulanık ve net blok mevcut olduğu için  $k$ . blok çifti için NDF aşağıdaki şekilde hesaplanabilir:

$$H_k(u, v) = I_k(u, v) / S_k(u, v) \quad (2.20)$$

Daha öncede belirtildiği gibi NDF en iyi olarak 2B Gaussian fonksiyonu olarak ifade edilebilir:

$$h(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}} \quad (2.21)$$

Denklem (2.21) Fourier uzayına taşınırsa optik transfer fonksiyonu  $H(u, v)$ , takip eden denklemlerle bulunur:

$$H(u, v) = e^{-\frac{(u^2+v^2)\sigma^2}{2}} \quad (2.22)$$

Eğer denklem (2.22)  $\sigma$ 'ya göre çözülürse  $k$ . bloğun dağılım parametresi  $\sigma_k$  aşağıdaki şekilde bulunur:

$$\sigma_k^2 = \frac{-2}{(u^2 + v^2)} \ln(H_k(u, v)) \quad (2.23)$$

$H_k(u, v)$  denklem (2.20)'den elde edilir ve denklem (2.23)'de yerine konursa denklem aşağıdaki hale gelir:

$$\sigma_k^2 = \frac{-2}{(u^2 + v^2)} \ln\left(\frac{I_k(u, v)}{S_k(u, v)}\right) \quad (2.24)$$

Teorik olarak,  $\sigma$  yalnızca bir  $(u, v)$  koordinatı için yukarıdaki denklem uygulanarak hesaplanabilir. Ancak uygulamada, daha hassas bir tahminde bulunabilmek için frekans uzayı üzerindeki belirli bölgedeki  $\sigma$  değerleri bulunarak ortalaması alınabilir: Denklem (2.25)'de  $\sigma$  değerinin  $R$  bölgesi için bulunması verilmektedir.

$$\sigma_k^2 = \frac{-2}{A} \iint_R \frac{1}{(u^2 + v^2)} \ln\left(\frac{I_k(u, v)}{S_k(u, v)}\right) dudv \quad (2.25)$$

burada  $R$ ,  $H_k(u, v)$  değerinin sıfırdan büyük olduğu noktaların oluşturduğu bölgeyi,  $A$  ise  $R$  bölgesinin alanını ifade etmektedir.

Son olarak kaynak görüntülerin ortalama  $\sigma$  değerleri  $\sigma_A$  ve  $\sigma_B$  takip eden denklemlerle bulunur:

$$\begin{aligned} \sigma_A &= \frac{1}{t_A} \sum \sigma_k, & M_k &= -1 \\ \sigma_B &= \frac{1}{t_B} \sum \sigma_k, & M_k &= 1 \end{aligned} \quad (2.26)$$

burada  $t_A$  ve  $t_B$  sırasıyla  $A$  ve  $B$  görüntülerinin ortalama  $\sigma$  dağılım parametrelerinin hesaplamasında kullanılacak blok çifti sayısıdır.

Elde edilen ortalama dağılım parametreleri kullanılarak kaynak görüntülerin NDF'leri hesaplanabilir. Bu işlem için bulunan  $\sigma_A$  ve  $\sigma_B$  denklem (2.21)'de yerine konarak sırasıyla  $h_A$  ve  $h_B$  üretilir.

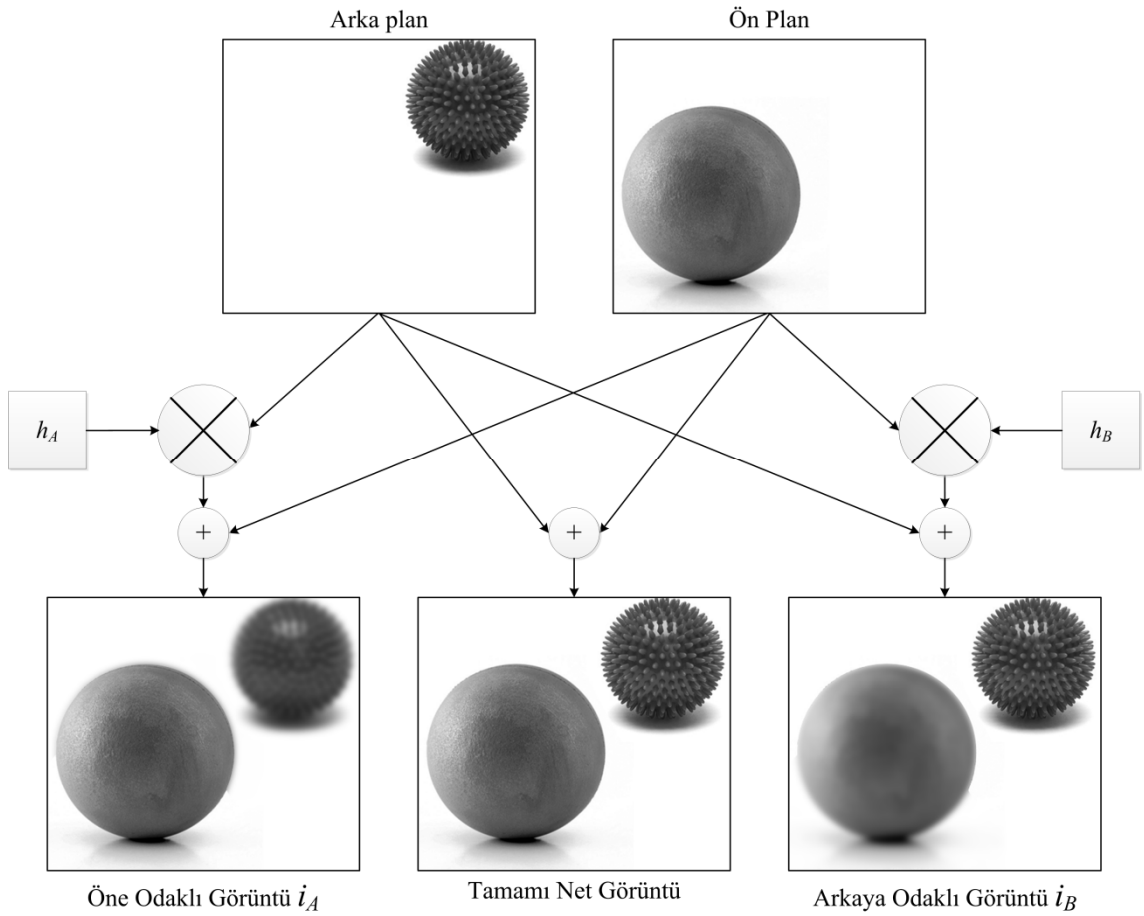
### 2.5.3. NDF'ler Kullanılarak Görüntülerin Birleştirilmesi

Çoklu-odaklı görüntüler, algılayıcıya farklı uzaklıkta bulunan objelerden veya bölgelerden meydana gelirler. Basitlik için incelediğimiz çoklu-odaklı görüntülerin bir ön planda bulunan obje ve bir de arka planda bulunan obje içerdiğini varsayacağız.

Görüntünün ön plan ve arka plan bileşenlerini sırasıyla  $f(x, y)$  ve  $g(x, y)$  olarak tanımlayalım. Bu bileşenleri içeren farklı odaklara sahip görüntüleri ise  $i_A$  ve  $i_B$  olarak tanımlayalım.  $i_A$  görüntüsünde ön plan odaklı, arka plan odak dışı olarak görüntülenmiştir.  $i_B$  görüntüsünde ise ön plan odak dışında kalmış ve arka plan odaklanmıştır. Görüntülerdeki bulanık bölgeleri, aynı bölgenin net görüntüsü ile NDF'nin konvolüsyonu olarak tanımlayabildiğimizden Şekil 2.11'de görülen lineer görüntüleme modeline göre  $i_A$  ve  $i_B$ , denklem (2.27)'de verilen şekilde oluşur:

$$\begin{aligned} i_A(x, y) &= f(x, y) + h_A(x, y) \otimes g(x, y) \\ i_B(x, y) &= h_B(x, y) \otimes f(x, y) + g(x, y) \end{aligned} \quad (2.27)$$

$i_A$  görüntüsünde  $f(x, y)$  net,  $g(x, y)$  bulanık görüntülenecektir.  $i_B$  görüntüsünde ise tersi durum oluşur [38, 39].

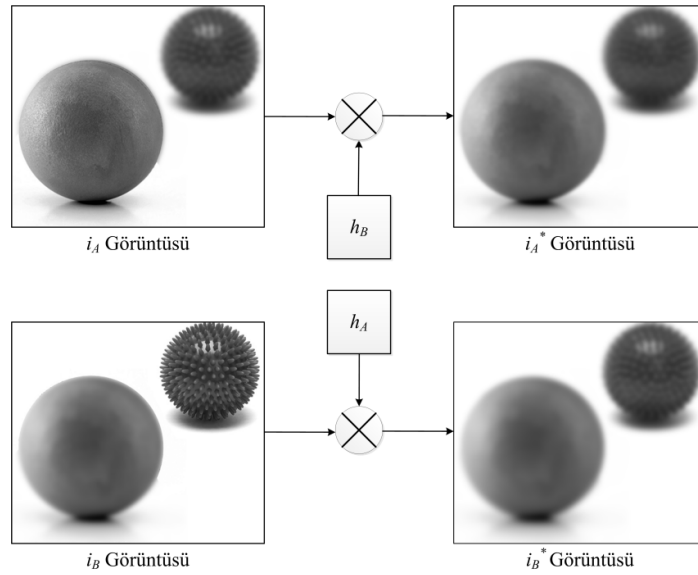


Şekil 2.11. Lineer görüntüleme modeline göre görüntü oluşumu.

Kaynak görüntülerdeki bulanık bölgeler bir başka kaynak görüntüde net olarak bulunmaktadır ve önceki bölümlerde anlatıldığı gibi bu bulanıklığın modellenmesini sağlayan NDF hesaplanmıştır. Buradan hareketle, kaynak görüntüler diğer kaynak görüntünün NDF'si ile konvolve edilerek bulanıklaştırılırsa, NDF'si kullanılan kaynak görüntüdeki bulanık bölge aynı bulanıklık derecesiyle üretilmiş olur. Bu maksatla  $i_A$  görüntüsü,  $i_B$  görüntüsünün NDF'si  $h_B$  ile konvolve edilerek,  $i_A^*$  görüntüsü üretilir. Benzer şekilde  $i_B$  görüntüsünün  $h_A$  ile konvolüsyonu neticesi  $i_B^*$  görüntüsü ortaya çıkar.  $i_A^*$  ve  $i_B^*$  görüntülerinin oluşumu denklem (2.28)'de verilmektedir.

$$\begin{aligned} i_A^*(x, y) &= h_B(x, y) \otimes f(x, y) + h_B(x, y) \otimes (h_A(x, y) \otimes g(x, y)) \\ i_B^*(x, y) &= h_A(x, y) \otimes (h_B(x, y) \otimes f(x, y)) + h_A(x, y) \otimes g(x, y) \end{aligned} \quad (2.28)$$

Yapay olarak bulanıklaştırılan  $i_A^*$  ve  $i_B^*$  görüntülerinin oluşumu Şekil 2.12'de görselleştirilmiştir.



Şekil 2.12.  $i_A^*$  ve  $i_B^*$  yapay görüntülerinin oluşturulması.

Denklem (2.27) ve denklem (2.28) incelendiğinde görülebileceği gibi;  $f(x, y)$  için bulanıklık derecesi  $i_A^*$  ve  $i_B$  görüntülerinde aynıdır. Benzer şekilde  $i_A$  ve  $i_B^*$  görüntülerinde  $g(x, y)$  aynı bulanıklığa sahiptir. Bir başka deyişle  $i_A^*$  ve  $i_B$  görüntülerinde ön plana ait piksel değerleri aynıyken  $i_A$  ve  $i_B^*$  görüntülerinde arka plana

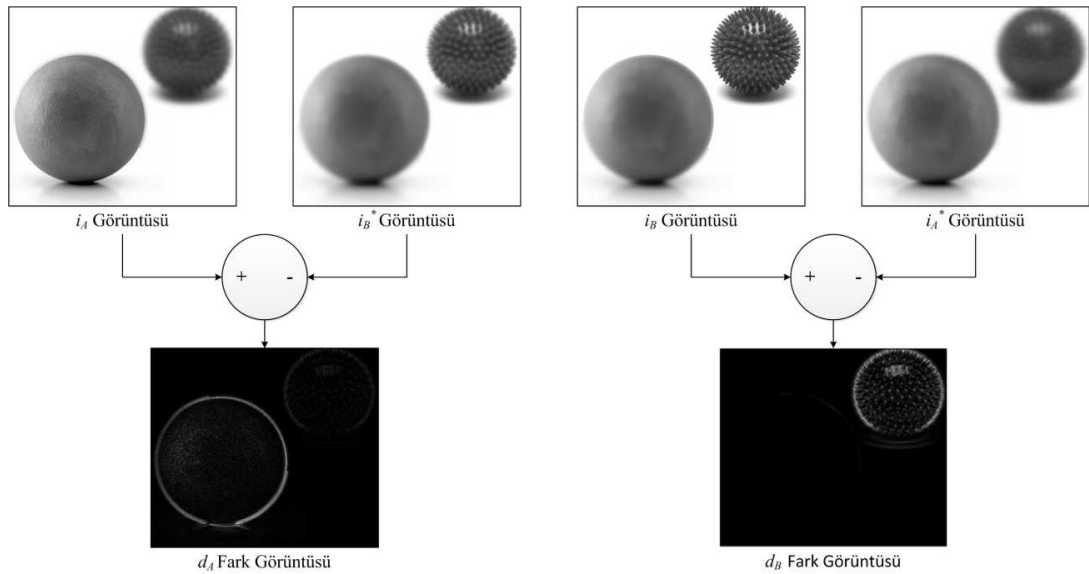
karşılık gelen piksellerin değerleri aynıdır. Bu sayede, kaynak görüntüler bulanıklaştırılarak oluşturulan  $i_A^*$  ve  $i_B^*$  görüntüleri yardımıyla kaynak görüntülerdeki bulanık ve net bölgeler belirlenebilir.

Görüntülerdeki hangi pikselin bulanık, hangi pikselin net olduğunun belirlenmesi için kullanılacak fark görüntülerin üretilmesi denklem (2.29)'da verilmiştir.

$$\begin{aligned} d_A(x, y) &= |i_A(x, y) - i_B^*(x, y)| \\ d_B(x, y) &= |i_B(x, y) - i_A^*(x, y)| \end{aligned} \quad (2.29)$$

Daha önce belirtildiği gibi  $f(x, y)$ 'nin bulanıklık değeri  $i_A^*$  ve  $i_B$  görüntülerinde aynı olduğundan,  $i_B$  görüntüsünden  $i_A^*$  görüntüsü çıkartılarak üretilen  $d_B$  görüntüsünde  $f(x, y)$  bileşenine ait piksel değerleri sıfır olacaktır. Aynı şekilde,  $g(x, y)$ 'nin bulanıklığı  $i_A$  ve  $i_B^*$  görüntülerinde aynı olduğundan  $i_A$  ve  $i_B^*$  görüntülerinin farkı olan  $d_A$  fark görüntüsünde  $g(x, y)$ 'nin piksel değerleri sıfır olacaktır. Fark görüntülerin oluşumu Şekil 2.13'de verilmiştir. Denklem (2.27) ve denklem (2.28)'deki değerler, denklem (2.29)'da yerine yazıldığında fark resimler aşağıdaki şekilde oluşur:

$$\begin{aligned} d_A(x, y) &= (f(x, y) - h_A(x, y) \otimes (h_B(x, y) \otimes f(x, y))) + 0 \\ d_B(x, y) &= 0 + (g(x, y) - h_B(x, y) \otimes (h_A(x, y) \otimes g(x, y))) \end{aligned} \quad (2.30)$$



Şekil 2.13.  $d_A$  ve  $d_B$  fark görüntülerinin oluşturulması.

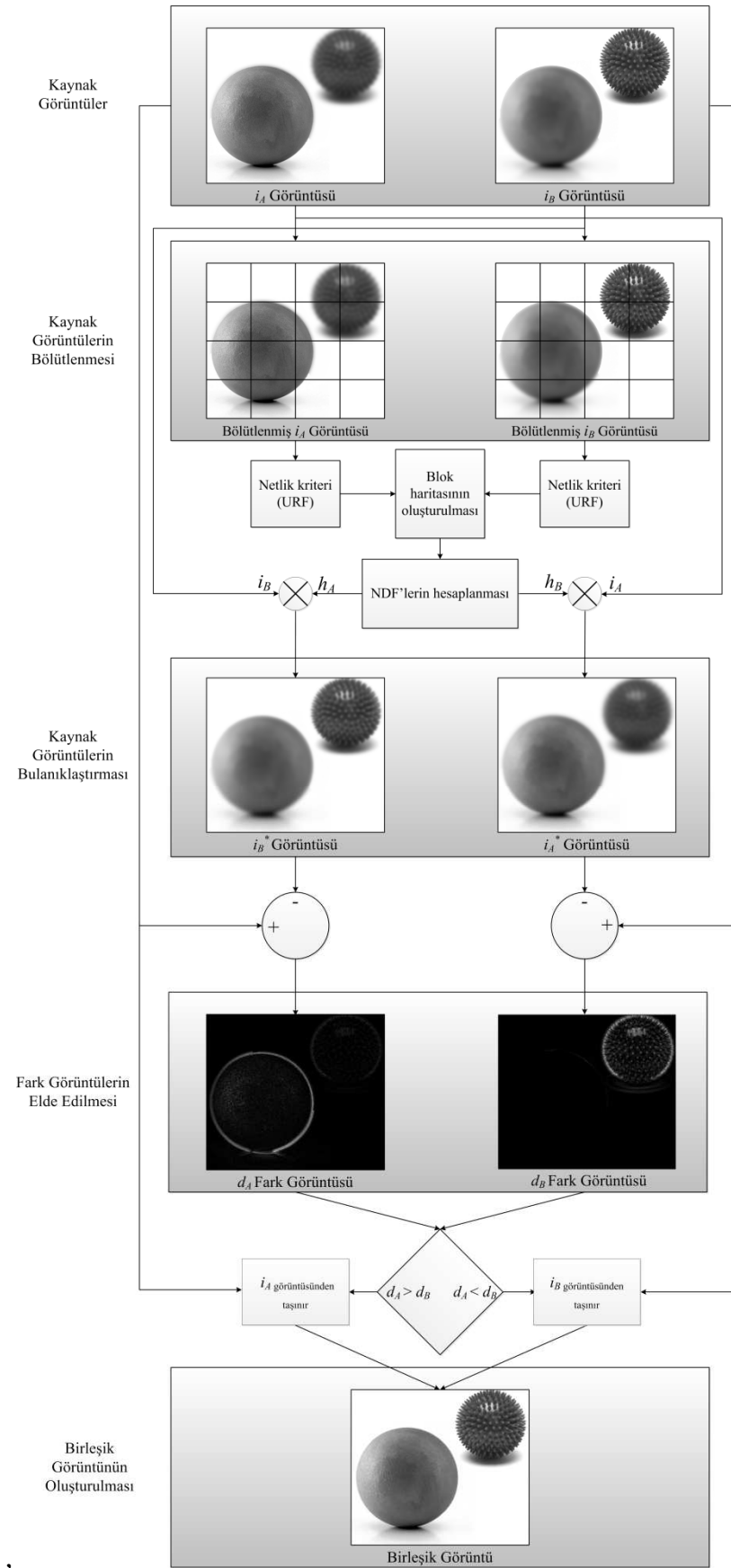
Birleştirme işleminin son aşamasında fark görüntüler kullanılarak kaynak görüntülerde hangi piksellerin net olduğu tespit edilir ve net pikseller kullanılarak birleşik görüntü oluşturulur. Bu amaçla fark görüntülerin piksel piksel karşılaştırıldığı bir karar mekanizması kullanılır. Birleşik görüntünün ( $i_F$ ),  $x, y$  görüntü koordinatlarındaki piksel değeri, denklem (2.31)'de verilen yapıyla seçilir.

$$i_F(x, y) = \begin{cases} i_A(x, y), & d_A(x, y) \geq d_B(x, y) \\ i_B(x, y), & d_A(x, y) < d_B(x, y) \end{cases} \quad (2.31)$$

Şekil 2.14'te görselleştirilen, önerilen yöntemin adımları aşağıda verilmiştir:

1. Kaynak görüntüler  $m \times n$  boyutlu bloklara bölünür.
2. Her blok için URF değerleri hesaplanır.
3. İlişkili bloklar arası URF farkları hesaplanır.
4. Maksimum ve minimum URF farkı bulunarak işaretlenir.
5. Maksimum URF farkının  $r$  ile çarpımından büyük URF farkına sahip bloklar 1; minimum URF farkının  $r$  ile çarpımından küçük URF farkına sahip bloklar -1 ile işaretlenerek blok haritası  $M$  oluşturulur.
6. İşaretlenmiş tüm blok çiftlerine ait  $\sigma$  dağılım parametresi hesaplanır.
7. 1 olarak işaretlenmiş bloklara ait  $\sigma$  değerlerinin ortalaması alınarak  $\sigma_A$ , -1 olarak işaretlenmiş bloklara ait  $\sigma$  değerlerinin ortalaması alınarak  $\sigma_B$  bulunur.
8.  $\sigma_A$  ve  $\sigma_B$  kullanılarak sırasıyla  $h_A$  ve  $h_B$  hesaplanır.
9.  $i_A$  görüntüsü,  $h_B$  ile konvolve edilir,  $i_B$  ile  $h_A$  konvolve edilir ve sırasıyla, yapay olarak bulanıklaştırılmış görüntüler olan  $i_A^*$  ve  $i_B^*$  elde edilir.
10.  $i_A$  görüntüsünden  $i_B^*$  çıkarılarak  $d_A$ ,  $i_B$  görüntüsünden  $i_A^*$  çıkarılarak  $d_B$  fark görüntüleri elde edilir.
11.  $d_A$  ve  $d_B$  fark görüntüleri kullanılarak belirlenen, kaynak görüntülerdeki net pikseller taşınarak birleşik görüntü  $i_F$  elde edilir.

Önerilen yöntem, başarımını etkileyebilecek iki farklı parametreye sahiptir. Bunlar görüntülerin bölütlenmesi esnasında seçilecek blok boyutları ve blok haritasını oluşturmada kullanılan  $r$  oranıdır. Bu parametrelerin yöntemin başarımına etkisi 3. Bölümde incelenmektedir.



Şekil 2.14. Görüntü birleştirme adımları

### **3. BÖLÜM**

#### **DENEYLER VE BULGULAR**

##### **3.1. Giriş**

Bu bölümde öncelikle iyi bilinen klasik çoklu-odaklı görüntü birleştirme yöntemlerine ait sayısal ve görsel sonuçlar verilmiştir. Daha sonra, tez çalışması kapsamında önerilen yönteme ait parametrelerin yöntemin başarımını nasıl etkilediği araştırılmıştır. Son olarak, önerilen yöntem literatürde iyi bilinen yöntemlerle sayısal ve görsel açıdan karşılaştırılmıştır. Deneylerde, Bölüm 2.2’de tanıtılan çoklu odaklı görüntüler kullanılmıştır. Yöntemlerin başarımlarının sayısal olarak değerlendirilmesi için Bölüm 1.4’te tanımlanan kalite metriklerden yararlanılmıştır.

Çoklu-odaklı görüntü birleştirme tekniklerinin değerlendirilmesi esnasında sayısal metrikler her zaman doğru bir değerlendirme ortaya koyamamaktadır. Bu sebeple, sayısal metrik sonuçlarının yanı sıra görsel değerlendirme de büyük önem arz etmektedir. Bu yüzden, bu bölümde değerlendirmeye tabi tutulan tüm yöntemlerin ürettiği birleşik görüntüler ve fark görüntüler verilerek görsel bir değerlendirme de yapılacaktır. Fark görüntüler, yapay olarak üretilen çoklu-odaklı görüntülerde yöntemlerin ürettiği birleşik görüntüler ile çoklu-odaklı görüntü setinin oluşturulmasında kullanılan tamamı net görüntünün farkı olarak oluşturulmaktadır. İdeal olarak hatasız bir birleştirme sonucunda fark görüntü piksel değerlerinin tamamının sıfır değerine sahip olması gerekir. Gerçek görüntülerden oluşan setlerde ise fark görüntüler, birleşik görüntü ile kaynak görüntülerin farkı alınarak oluşturulur. Fark görüntüler görsel olarak daha anlaşılır olmaları için tersleri alınarak verilmektedir.

##### **3.2. Klasik Yöntemlerin Deneysel Sonuçları**

Bu bölümde, tez kapsamında önerilen yöntemle kıyaslanacak klasik yöntemlerin, objektif ve referans tabanlı metriklerle yapılan değerlendirmelerine yer verilmektedir.

Bu kapsamda öncelikle, LP, ADD ve RUBS yöntemlerinin farklı parametre değerleri için ürettikleri birleşik görüntüler sayısal olarak değerlendirilmektedir. Daha sonra birleşik görüntüler ve fark görüntüler üzerinden sübjektif bir değerlendirme yapılarak görsel sonuçlar ile sayısal metrik sonuçlarının uyuşup uyuşmadığı incelenmektedir.

### 3.2.1. LP Yönteminin Değerlendirilmesi

LP tabanlı çoklu-odaklı görüntü birleştirme yönteminin kontrol parametresi olarak ayrışma seviyesi 2, 3, 4, 5 ve 6 değerleri alınarak test edilmiştir. Tablo 3.1’de LP tabanlı yöntem, objektif metriklerle ayrışma seviyesi (AS) bazında değerlendirilmiştir. Tablo 3.2’de ise LP tabanlı yöntemin referans tabanlı metriklerle yapılan değerlendirmesi verilmiştir. Her sütuna ait en iyi değer koyulaştırılarak vurgulanmıştır.

Tablo 3.1. LP tabanlı yöntemin objektif metriklerle değerlendirilmesi.

|      | Lab           |               | Saat          |               | Arabalar      |               | Küp           |               |
|------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|
|      | CTK           | BF            | CTK           | BF            | CTK           | BF            | CTK           | BF            |
| AS=2 | 0,6999        | <b>8,1711</b> | <b>0,7517</b> | 6,6530        | 0,7836        | 8,0432        | 0,7571        | <b>3,8518</b> |
| AS=3 | <b>0,7010</b> | 8,0102        | 0,7501        | 6,6661        | 0,7942        | <b>8,1585</b> | <b>0,7676</b> | 3,7573        |
| AS=4 | 0,7003        | 7,8822        | 0,7495        | <b>6,6835</b> | <b>0,7960</b> | 8,1503        | 0,7673        | 3,1348        |
| AS=5 | 0,7006        | 7,7704        | 0,7480        | 6,6224        | 0,7928        | 7,4823        | 0,7675        | 2,9615        |
| AS=6 | 0,6980        | 7,6453        | 0,7468        | 6,6172        | 0,7867        | 7,0158        | 0,7669        | 2,9156        |

Tablo 3.1 incelendiğinde, *Lab* görüntüsü için en iyi sayısal sonuçların CTK için AS=3, BF için AS=2 durumlarında üretildiği görülmektedir. *Saat* görüntüsü için CTK en iyi değeri AS=2 durumunda, BF ise AS=4 durumunda üretmektedir. *Arabalar* görüntüsü için en iyi sayısal metrik sonuçları, CTK için AS=4, BF için AS=3 durumlarında elde edilmektedir. *Küp* görüntüsü için ise CTK metriği bazında en iyi sayısal sonuç AS=3 durumunda, BF metriği bazında ise AS=2 durumunda elde edilmektedir.

Tablo 3.1’de verilen objektif metrik sonuçları genel olarak değerlendirildiğinde, bütün görüntülerde CTK ve BF metriklerinin farklı ayrışma seviyeleri için en iyi değerleri ürettiği gözlenmektedir. Bunun yanı sıra CTK metriği için AS=3 durumunun tüm görüntüler için iyi değerler ürettiği söylenebilir.

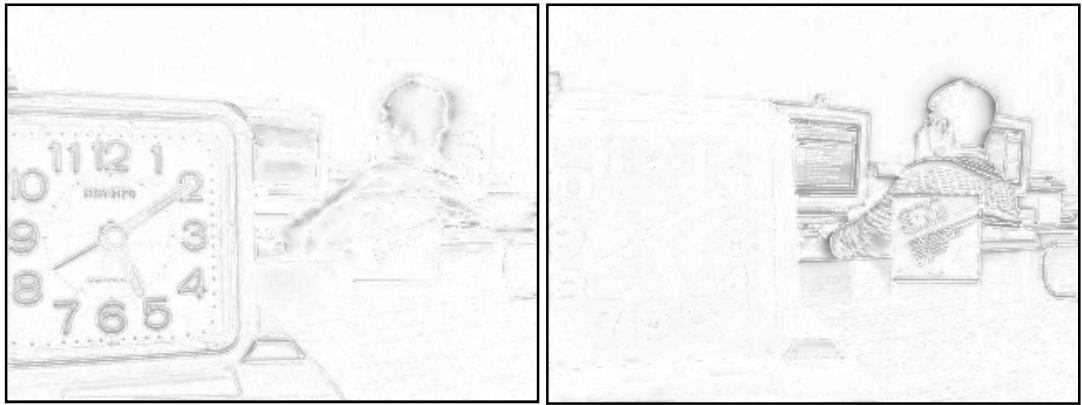
Tablo 3.2. LP tabanlı yöntemin referans tabanlı metriklerle değerlendirilmesi.

|      | Arabalar        |               | Küp            |               |
|------|-----------------|---------------|----------------|---------------|
|      | PSNR            | YB            | PSNR           | YB            |
| AS=2 | 80,5642         | 0,9855        | 80,3746        | 0,9779        |
| AS=3 | 94,4366         | 0,9938        | <b>89,6246</b> | <b>0,9927</b> |
| AS=4 | <b>103,0832</b> | <b>0,9969</b> | 87,2890        | 0,9883        |
| AS=5 | 94,7975         | 0,9965        | 86,7362        | 0,9869        |
| AS=6 | 90,9922         | 0,9961        | 86,5744        | 0,9871        |

LP tabanlı yöntemin, Tablo 3.2’de verilen, referans tabanlı metriklerle yapılan değerlendirmesinden anlaşılaçağı üzere, *Arabalar* görüntüsü için her iki metrik de en iyi sonucu AS = 4 durumunda üretilmiştir. *Küp* görüntüsü içinse her iki metrik bazında da en iyi sonuçlar AS = 3 durumunda üretilmiştir. Bu sonuçlar KTK sonuçlarıyla da uyushmaktadır.

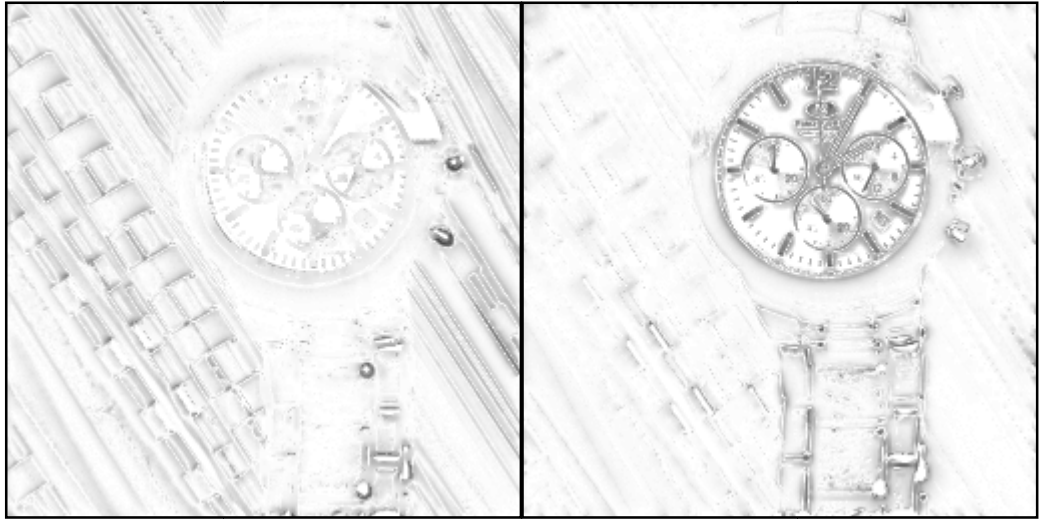
Şekil 3.1 ve Şekil 3.2’de sırasıyla gerçek görüntüler olan *Lab* ve *Saat* görüntü setlerinin, LP tabanlı yöntem ile elde edilmiş en iyi birleşik görüntüleri ve birleşik görüntüden kaynak görüntüler çıkartılarak elde edilen fark görüntüleri verilmiştir. En iyi görsel sonuç her iki görüntü için de AS = 3 durumunda oluşmaktadır.

Şekil 3.3 incelendiğinde, *Lab* birleşik görüntüsündeki öğrencinin başı civarında meydana gelen bozulmalar görölmektedir. Fark görüntüler incelendiğinde de, ilk fark görüntüde öğrencinin bulunduğu kısım ideal olarak tamamen beyaz olmalıyken oluşan hatalar nedeniyle öğrencinin silueti görölmektedir. Bu da, bu kısımda meydana gelen bozulmayı daha açık olarak ortaya koymaktadır. Görüntüdeki öğrencinin baş kısmında oluşan bu hata, LP tabanlı yöntemin görüntüde oluşan kaymalardan etkilendiğinin göstergesidir.



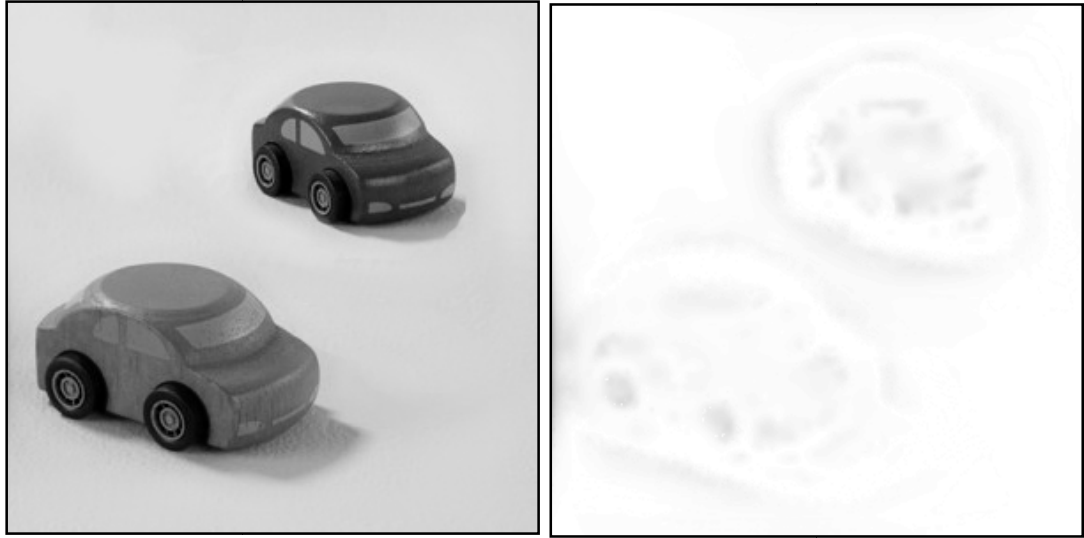
Şekil 3.1. LP tabanlı yöntemle elde edilen birleşik Lab görüntüsü ve fark görüntüler

Şekil 3.2’de verilen *Saat* birleşik görüntüsünde, saatin piminde oluşan bozulmalar görülmektedir. İlk fark görüntüsünde saatin pimi civarında oluşan şekiller bunun bir ispatıdır. Ayrıca saatin kordon ve kadran kısmında da bozulmalar meydana gelmiştir. Fark görüntüler incelendiğinde, saatin kordon kısmında beliren hatalar açıkça görülmektedir. İlk fark görüntüsünde saatin kadranı civarında da hatalar oluştuğu görülmektedir. Ayrıca birleşik görüntüde, bir miktar kontrast kaybı da meydana gelmiştir.



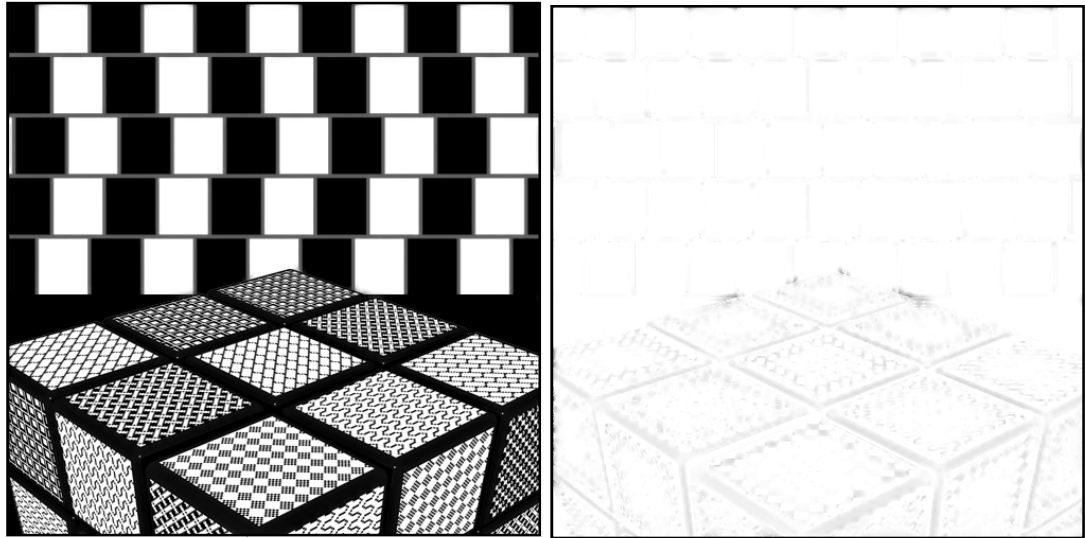
Şekil 3.2. LP tabanlı yöntem ile elde edilen *Saat* birleşik ve hata görüntüleri

Şekil 3.3 ve Şekil 3.4’de sırasıyla *Arabalar* ve *Küp* görüntülerine ait birleşik görüntüler ve fark görüntüler verilmektedir. *Arabalar* ve *Küp* görüntülerinin her ikisi için de en iyi görsel sonuçlar  $AS = 4$  durumunda elde edilmiştir. Bu yönleriyle *Arabalar* görüntüsü için görsel değerlendirme referans tabanlı metriklerle uyurken, *Küp* görüntüsünün görsel değerlendirme sonucu ise referans tabanlı metriklerle tam olarak uyuşmamakla birlikte yakınlık göstermektedir.



Şekil 3.3. LP tabanlı yöntem ile elde edilen birleşik *Arabalar* ve fark görüntüsü

Şekil 3.3 ayrıntılı olarak incelendiğinde, fark görüntüsünde oyuncak arabaların bulunduğu bölgede oluşan izler görülebilir. Her iki oyuncak arabanın da silüeti fark görüntülerde ortaya çıkmıştır.



Şekil 3.4. LP tabanlı yöntem ile elde edilen birleşik *Küp* ve fark görüntüsü

Şekil 3.4 incelendiğinde, küpün bulunduğu kısımda, küpe ait çizgilerin ve dokuların izleri gözlemlenebilir. Ayrıca küpün uzak kenarının bulunduğu kısımda bozulmalar meydana gelmiştir. Fark görüntüde, arka plana ait bazı izler de bulunmasına rağmen bu izler belirgin değildir.

LP tabanlı yöntem için, sayısal ve görsel değerlendirme sonucu AS=3 ve AS=4 durumlarının her görüntüde iyi değerler ürettiği söylenebilir.

### 3.2.2. ADD Yönteminin Değerlendirilmesi

ADD yönteminde, farklı ayırışma seviyesi ve dalgacık ailesi parametreleri denenerek deneyler gerçekleştirilmiştir. Ayırışma seviyesi olarak 4, 5, 6, 7 ve 8 değerleri, dalgacık ailesi olarak ise Db4 ve Sym8 kullanılarak deneyler gerçekleştirilmiştir. ADD için objektif metriklerle elde edilen sayısal sonuçlar Tablo 3.3’de, referans tabanlı metriklerle elde edilen sonuçlar ise Tablo 3.4’de verilmiştir.

Tablo 3.3. ADD tabanlı yöntemin objektif metriklerle değerlendirilmesi.

|      |      | Lab           |               | Saat          |               | Arabalar      |               | Küp           |               |
|------|------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|
|      |      | КТK           | BF            | КТK           | BF            | КТK           | BF            | КТK           | BF            |
| Db4  | AS=4 | 0,6692        | 7,2745        | 0,7156        | 5,9480        | 0,7657        | 7,0383        | 0,7564        | 1,3694        |
|      | AS=5 | 0,6690        | 7,2342        | 0,7155        | 5,8546        | 0,7851        | 6,8271        | 0,7570        | 1,5808        |
|      | AS=6 | 0,6689        | 7,1148        | 0,7158        | 5,8304        | 0,7855        | 6,8115        | 0,7570        | 1,6009        |
|      | AS=7 | 0,6706        | 7,0924        | 0,7150        | 5,8436        | 0,7874        | 6,8115        | 0,7570        | 1,5815        |
|      | AS=8 | 0,6705        | 7,1472        | 0,7161        | 5,8147        | 0,7891        | 6,8750        | 0,7570        | 1,4415        |
| Sym8 | AS=4 | 0,6720        | <b>7,3211</b> | 0,7174        | <b>5,9681</b> | 0,7721        | 7,2175        | 0,7598        | 1,4992        |
|      | AS=5 | 0,6735        | 7,3124        | 0,7181        | 5,9000        | 0,7894        | 7,1228        | 0,7604        | 1,9983        |
|      | AS=6 | 0,6731        | 7,1892        | <b>0,7187</b> | 5,8652        | 0,7910        | 7,2660        | <b>0,7608</b> | <b>2,0193</b> |
|      | AS=7 | 0,6729        | 7,1554        | <b>0,7187</b> | 5,8709        | <b>0,7935</b> | <b>7,3538</b> | 0,7607        | 2,0004        |
|      | AS=8 | <b>0,6738</b> | 7,1821        | 0,7179        | 5,8254        | 0,7932        | 7,3194        | 0,7606        | 1,9983        |

ADD yönteminin, Tablo 3.3’de verilen objektif metrikler bazındaki sonuçları incelendiğinde, tüm görüntüler için Sym8 dalgacık ailesinin, Db4 ailesinden daha iyi sonuçlar ürettiği gözlenmektedir. *Lab* görüntüsünde KTK için AS = 8, BF için AS = 4 durumları en iyi sonuçları üretmektedir. *Saat* görüntüsünde KTK için AS = 6 ve AS = 7, BF için AS = 4 durumlarının en iyi değerleri ürettiği görülmektedir. Yapay görüntülerde ise KTK ve BF metrikleri birbiriyle daha uyumlu sonuçlar üretmektedir. *Arabalar* görüntüsünde her iki metrik için de AS = 7 en iyi sonuçları vermektedir. *Küp* görüntüsü için ise AS = 6 durumu en iyi sonuçları üretmektedir.

Yapılan değerlendirmeden anlaşılacağı gibi, gerçek görüntüler olan *Lab* ve *Saat* görüntülerinde tüm metrikler farklı ayırışma seviyelerinde en iyi değerleri üretmektedir. Bu da bir ayırışma seviyesinin genelleştirilmesini engellemektedir.

Tablo 3.4. ADD tabanlı yöntemin referans tabanlı metriklerle değerlendirilmesi.

|      |      | Arabalar        |               | Küp            |               |
|------|------|-----------------|---------------|----------------|---------------|
|      |      | PSNR            | YB            | PSNR           | YB            |
| Db4  | AS=4 | 74,3746         | 0,9820        | 83,1941        | 0,9208        |
|      | AS=5 | 87,7103         | 0,9919        | 87,3531        | 0,9413        |
|      | AS=6 | 95,6861         | 0,9948        | 87,8873        | 0,9533        |
|      | AS=7 | 98,1772         | 0,9951        | 87,8167        | 0,9554        |
|      | AS=8 | 97,7496         | 0,9951        | 86,3090        | 0,9452        |
| Sym8 | AS=4 | 75,0095         | 0,9855        | 83,5240        | 0,9199        |
|      | AS=5 | 88,6923         | 0,9938        | 89,7141        | 0,9488        |
|      | AS=6 | 100,3185        | 0,9968        | <b>90,2571</b> | 0,9613        |
|      | AS=7 | <b>103,0883</b> | <b>0,9969</b> | 90,2122        | 0,9615        |
|      | AS=8 | 102,5981        | 0,9968        | 90,2146        | <b>0,9651</b> |

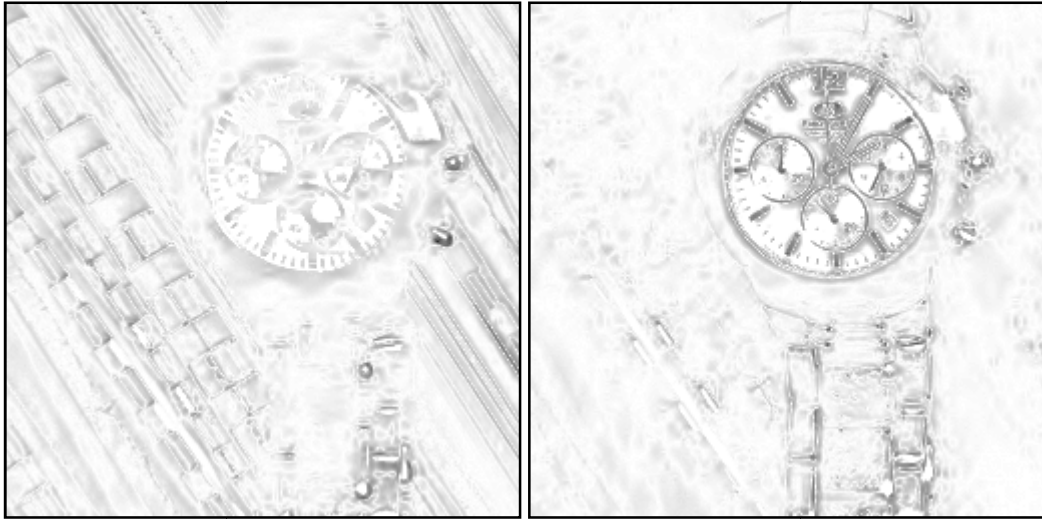
Tablo 3.4’te verilen referans tabanlı metrik sonuçları incelendiğinde görülebileceği gibi *Arabalar* görüntüsü için her iki metrikte en iyi sonuç AS = 7 durumunda üretilmektedir. *Küp* görüntüsü içinse en iyi sonucu PSNR, AS = 6 durumunda, YB ise AS = 8 durumunda üretmektedir. *Arabalar* görüntüsü için, bu sonuç objektif metriklerle birebir uyushmaktadır. Bunun yanı sıra *Küp* görüntüsünde, objektif metriklerle referans tabanlı metrikler tam olarak uyushmamakla beraber aralarında benzerlik bulunmaktadır.

Şekil 3.5’de ADD tabanlı yöntem ile oluşturulan birleşik *Lab* görüntüsü ve birleşik görüntü ile kaynak görüntülerin farkları alınarak oluşturulan fark görüntüler verilmiştir. Şekil 3.5 incelendiğinde, ADD yönteminin oluşturduğu birleşik görüntüde meydana gelen bozulmalar açık biçimde görülmektedir. Özellikle öğrencinin baş kısmında bozulmalar meydana gelmiştir. Bunun temel nedeni öğrencinin iki görüntü arasında başını oynatmış olması ve ADD’nin kaymaya bağımlı bir yöntem olmasıdır. Kaynak görüntülerde oluşan kaymalar birleşik görüntünün bozulması ile sonuçlanmaktadır. Şekil 3.5’de verilen görüntüler Sym8 dalgacık aile ve 8 ayrışma seviyesi kullanılarak elde edilmiştir. Görsel görüntüler genel olarak kötü sonuç verdiği için sayısal metriklerle aralarında bir ilişki kurmak mümkün değildir.



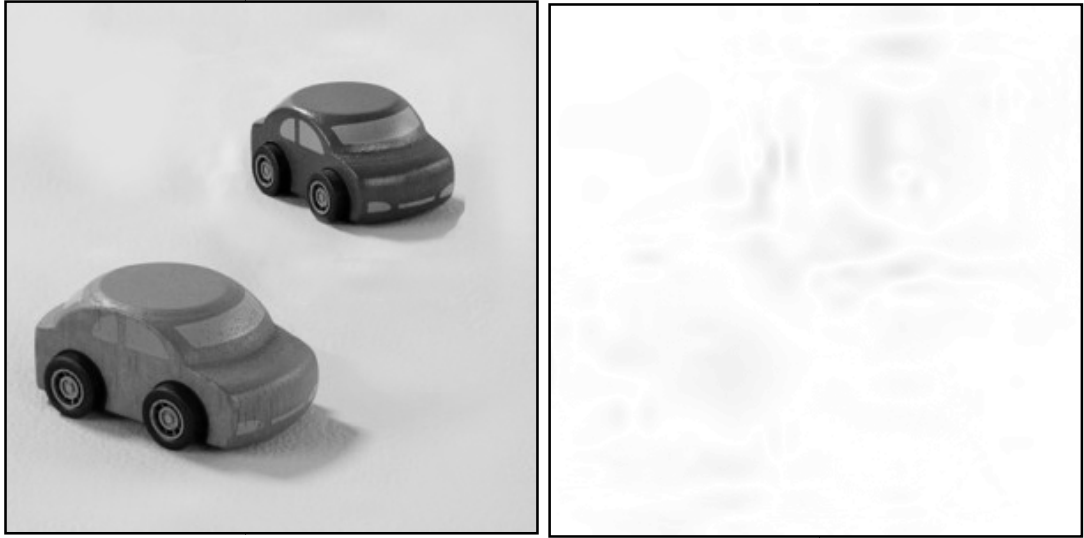
Şekil 3.5. ADD yöntemi ile elde edilen birleşik *Lab* görüntüsü ve fark görüntüler

ADD tabanlı yöntem kullanılarak elde edilen birleşik *Saat* görüntüsü ve fark görüntüler Şekil 3.6'da verilmektedir. En iyi görsel sonuçlar Sym8 dalgacık ailesi ve  $AS = 7$  durumunda elde edilmiştir. Bu durum objektif metriklerle tam olarak uyuşmasa da benzerlik addetmektedir. Oluşan birleşik görüntü incelenirse saatin piminde meydana gelen bozulmalar görülecektir. Yine saatin kordonunda da oluşan bozulmalar görülebilir. Oluşan bu hatalar fark görüntülerden de rahatça gözlemlenebilir. Ayrıca, birleşik görüntüde kontrastın ciddi biçimde düştüğü de görülmektedir.



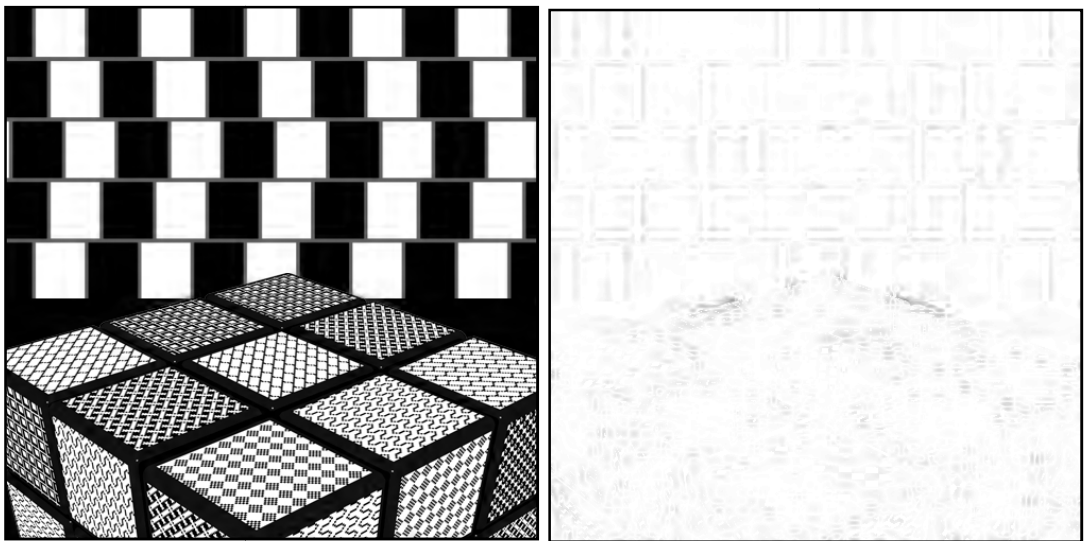
Şekil 3.6. ADD yöntemi ile elde edilen birleşik *Saat* görüntüsü ve fark görüntüler.

Şekil 3.7’de *Arabalar* görüntü setinin ADD tabanlı yöntem kullanılarak elde edilmiş en iyi birleşik görüntü ve fark görüntü verilmiştir. En iyi birleşik görüntü dalgacık ailesinin Sym8 ve ayrışma seviyesinin 7 seçildiği durumda elde edilmiştir. *Arabalar* görüntüsü için hem referans tabanlı metrikler hem de objektif metrikler görsel sonuçlarla uyushmaktadır. Şekil 3.7 incelendiğinde görüntülerde arabaların bulunduğu bölümde meydana gelen bulanıklık görülebilir.



Şekil 3.7. ADD yöntemi ile elde edilen birleşik *Arabalar* görüntüsü ve fark görüntü.

Şekil 3.8’de ADD tabanlı yöntem ile elde edilen birleşik *Küp* görüntüsü ve fark görüntüsü görülmektedir. En iyi görsel sonuç dalgacık ailesinin Sym8 ve  $AS = 7$  olduğu durumda elde edilmiştir. Bu sonuç ne referans tabanlı metriklerle ne de objektif metriklerle tam olarak uyuşmamaktadır. Şekil 3.8’de verilen birleşik görüntü incelendiğinde, arka planda bulunan karelerde ciddi bozulmalar olduğu görülmektedir. Kareler üzerinde gri çizgiler oluşması ve küpün kenarında bozulmalar oluşması yöntemin görsel olarak başarısızlığını göstermektedir. Fark görüntüde oluşan gürültüler de bunu göstermektedir.



Şekil 3.8. ADD yöntemi ile elde edilen birleşik *Küp* görüntüsü ve fark görüntü.

ADD yönteminde, sayısal ve görsel değerlendirmeler beraberce göz önüne alındığında AS=7 durumunun diğer durumlardan daha iyi sonuçlar ürettiği gözlemlenmiştir.

### 3.2.3. RUBS Yönteminin Değerlendirilmesi

RUBS yönteminde, kaynak görüntülerin bölündüğü blokların boyutları önemli bir parametre olarak ortaya çıkmaktadır. Blok boyutu (BB), yöntemin başarımına ciddi etkide bulunmaktadır. RUBS yöntemi için yapılan deneylerde, blok boyutu  $2 \times 2$ ,  $4 \times 4$ ,  $8 \times 8$ ,  $16 \times 16$  ve  $32 \times 32$  olarak alınmıştır. Ayrıca, yöntemin başarımında, blokların netliklerinin ölçülmesi için kullanılacak kıstas fonksiyonu da önem taşımaktadır. Deneylerde RUBS yöntemi için en uygun kıstas fonksiyonu olan URF tercih edilmiştir.

Tablo 3.5. RUBS yöntemin objektif metriklerle değerlendirilmesi.

|          | Lab           |               | Saat          |               | Arabalar      |                | Küp           |               |
|----------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|----------------|---------------|---------------|
|          | KTK           | BF            | KTK           | BF            | KTK           | BF             | KTK           | BF            |
| BB=2×2   | 0,6779        | 9,7784        | 0,6830        | 8,7823        | 0,7642        | 10,2824        | 0,6986        | <b>12,975</b> |
| BB=4×4   | 0,7249        | 9,7601        | 0,7340        | 8,8273        | 0,8104        | 10,2924        | 0,7926        | 11,171        |
| BB=8×8   | 0,7442        | 9,7909        | 0,7613        | 8,9176        | <b>0,8220</b> | 10,3133        | <b>0,7954</b> | 9,0336        |
| BB=16×16 | <b>0,7478</b> | <b>9,8501</b> | <b>0,7707</b> | <b>8,9659</b> | 0,8190        | 10,2230        | 0,7905        | 7,8416        |
| BB=32×32 | 0,7460        | 9,8101        | 0,7661        | 8,9425        | 0,8187        | <b>10,3275</b> | 0,7880        | 7,4833        |

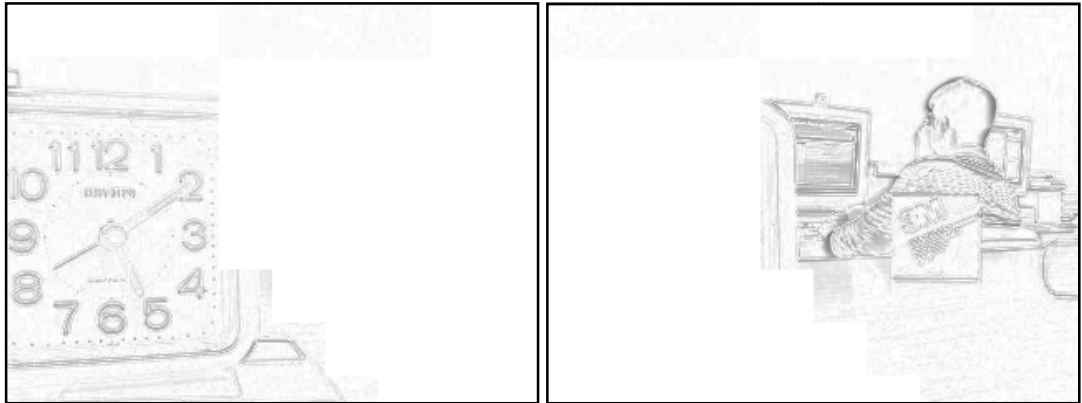
Tablo 3.5’de verilen RUBS yönteminin objektif metrik sonuçları incelendiğinde; gerçek görüntülerden oluşan *Lab* ve *Saat* görüntü setlerinde hem KTK hem de BF metrikleri için en iyi sonucun BB =  $16 \times 16$  durumunda elde edildiği görülmektedir. Buna karşın yapay görüntüler *Arabalar* ve *Küp* için objektif metrik sonuçları örtüşmemektedir. *Arabalar* görüntüsünde KTK için en iyi sonuç BB =  $8 \times 8$  durumunda, BF için BB =  $32 \times 32$  durumunda alınmıştır. *Küp* görüntüsü için ise KTK en iyi sonucu BB =  $8 \times 8$  durumunda, BF ise BB =  $2 \times 2$  durumunda üretmektedir.

Tablo 3.6. RUBS yöntemin referans tabanlı metriklerle değerlendirilmesi

|          | Arabalar        |               | Küp            |               |
|----------|-----------------|---------------|----------------|---------------|
|          | PSNR            | YB            | PSNR           | YB            |
| BB=2×2   | 67,8153         | 0,9212        | 48,7391        | 0,8148        |
| BB=4×4   | 72,1075         | 0,9421        | 60,8936        | 0,8727        |
| BB=8×8   | 78,3060         | 0,9599        | 71,0965        | 0,9401        |
| BB=16×16 | 90,4714         | 0,9886        | 76,5543        | 0,9763        |
| BB=32×32 | <b>116,2217</b> | <b>0,9983</b> | <b>77,0281</b> | <b>0,9861</b> |

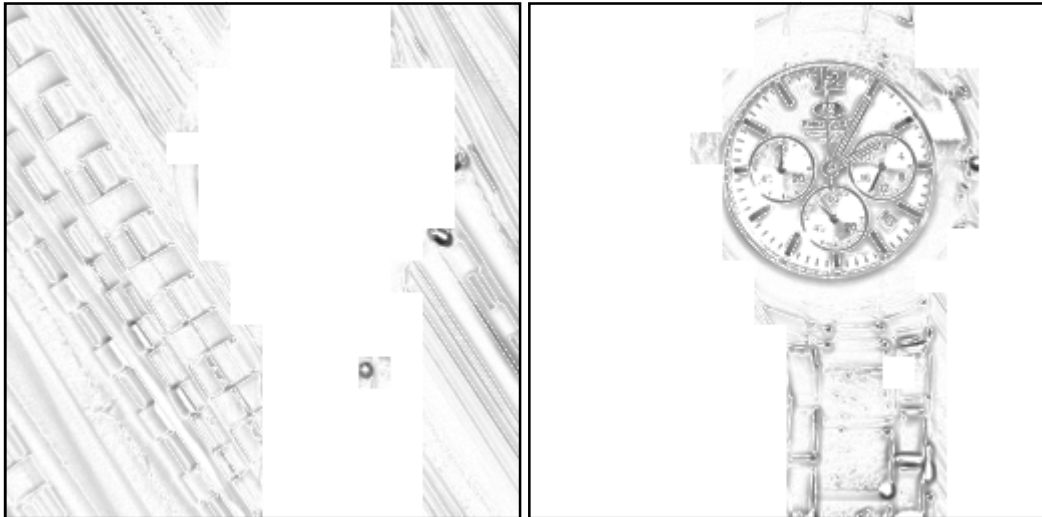
RUBS yönteminin referans tabanlı metrikler bazında yapılan sayısal değerlendirilmesi Tablo 3.6'da verilmiştir. Tablo 3.6 incelendiğinde görülebileceği gibi, *Arabalar* görüntüsünde her iki metrik için de en iyi sonuç  $BB = 32 \times 32$  durumunda alınmıştır. Bu durumda, *Arabalar* görüntüsü için objektif metriklerle referans metriklerin uyduğu söylenebilir. Küp görüntüsü için en iyi sonucu veren durum yine  $BB = 32 \times 32$  durumudur. Küre görüntüsü için de referans tabanlı metriklerle, objektif metrikler uyuşmamaktadır.

Şekil 3.9 RUBS yöntemi ile elde edilen *Lab* birleşik görüntüsünü ve fark görüntülerini göstermektedir. RUBS yönteminde *Lab* görüntüsü için en iyi görsel sonuç  $BB = 32 \times 32$  seçildiği durumda elde edilmiştir. Görsel sonuçlar objektif metrik sonuçlarıyla tam olarak örtüşmemekte ancak benzerlik göstermektedir. Şekil 3.9 incelendiğinde görülebileceği üzere RUBS yöntemi *Lab* görüntüsü için iyi bir birleştirme performansı sergilemektedir.



Şekil 3.9. RUBS yöntemi ile elde edilen birleşik *Lab* görüntüsü ve fark görüntüler

Şekil 3.10 RUBS yöntemi ile elde edilen birleşik *Saat* görüntüsünü ve fark görüntülerini göstermektedir. RUBS yöntemi *Saat* görüntüsü için en iyi görsel sonuçları  $BB = 16 \times 16$  durumunda üretmiştir. Objektif metrikler de *Saat* görüntüsü için en iyi sonucu aynı durumda (  $BB = 16 \times 16$  ) üretmekte ve görsel değerlendirmeye uyusmaktadır. Şekil 3.10’da verilen birleşik görüntü incelendiğinde saatin piminde meydana gelen bulanıklık ve kadrın civarında oluşan bulanık köşeler görülmektedir. Görüntüdeki küçük nesneler büyük bloklar tarafından karşılanamadığı, küçük bloklarında nesneleri tam olarak taşıyamadığı için RUBS yöntemi bu görüntüde iyi bir görsel sonuç üretememektedir.



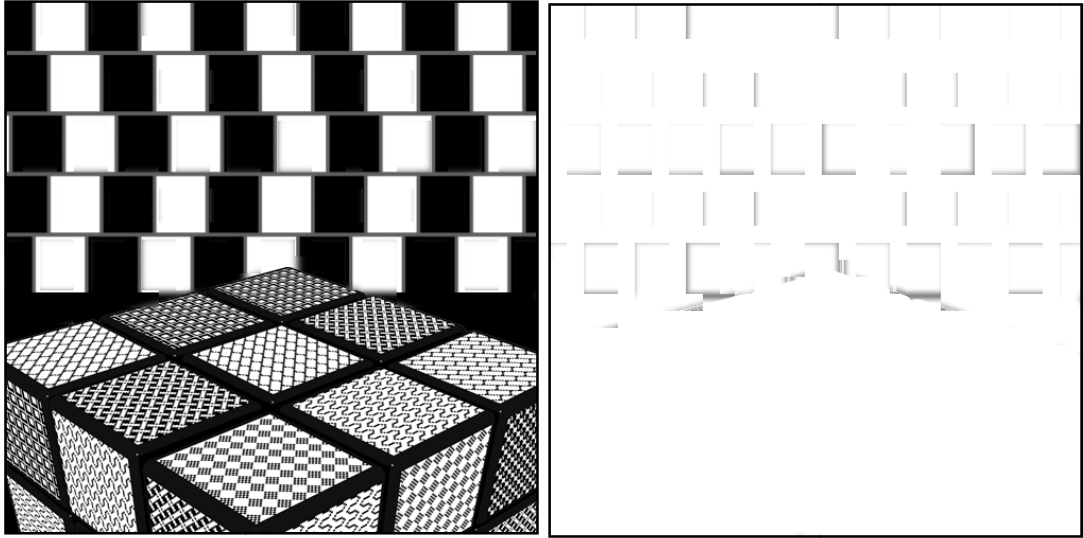
Şekil 3.10. RUBS yöntemi ile elde edilen birleşik *Saat* görüntüsü ve fark görüntüler.

RUBS yöntemi, *Arabalar* görüntüsü için görsel değerlendirme sonucu en iyi sonucu  $32 \times 32$  blok boyutuyla vermektedir. Bu blok boyutu için oluşturulan birleşik görüntü ve fark görüntü Şekil 3.11’de verilmektedir. Bu sonuç, referans tabanlı metrikler ve objektif metriklerden BF ile de uyusmaktadır. Bahsedilen parametreler kullanılarak elde edilen birleşik görüntü incelendiğinde, uzakta olan oyuncak arabanın etrafında oluşan yapay kenar dikkat çekmektedir.



Şekil 3.11. RUBS yöntemi ile elde edilen birleşik *Arabalar* görüntüsü ve fark görüntü.

Şekil 3.12’de RUBS yöntemi ile elde edilen birleşik Küp görüntüsü ve fark görüntü verilmiştir. En iyi görsel sonuca sahip durum  $BB=32 \times 32$  olarak ortaya çıkmıştır. Yapılan görsel değerlendirmenin sonucu referans tabanlı metriklerle uyurken, objektif metriklerle uyusmamaktadır. Şekil 3.12’de verilen birleşik görüntü incelendiğinde; arka planda bulunan karelerin içlerinde bulanık bölgeler olduğu gözlenmektedir. Ayrıca küpün kenarlarında da benzer bulanık kenarlar oluşmuştur. Verilen fark görüntüde bu incelemeyi desteklemektedir. Arka plandaki karelerin neredeyse tamamı fark görüntüde belirgin halde görülmektedir.



Şekil 3.12. RUBS yöntemi ile elde edilen birleşik *Küp* görüntüsü ve fark görüntü.

RUBS yöntemi için hangi blok boyutunun daha iyi sonuç verdiğini genelleştirmek gerekirse, sayısal ve görsel olarak en iyi sonuçların  $BB=32$  ve  $BB=16$  durumlarında elde edildiği söylenebilir.

### 3.3. Önerilen Yöntemin Deneysel Sonuçları

Tez çalışması kapsamında önerilen yöntem iki farklı parametreye sahiptir. Bu bölümde bu parametrelerin, yöntemin başarımına etkisi incelenecektir.

Önerilen yöntemin ilk aşamasında, kaynak görüntüler eşit boyutlu bloklara bölünmektedir. Blokların boyutu, yönteme ait ilk parametre olarak ortaya çıkmaktadır. Parametre seçiminin yöntemin başarımına etkisini ölçmek için yapılan değerlendirmelerde blok boyutu ( $BB$ )  $8 \times 8$ ,  $16 \times 16$  ve  $24 \times 24$  olarak seçilmiştir. Kaynak görüntülerin daha büyük boyutlu bloklara bölünmesi halinde, blokların hem bulanık hem de net bölgeleri ihtiva etme ihtimalinin daha yüksek olmasından dolayı daha büyük blok boyutlarına değerlendirmede yer verilmemiştir. Bunun yanı sıra, yöntemde blok haritasında işaretlenmiş tüm bloklar için  $\sigma$  dağılım parametresi hesaplanmaktadır. Küçük boyutlu bloklarda  $\sigma$  değeri doğru bir biçimde hesaplanamayacağından, değerlendirmelerde çok küçük blok boyutlarına da yer verilmemiştir.

Yöntemin ikinci parametresi ise blok haritası oluşturulması safhasında kullanılan  $r$  oranıdır.  $r$  oranı, blok haritası oluşturulurken, bloklar arasında oluşan URF farklarının

maksimum ve minimum farka göre değerlendirilmesi için kullanılmaktadır. 0 ile 1 arasında değer alabilecek  $r$  değerinin 0 olması tüm blok çiftlerinin kullanılması, 1 olması ise sadece maksimum ve minimum URF farkına sahip blokların kullanılması anlamına gelmektedir. Deneylerde,  $r$  oranı için 0.4, 0.6 ve 0.8 değerleri denenmiştir.

Önerilen yöntem ile elde edilen birleşik görüntülerin, objektif metriklerle yapılan değerlendirme sonuçları Tablo 3.7’de verilmiştir. Önerilen yöntemin objektif metriklerle değerlendirilmesi

Tablo 3.7. Önerilen yöntemin objektif metriklerle değerlendirilmesi

|          |       | Lab           |               | Saat          |               | Arabalar      |                | Küp           |               |
|----------|-------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|----------------|---------------|---------------|
|          |       | KTK           | BF            | KTK           | BF            | KTK           | BF             | KTK           | BF            |
| BB=8×8   | r=0.4 | 0,7473        | 9,8563        | <b>0,7714</b> | 8,9730        | <b>0,8182</b> | <b>10,3956</b> | 0,7867        | 7,2022        |
|          | r=0.6 | 0,7477        | 9,8743        | 0,7713        | <b>8,9742</b> | 0,8176        | 10,3387        | <b>0,7869</b> | 7,2012        |
|          | r=0.8 | 0,7473        | 9,8647        | 0,7701        | 8,9688        | 0,8169        | 10,3317        | <b>0,7869</b> | 7,1967        |
| BB=16×16 | r=0.4 | 0,7470        | 9,8449        | 0,7702        | 8,9679        | 0,8178        | 10,3914        | 0,7858        | 7,2030        |
|          | r=0.6 | 0,7469        | 9,8468        | 0,7702        | 8,9677        | 0,8176        | 10,3427        | 0,7855        | 7,2046        |
|          | r=0.8 | 0,7473        | 9,7882        | 0,7688        | 8,9569        | 0,8181        | 10,3944        | 0,7845        | <b>7,2170</b> |
| BB=32×32 | r=0.4 | 0,7469        | 9,8461        | 0,7702        | 8,9675        | 0,8173        | 10,3776        | 0,7865        | 7,2042        |
|          | r=0.6 | 0,7469        | 9,8457        | 0,7702        | 8,9692        | 0,8155        | 10,2365        | 0,7861        | 7,2040        |
|          | r=0.8 | <b>0,7480</b> | <b>9,8823</b> | 0,7701        | 8,9667        | 0,7830        | 10,2670        | 0,7773        | 7,2067        |

Tablo 3.7 incelendiğinde görüleceği gibi, *Lab* görüntüsü için objektif metrikler en iyi sonucu BB = 24×24 ve  $r = 0.8$  durumunda üretmektedir. Bir diğer gerçek görüntü *Saat* için ise en iyi sayısal sonuç KTK metriği için BB = 8×8 ve  $r = 0.4$  durumunda, BF metriği için ise BB = 8×8 ve  $r = 0.6$  durumunda elde edilmiştir. *Arabalar* görüntüsü için de en iyi sonuçlar hem KTK hem de BF bazında BB = 8×8 ve  $r = 0.4$  durumunda elde edilmektedir. *Küp* görüntüsü için ise KTK en iyi sonucu BB = 8×8 iken  $r = 0.6$  ve  $r = 0.8$  durumlarında, BF ise BB = 16×16 ve  $r = 0.8$  durumlarında üretmektedir.

Objektif metrik sonuçları incelendiğinde parametre değişikliklerinin yöntemin sonucuna etkisinin oldukça az olduğu görülmektedir. Bu da yöntemin farklı parametrelerle dahi yakın sonuçlar üretebildiğinin göstergesidir. Tablo 3.7 incelendiğinde, blok boyutunun 8×8 ve  $r$  oranının 0.6 seçildiği durumun, genel olarak tüm metrikler için iyi sonuçlar ürettiği görülmektedir.

Yöntemin, insan görsel değerlendirmesine daha uygun olan referans tabanlı metriklerle yapılan değerlendirmesi ise Tablo 3.8’de verilmiştir. Referans tabanlı metriklerin

kullanılması için gerekli olan referans görüntüler, sadece yapay olarak üretilen çoklu-odaklı görüntü setlerinde bulunduğundan deneylerde yalnızca *Arabalar* ve *Küp* görüntüleri kullanılmıştır.

Tablo 3.8. Önerilen yöntemin referans tabanlı metriklerle değerlendirilmesi

|          |       | Arabalar        |               | Küp            |               |
|----------|-------|-----------------|---------------|----------------|---------------|
|          |       | PSNR            | YB            | PSNR           | YB            |
| BB=8×8   | r=0.4 | <b>174,9288</b> | <b>0,9999</b> | 89,868         | 0,9981        |
|          | r=0.6 | 147,0396        | 0,9998        | 90,8121        | 0,9981        |
|          | r=0.8 | 145,8576        | 0,9998        | <b>92,9745</b> | <b>0,9984</b> |
| BB=16×16 | r=0.4 | 168,0992        | <b>0,9999</b> | 84,5923        | 0,9971        |
|          | r=0.6 | 148,2668        | 0,9998        | 82,2761        | 0,9964        |
|          | r=0.8 | 171,2880        | 0,9998        | 79,2101        | 0,9952        |
| BB=24×24 | r=0.4 | 159,0530        | <b>0,9999</b> | 88,1419        | 0,9978        |
|          | r=0.6 | 133,5286        | 0,9994        | 86,0474        | 0,9973        |
|          | r=0.8 | 72,1305         | 0,9758        | 71,4131        | 0,9905        |

Tablo 3.8 incelendiğinde *Arabalar* görüntüsü için en iyi sonuçların BB=8×8 ve r=0.4 olduğu durumda, *Küp* görüntüsü için ise BB=8×8 ve r=0.8 seçildiği durumda alındığı görülmektedir. Bu sonuçlar aynı görüntü setlerinin objektif metriklerle yapılan değerlendirmeleriyle de büyük ölçüde uyushmaktadır.

Tablo 3.8’den görülebileceği üzere, blok boyutunun 24×24 ve  $r$  oranının 0.8 olduğu durum her iki metrik için de düşük değerler üretmiştir. Bu durumun sebebi, blok boyutunun büyük seçilmiş olması ve bu yüzden blokların hem net hem de bulanık bölgeleri ihtiva etmesidir. Dahası, blok boyutunun yanı sıra,  $r$  değerinin de büyük olması nedeniyle uygun  $\sigma$  değerleri hesaplanamamıştır.

Çoklu-odaklı görüntü birleştirme yöntemlerinin ürettiği birleşik görüntülerin değerlendirilmesinde sayısal metrik sonuçlarının anlamlı olabilmesi için görsel değerlendirmenin de sayısal sonuçlarla aynı doğrultuda olması gereklidir. Önerilen yöntemin görsel olarak değerlendirilmesi için birleşik görüntülerden ve fark görüntülerden yararlanılmıştır.

Şekil 3.13’de önerilen yöntem tarafından üretilen birleşik *Lab* görüntüsü ve birleşik görüntü ile kaynak görüntülerin farkları olan görüntüler verilmiştir. Şekil 3.13’de verilen en iyi birleşik görüntünün elde edilmesi için blok boyutu  $24 \times 24$  olarak,  $r$  oranı

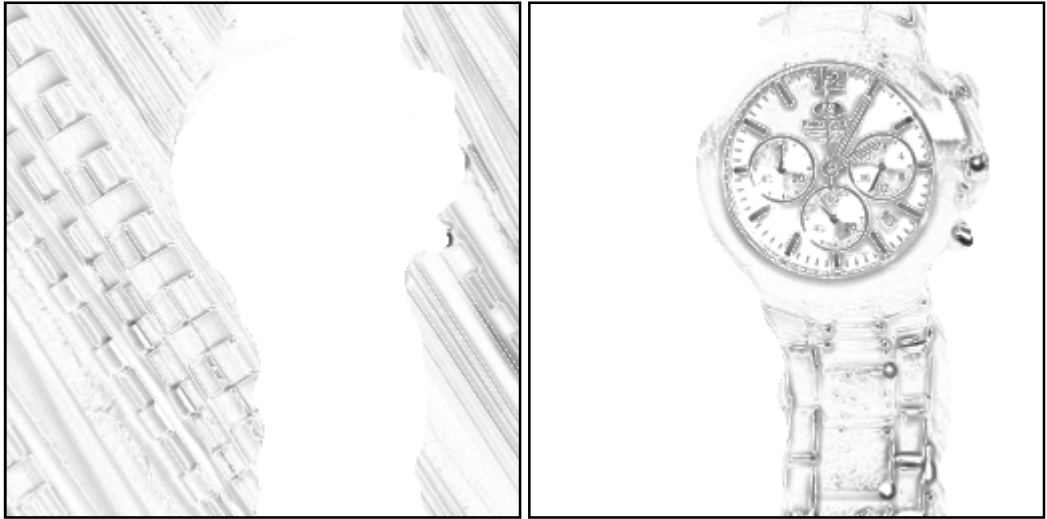
ise 0.6 olarak seçilmiştir. Bu değerlerin BF ve KTK metrikleri için en yüksek değerleri üreten parametre çiftiyle uyummadığı gözlenmektedir.



Şekil 3.13. Önerilen yöntem ile oluşturulan birleşik *Lab* görüntüsü ve fark görüntüler

Şekil 3.14'te, önerilen yöntemin, *Saat* kaynak görüntülerini kullanarak ürettiği birleşik görüntü ve fark görüntüler verilmektedir. Görsel değerlendirme sonucu en iyi birleşik görüntü  $BB = 24 \times 24$  ve  $r = 0.4$  durumunda üretilmektedir. Saat görüntü seti için görsel değerlendirme ile sayısal metrik sonuçlarının uyduğu söylenebilir.

Şekil 3.14'te verilen fark görüntüler incelendiğinde, görüntüdeki saatin neredeyse hatasız olarak birleşik görüntüye taşındığı görülmektedir.



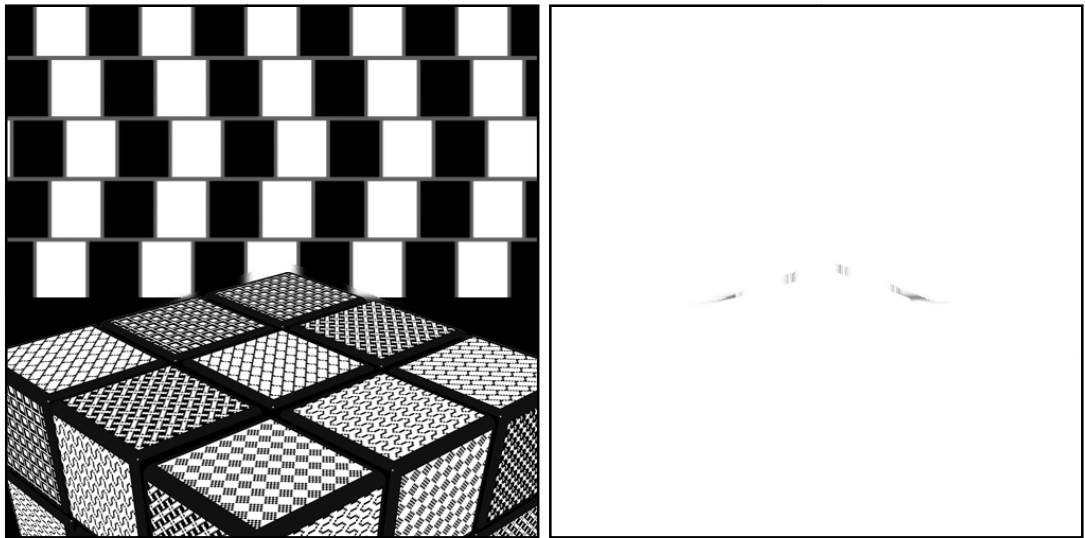
Şekil 3.14. Önerilen yöntem ile oluşturulan birleşik *Saat* görüntüsü ve fark görüntüler.

*Arabalar* kaynak görüntüleri kullanılarak oluşturulan birleşik görüntü ve birleşik görüntü ile tamamı net görüntünün farkı Şekil 3.15’de verilmektedir. *Arabalar* görüntüsü için önerilen yöntemin hemen hemen tüm parametreleri için hatasız yakın bir birleştirme işlemi gerçekleştirilmiştir. Şekil 3.15’de ise  $BB = 8 \times 8$  ve  $r = 0.4$  durumunda üretilen birleşik görüntü verilmiştir. *Arabalar* görüntüsü için görsel sonuçların, özellikle referans tabanlı metriklerle uyduğu söylenebilir.



Şekil 3.15. Önerilen yöntem ile oluşturulan birleşik *Arabalar* görüntüsü ve fark görüntü.

Şekil 3.16’da önerilen yöntemin ürettiği birleşik *Küp* görüntüsü ve fark görüntü görülmektedir. Küp görüntüsü için en iyi sonuç  $BB = 8 \times 8$  ve  $r = 0.8$  parametreleri kullanıldığında elde edilmektedir. Bu sonuç, referans tabanlı metriklerle birebir uyuşurken, objektif metriklerden KTK ile de uyuşmaktadır. Üretilen birleşik görüntü incelendiğinde, ön planda bulunan küpün ve arka plandaki siyah beyaz karelerin hatasız olarak taşındığı, ancak küpün uzak kenarı civarında hatalar oluştuğu gözlenmektedir.



Şekil 3.16. Önerilen yöntem ile oluşturulan birleşik *Küp* görüntüsü ve fark görüntü

### 3.4. Yöntemlerin Karşılaştırılması

Bu bölümde, önceki bölümlerde sayısal ve görsel olarak değerlendirilen çoklu-odaklı görüntü birleştirme yöntemleri birbirleriyle karşılaştırılmaktadır. Objektif ve referans tabanlı metriklerin sonuçları kullanılarak sayısal bir karşılaştırma yapılırken, üretilen birleşik görüntüler üzerinden de sübjektif bir görsel değerlendirme yapılmaktadır.

#### 3.4.1. Yöntemlerin Sayısal Olarak Karşılaştırılması

Karşılaştırma işlemlerinde kullanmak üzere bütün yöntemler için, deneylerde kullanılan tüm görüntülerde iyi sonuçlar veren parametre değerleri seçilmiştir. Önerilen yöntem için parametreler  $BB = 8 \times 8$  ve  $r = 0.6$  olarak seçilmiştir. LP tabanlı yöntemde ayrışma seviyesi 3 olarak belirlenmiştir. ADD tabanlı yöntemde parametreler, dalgacık ailesi Sym8 ve  $AS = 7$  olacak şekilde seçilmiştir. Son olarak RUBS için blok boyutu  $32 \times 32$  olarak belirlenmiştir.

Yöntemlerin, objektif metriklerle yapılan sayısal karşılaştırması Tablo 3.9'da, referans tabanlı metriklerle yapılan karşılaştırması Tablo 3.10'da verilmiştir. Tez çalışması kapsamında önerilen yöntem tabloda *yöntem* olarak ifade edilmiştir.

Tablo 3.9. Yöntemlerin objektif metrikler kullanılarak karşılaştırılması.

|        | Lab           |               | Saat          |               | Arabalar      |                | Küp           |               |
|--------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|----------------|---------------|---------------|
|        | KTK           | BF            | KTK           | BF            | KTK           | BF             | KTK           | BF            |
| Yöntem | <b>0,7477</b> | <b>9,8743</b> | <b>0,7713</b> | <b>8,9742</b> | 0,8176        | <b>10,3387</b> | 0,7869        | 7,2012        |
| LP     | 0,7010        | 8,0102        | 0,7501        | 6,6661        | 0,7942        | 8,1585         | 0,7676        | 3,7573        |
| ADD    | 0,6729        | 7,1554        | 0,7187        | 5,8709        | 0,7935        | 7,3538         | 0,7608        | 2,0004        |
| RUBS   | 0,7460        | 9,8101        | 0,7661        | 8,9425        | <b>0,8187</b> | 10,3275        | <b>0,7880</b> | <b>7,4833</b> |

Tablo 3.9 incelendiğinde, gerçek çoklu-odaklı görüntüler olan *Lab* ve *Saat* görüntüleri için KTK ve BF bazında en iyi sonuçların, önerilen yöntem ile elde edildiği görülmektedir. Bu iki görüntü için objektif metrikler birbirleriyle uyushmaktadır. *Lab* ve *Saat* görüntüleri için karşılaştırılan yöntemlerin, objektif metrikler için daha iyi sonuç üreten daha kötü sonuç üretene doğru sıralaması; önerilen yöntem, RUBS, LP, ADD şeklinde oluşmaktadır.

Yapay görüntülerde ise daha farklı bir durum mevcuttur. *Arabalar* görüntüsünde KTK için en iyi sonucu RUBS üretirken BF için en iyi sonuç önerilen yöntem tarafından üretilmiştir. Her iki metrik için, bu yöntemlerin ardından LP tabanlı yöntem gelmekte, son sırayı ADD tabanlı yöntem almaktadır. *Küp* görüntüsünde ise her iki metrik için en iyi sonuç RUBS yöntemi kullanılarak elde edilmiştir. RUBS yöntemi sonrasındaki sıralama; önerilen yöntem, LP ve ADD şeklindedir.

Tablo 3.10. Yöntemlerin referans tabanlı metrikler kullanılarak karşılaştırılması

|        | Arabalar        |               | Küp            |               |
|--------|-----------------|---------------|----------------|---------------|
|        | PSNR            | YB            | PSNR           | YB            |
| Yöntem | <b>147,0396</b> | <b>0,9998</b> | <b>90,8121</b> | <b>0,9981</b> |
| LP     | 94,4366         | 0,9938        | 89,6246        | 0,9927        |
| ADD    | 103,0883        | 0,9969        | 90,2122        | 0,9615        |
| RUBS   | 116,2217        | 0,9983        | 77,0281        | 0,9861        |

Tezde tanıtılan yöntemlerin, referans tabanlı metrikler kullanılarak yapılan karşılaştırması Tablo 3.10’da verilmiştir. Tablo 3.10’dan görülebileceği üzere, hem *Arabalar* görüntüsünde hem *Küp* görüntüsünde, referans tabanlı metriklerle göre en iyi sonuçlar, önerilen yöntem kullanılarak elde edilmiştir. *Arabalar* görüntüsünde, her iki metrik için de sıralama; önerilen yöntem, RUBS, ADD ve LP şeklinde oluşmaktadır. *Küp* görüntüsünde ise referans tabanlı metrikler kendi aralarında uyumsuzdur. *Küp* görüntüsünde PSNR için sıralama; önerilen yöntem, ADD, LP, RUBS şeklinde oluşurken; BF için, önerilen yöntem, LP, RUBS, ADD şeklinde oluşmuştur. Bu görüntü için PSNR ve BF metriklerinin oldukça farklı sonuçlar ürettiği görülmektedir. Bunun bir nedeni; klasik yöntemlerin bu görüntü için oldukça kötü sonuçlar üretmesidir.

Ayrıca *Arabalar* görüntüsü için referans tabanlı metrik sonuçlarıyla, objektif metriklerin sonuçları benzerlik gösterirken; *Küp* görüntüsü için herhangi bir benzerlikten söz edilemez.

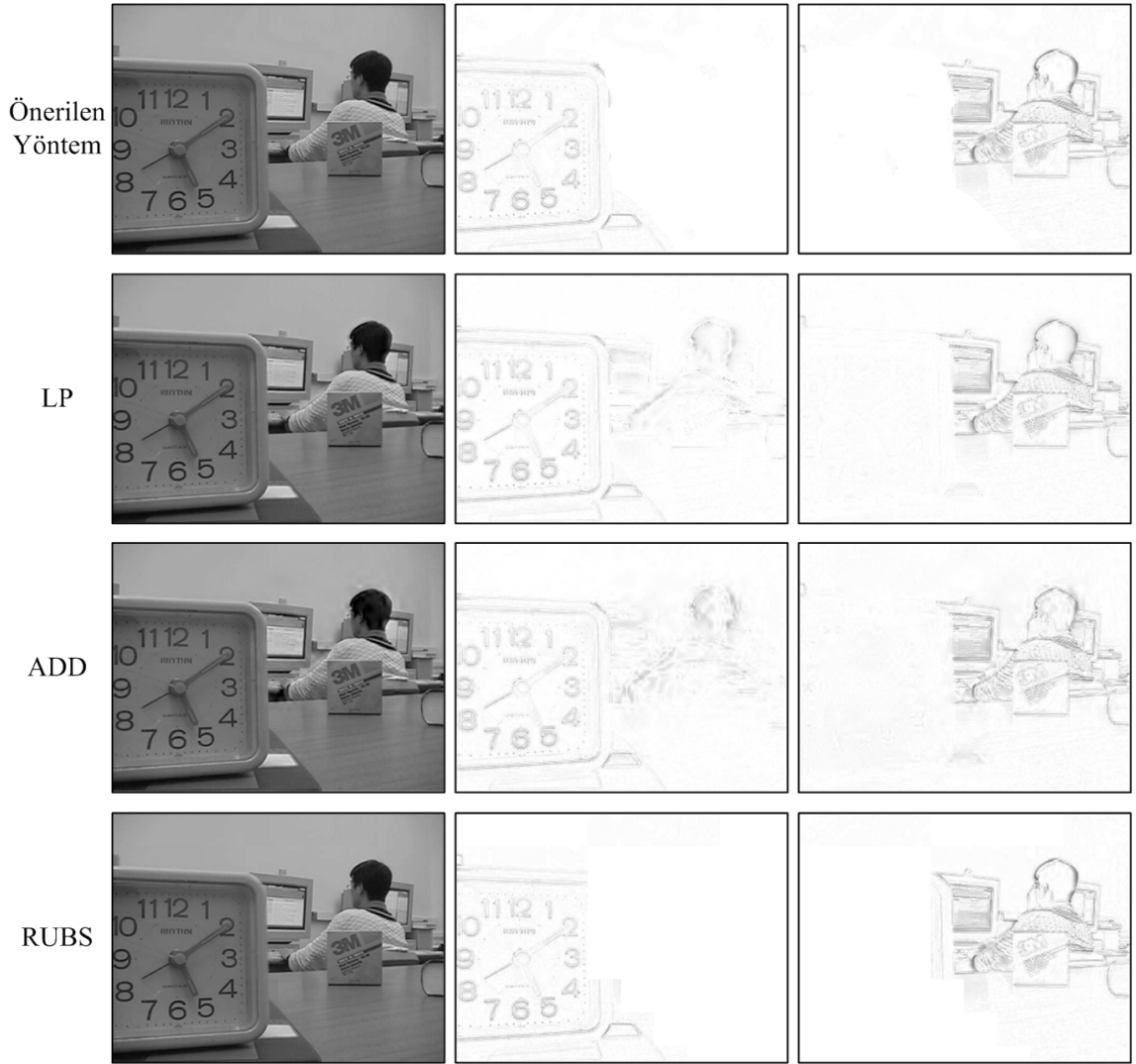
### 3.4.2. Yöntemlerin Görsel Olarak Karşılaştırılması

Daha önce de bahsedildiği gibi, sayısal metrik sonuçları, birleştirme işlemlerinin başarımlarını tam olarak doğru bir biçimde değerlendirmeye yetmemektedir. Bu yüzden, çoklu-odaklı görüntü birleştirme yöntemlerinin karşılaştırılmasında görsel verileri kullanarak, subjektif bir değerlendirme yapma gereksinimi ortaya çıkmaktadır.

Bu sebeple, daha önce de verilen, yöntemlerin birleştirme işlemi sonucu oluşturdukları birleşik görüntüler bu bölümde bir arada verilerek incelenecektir. Böylece oluşturulan birleşik görüntüler daha rahat kıyaslanılabilecektir. Birleşik görüntüler gerçek görüntüler ve yapay görüntüler olmak üzere gruplandırılmıştır.

Gerçek görüntü setlerinden olan *Lab* görüntü setine ait birleşik ve fark görüntüler, yöntem bazında Şekil 3.17’de verilmiştir. Şekil 3.17’de verilen birleşik görüntüler incelendiğinde, dönüşüm tabanlı yöntemler olan LP tabanlı yöntem ve ADD tabanlı yöntemde öğrencinin başı civarında oluşan bozulmalar açıkça görülmektedir. Bu iki yöntemin fark görüntülerinde öğrencinin bulunduğu kısımda beliren bulanıklık da bunu ortaya koymaktadır. Özellikle ADD yöntemin ürettiği birleşik görüntüde, bozulmalar daha bariz bir biçimde görülmektedir. Bu bozulmaların nedeni iki kaynak görüntü arasında, öğrencinin başını hafifçe hareket ettirmesi ve dönüşüm uzayı yöntemleri olan LP ve ADD’nin bünyelerinde bulundurdıkları küresel işlemlerden dolayı bu hareketten etkilenmesidir. Tez kapsamında önerilen yöntem ve RUBS yöntemi *Lab* birleşik görüntüsünü daha başarılı bir biçimde üretmişlerdir. Bunun yanında, RUBS yönteminde görüntünün ön kısmındaki saatin kenarlarında hata meydana gelmiştir. Bunun sebebi bloklar saatin kenarları ile tam olarak örtüşememesi ve taşmasıdır.

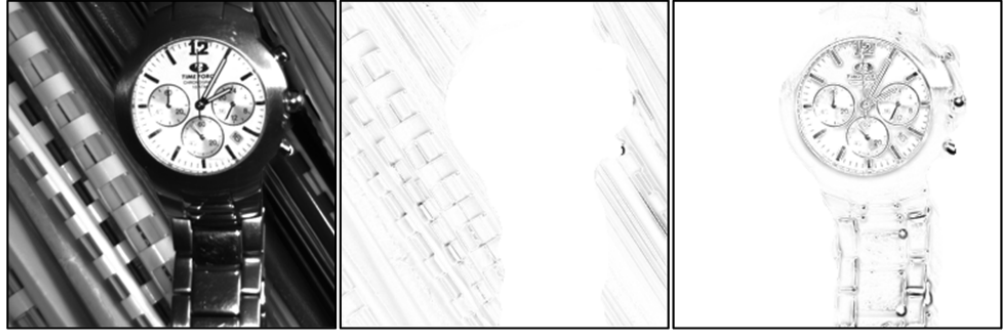
*Lab* görüntü seti için genel olarak, resim uzayı tabanlı yöntemlerin ürettiği birleşik görüntülerde bariz hatalar bulunmadığı ve dönüşüm tabanlı yöntemlerden daha başarılı oldukları söylenebilir. *Lab* görüntüsü için yöntemlerin başarımı; 1. Önerilen yöntem, 2. RUBS, 3. LP, 4. ADD olacak şekilde sıralanabilir.



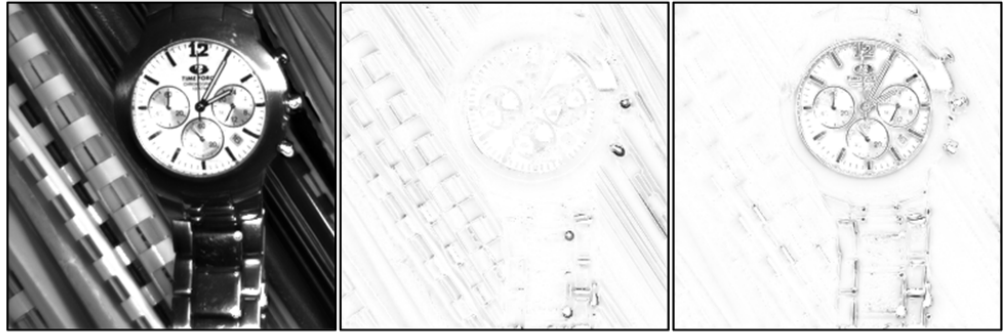
Şekil 3.17 Lab birleşik ve fark görüntülerin karşılaştırılması.

Diğer gerçek görüntü *Saat* için ise birleşik görüntüler ve fark görüntüler Şekil 3.18’de verilmiştir. Şekil 3.18 incelendiğinde, önerilen yöntemin neredeyse hatasız bir birleştirme işlemi yaptığı görülmektedir. Bunun yanı sıra, diğer yöntemlerin ürettiği görüntülerde özellikle saatin pimi civarında oluşan bozulmalar açıkça görülmektedir. Ayrıca klasik yöntemlerde kordon ve kadrın civarında da hatalar meydana gelmiştir. Yöntemler, görsel değerlendirme sonucu 1. Önerilen yöntem, 2. LP, 3. ADD, 4. RUBS olarak sıralanabilir.

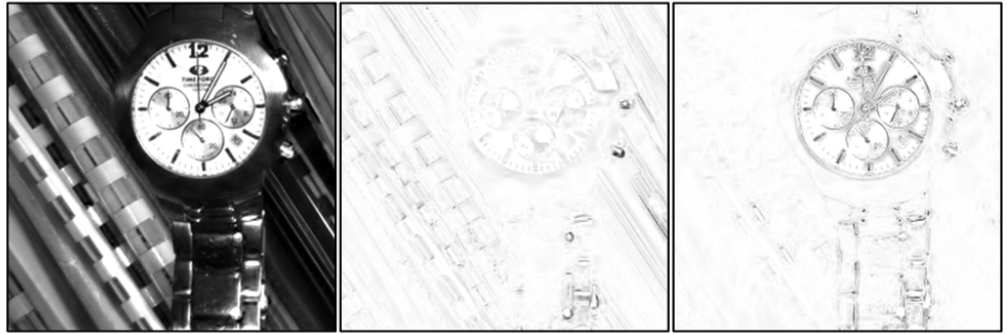
Önerilen  
Yöntem



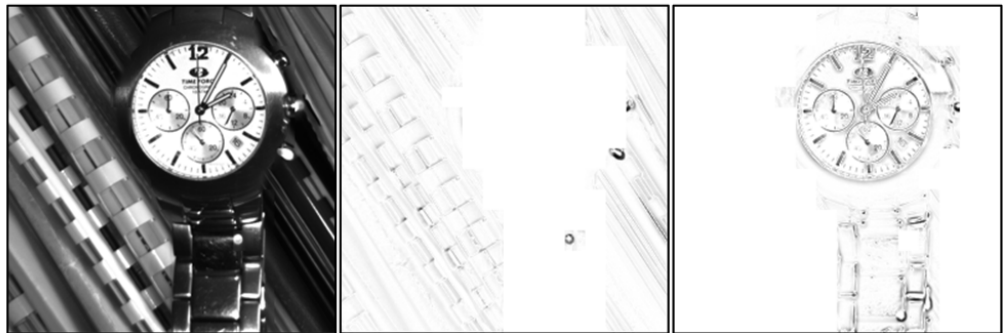
LP



ADD

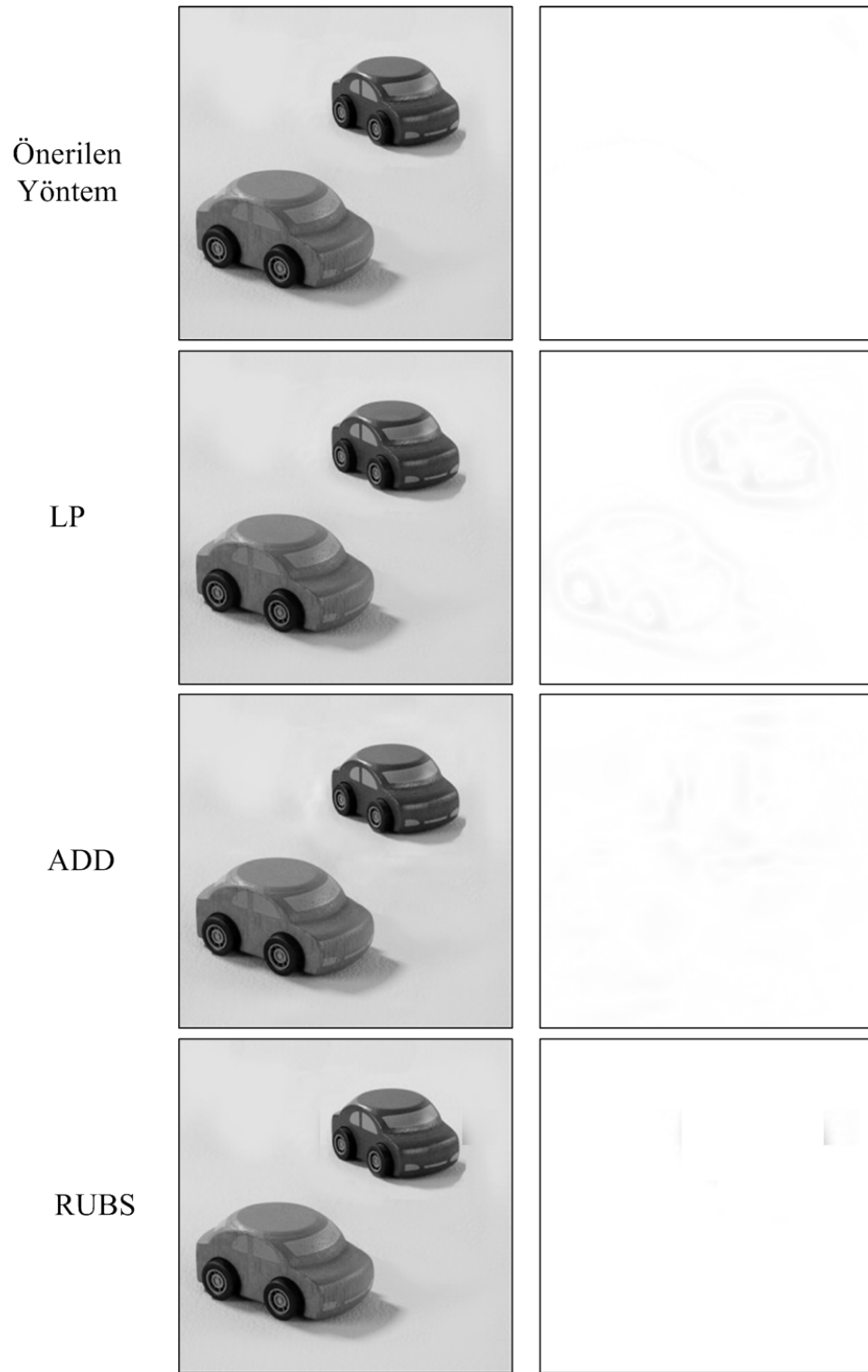


RUBS



Şekil 3.18 Saat birleşik ve fark görüntülerin karşılaştırılması

Şekil 3.19’da arabalar görüntü setine ait birleşik görüntüler ve fark görüntüler verilmiştir.



Şekil 3.19. Arabalar birleşik ve fark görüntülerin karşılaştırılması.

Şekil 3.19’da verilen birleşik görüntüler incelendiğinde, önerilen yöntemin hatasız bir birleşik sonucu elde ettiği görülmektedir. Dönüşüm uzayı yöntemleri olan LP ve ADD de başarılı sonuçlar elde etmiştir. Ancak LP ve ADD yöntemlerinin sonuçları dikkatle

incelendiğinde arabalar bölgesinde küçük bulanıklar oluştuğu ve kontrastın düştüğü görülebilir. Bu bulanıklıklar fark görüntülerde daha belirgin olarak görülmektedir. Bunun yanı sıra, RUBS yöntemi de kötü bir sonuç ortaya koymaktadır. RUBS yöntemine ait birleşik görüntüde, arkadaki oyuncak araba civarında oluşan yapay kenarlar açıkça görülmektedir. *Arabalar* görüntüsü için, görüntülerin görsel değerlendirme sonucu sıralaması; önerilen yöntem, ADD, RUBS, LP şeklinde olmaktadır.

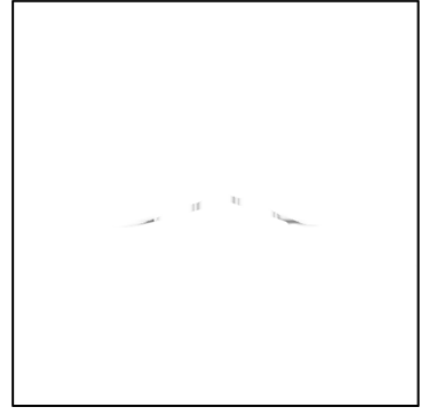
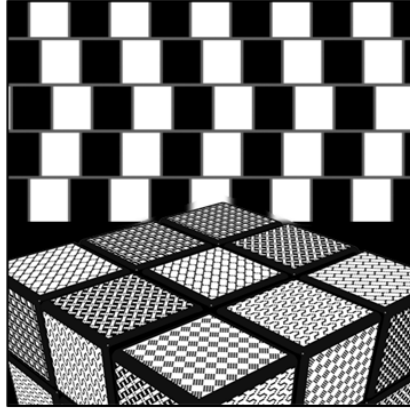
Son olarak, *Küp* görüntülerinin birleşik ve fark görüntüleri Şekil 3.20’de verilmiştir. Verilen birleşik ve fark görüntüler incelendiğinde önerilen yöntem ve LP tabanlı yöntemin tatmin edici sonuçlar ürettiği gözlenmektedir. Önerilen yöntemde küpün uzak kenarında, LP tabanlı yöntemde ise küpün üzerinde bozulmalar meydana gelmiştir. Ancak bu hatalar diğer yöntemlere göre oldukça azdır. Buna karşın, ADD yönteminin oluşturduğu birleşik görüntüde arka planda yer alan karelerde belirgin bozulmalar meydana gelmiş; siyah ve beyaz karelerin üzerinde gri çizgiler oluşmuştur. RUBS yönteminin ürettiği birleşik görüntüde ise küp civarında ciddi bulanık bölgeler meydana gelmiştir. Ayrıca RUBS yönteminin ürettiği sonuçta, arka planda oluşan bulanıklıklar ve yapay kenarlar da açıkça görülmektedir. Yöntemlerin ürettiği birleşik görüntüleri; 1. önerilen yöntem, 2. LP, 3. ADD, 4. RUBS olarak sıralayabiliriz.

### 3.4.3. Genel Değerlendirme

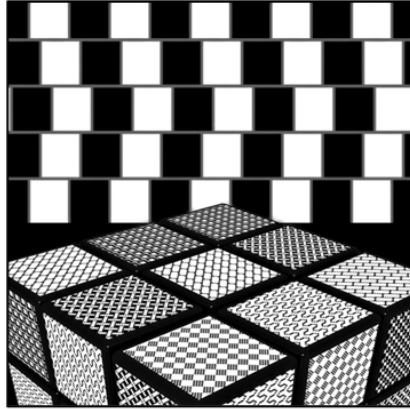
Tez çalışması kapsamında önerilen yöntem, tüm test görüntüleri için, referans tabanlı metrikler ve görsel değerlendirme sonucunda, incelenen yöntemler arasında en iyi sonucu üreten yöntem olarak öne çıkmaktadır.

Değerlendirmelerde, dönüşüm tabanlı yöntemlerin, düşük kontrast ve kaymaya bağımlı olmak gibi dezavantajlara sahip olduğu açıkça görülmüştür. RUBS yöntemi ise küçük nesnelerin bulunduğu veya yuvarlak hatlara sahip nesnelerin bulunduğu görüntülerde iyi sonuçlar üretememektedir. Saat görüntüsünde saatin pimleri bu duruma iyi bir örnek olarak verilebilir.

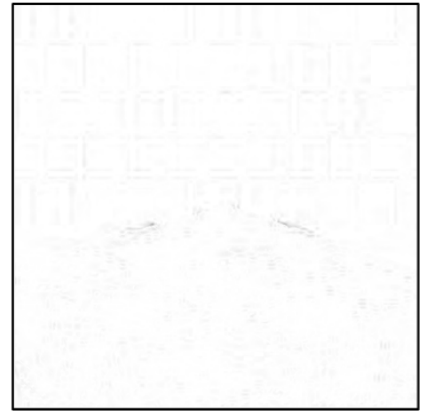
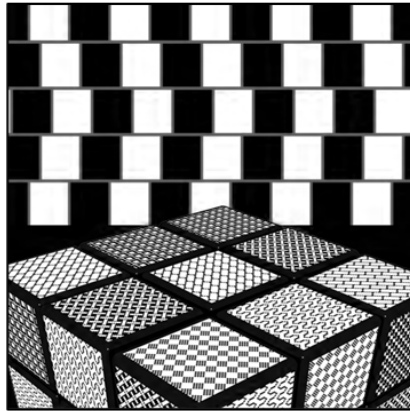
Önerilen  
Yöntem



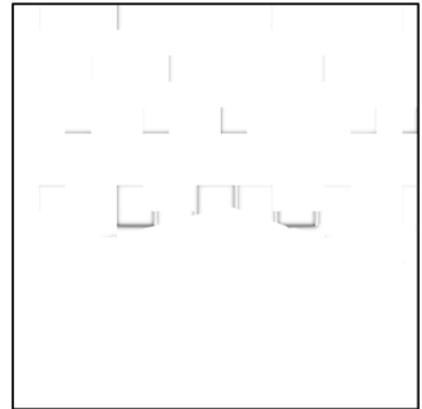
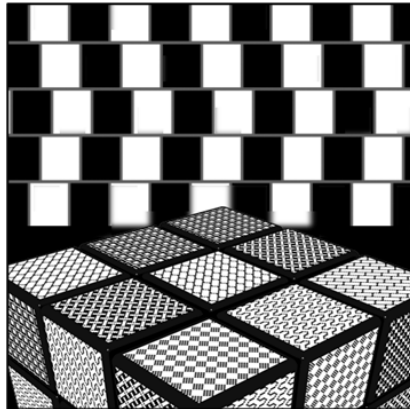
LP



ADD



RUBS



Şekil 3.20 Küp birleşik ve fark görüntülerin karşılaştırılması.

Ayrıca, görüntü birleştirme yöntemlerinin sadece sayısal olarak değerlendirmesinin yöntemler hakkında yorum yapmakta yeterli olmadığı da açıktır. Referans tabanlı metriklerin görsel değerlendirmeyle paralel sonuçlar ürettiği gözlenmiştir. Buna karşın, objektif metrikler bazı durumlarda görsel değerlendirmeye aykırı sonuçlar üretmektedir. Örneğin KTK metriği Arabalar görüntüsü için en iyi sonucu RUBS yönteminin ürettiği birleşik görüntüde üretmiştir. Lakin görsel değerlendirmede Arabalar görüntüsü için RUBS en kötü sonuca sahiptir. KTK kenar tabanlı bir metrik olduğu için ve RUBS yönteminin ürettiği birleşik Arabalar görüntüsünde yapay kenarlar meydana geldiğinden KTK bu görüntüde yüksek sonuç üretmiştir.

Benzer olarak Küp görüntüsünde her iki objektif metrik yüksek değerler üretmektedir. Ancak görsel değerlendirmede RUBS yönteminin bu görüntü için ADD ile birlikte en kötü sonucu ürettiği açıkça görülmektedir. Yine oluşan yapay kenarlar, KTK metriğini yanıltarak iyi sonuçlar üretmesine sebep olmuştur. BF metriği ise, birleşik görüntüyle kaynak görüntülerin benzerliğine bakmakta ve RUBS yöntemi kaynak görüntülerde herhangi bir değişiklik yapmadan, kaynak görüntüleri bloklar halinde birleşik görüntüye taşımaktadır. Bu sebeple, BF metriği hatalı olarak, taşınan blokların bulanık olup olduğuna bakmaksızın yüksek sonuç üretmektedir.

## 4. BÖLÜM

### TARTIŞMA, SONUÇ VE ÖNERİLER

#### 4.1. Tartışma ve Sonuç

Bu bölüm, tez çalışması sonucunda elde edilen temel sonuçları özetlemekte ve gelecekte bu konuyla ilgili yapılması mümkün çalışmaları sunmaktadır.

Tez çalışmasının temel amacı, dijital kameralarda meydana gelen sınırlı alan derinliği problemini gidermek için yeni bir yöntem sunmaktır. Bu maksatla, tez çalışması kapsamında yeni ve efektif bir resim uzayı tabanlı çoklu-odaklı görüntü birleştirme yöntemi önerilmiştir.

Gerçekleştirilen çalışmada, dijital kameralar ile elde edilen görüntülerde oluşan bulanık bölgelerin modellenmesinde kullanılan noktasal dağılım fonksiyonunu (NDF) kullanarak, çoklu-odaklı görüntülerde bulunan bulanık bölgelerin tespit edilebileceği ortaya konmuştur. Çoklu-odaklı kaynak görüntülerdeki bulanık bölgelerin NDF'leri, analitik bir yöntemle hesaplanabilmektedir. Önerilen yöntemde bu NDF'ler kullanılarak görüntü haritaları oluşturulmakta ve basit bir karar mekanizması ile birleştirme işlemi gerçekleştirilmektedir.

Ayrıca, tez çalışmasında önerilen yöntem, klasik yöntemlerle karşılaştırılmıştır. Bu maksatla, öncelikle, literatürde iyi bilinen çoklu-odaklı görüntü birleştirme yöntemleri olan Laplacian piramit (LP), ayırık dalgacık dönüşümü (ADD) ve resim uzayı blok seçme (RUBS) yöntemleri incelenmiştir. Daha sonra, önerilen yöntem ve klasik yöntemler sayısal ve görsel olarak karşılaştırılmıştır. Sayısal karşılaştırma için objektif ve referans tabanlı metrikler kullanılmıştır. Yapılan değerlendirmelerde, önerilen yöntem, referans tabanlı metrik ve görsel değerlendirme sonuçlarının tamamında diğer yöntemlerden daha iyi sonuç üretmiştir. Bunun yanında, objektif metrik sonuçlarına göre, yine birçok deneyde diğer metriklerden iyi sonuçlar üretmektedir. Ancak bazı

durumlarda diğer yöntemler, objektif metriklere göre daha başarılı sonuçlar üretmiştir. Buna karşın, yapılan deneylerde görsel değerlendirmeye objektif metrik sonuçlarının uyummadığı gözlenmiştir. Bir başka deyişle, bazı durumlarda objektif metrikler görsel olarak oldukça kötü birleşik görüntüleri iyi olarak değerlendirmektedir. Bu da objektif metriklerin tek başlarına doğru bir değerlendirme kaynağı olmadıklarının göstergesidir. Bu çerçevede, literatürde kabul görmüş, birleştirme yöntemlerini değerlendirmede kullanılacak objektif metrik eksikliği duyulduğu söylenebilir.

#### 4.2. Öneriler

Tezin hazırlanması esnasında yapılan çalışmalarda, tez konusunun gelişmeye açık olduğu ve konu üzerinde yeni çalışmalar yapılabileceği görülmüştür. Bu bölümde gelecekte yapılması planlanan çalışmalara yer verilmiştir.

- Tez kapsamında önerilen yöntem yalnızca iki kaynak görüntüye sahip görüntü setlerinde denenmiştir ancak yöntem ikiden fazla çoklu-odaklı görüntüye uygulanmaya uygun yapıdadır. Çok sayıda kaynak görüntü için genelleştirilebilir.
- Önerilen yöntem, NDF'nin tespiti için analitik bir yöntem kullanmaktadır. Bu aşamada, NDF'nin daha hassas hesaplanabilmesi için optimizasyon yöntemleri denenebilir.
- Çoklu-odaklı görüntülerde oluşan bulanıklık, nesnenin algılayıcıya olan uzaklığıyla ilişkilidir. Literatürde NDF kullanılarak bu mesafenin ölçümüne dair birçok çalışma yer almaktadır. Yöntem kapsamında NDF bilgisine sahip olduğundan, NDF'ler kullanılarak çoklu-odaklı kaynak görüntülerdeki nesnelerin algılayıcıya olan uzaklıkları tahmin edilebilir. Bu mesafe bilgisi kullanılarak oluşturulan birleşik görüntü, 3 boyutlu olarak modellenilebilir. Böylece, çoklu-odaklı görüntülerine sahip olunan bir çevrenin 3 boyutu modeli elde edilebilir.
- Yapılan deneylerde, literatürdeki objektif metriklerin görsel sonuçlarla her zaman uyumlu olmadığı sonucuna varılmıştır. Bunun yanı sıra, pratikte

referans bir görüntü olmadığından, referans tabanlı metrikler her durumda kullanılamamaktır. Bu yüzden, çoklu-odaklı görüntülerin birleştirilme performansını ölçecek yeni bir objektif metrik geliştirilmesi, büyük öneme sahip bir konudur.

## KAYNAKÇA

1. Li, S., Yang, B., 2008. Multifocus image fusion using region segmentation and spatial frequency. **Image and Vision Computing**, **26** (7): 971-979.
2. Aslantas, V., 2007. A depth estimation algorithm with a single image. **Opt. Express**, **15** (8): 5024-5029.
3. Chen, Y., Wang, L., Sun, Z., Jiang, Y., Zhai, G., 2010. Fusion of color microscopic images based on bidimensional empirical mode decomposition. **Opt. Express**, **18** (21): 21757-21769.
4. Wang, R., Xu, B., Zeng, P., Zhang, X., 2012. Multi-focus image fusion for enhancing fiber microscopic images. **Textile Research Journal**, **82** (4): 352-361.
5. Sannen, D., Van Brussel, H., 2012. A multilevel information fusion approach for visual quality inspection. **Information Fusion**, **13** (1): 48-59.
6. Torabi, A., Massé, G., Bilodeau, G.-A., 2012. An iterative integrated framework for thermal-visible image registration, sensor fusion, and people tracking for video surveillance applications. **Computer Vision and Image Understanding**, **116** (2): 210-221.
7. Aslantas, V., Pham, D. T., 2007. Depth from automatic defocusing. **Optics Express**, **15** (3): 1011-1023.
8. Subbarao, M., Wei, T. C., Surya, G., 1995. Focused image recovery from two defocused images recorded with different camera settings. **Image Processing, IEEE Transactions on**, **4** (12): 1613-1628.
9. Kurban, R., 2012. Resim uzayında blok seçmeye dayalı yeni görüntü birleştirme yöntemleri. Erciyes Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Bilgisayar Müh. Ab.D., Doktora Tezi, Kayseri.
10. Goshtasby, A. A., Nikolov, S., 2007. Image fusion: Advances in the state of the art. **Information Fusion**, **8** (2): 114-118.
11. Aslantas, V., Kurban, R., 2010. Fusion of multi-focus images using differential evolution algorithm. **Expert Systems with Applications**, **37** (12): 8861-8870.
12. Piella, G., 2003. A general framework for multiresolution image fusion: from pixels to regions. **Information Fusion**, **4** (4): 259-280.
13. Lewis, J. J., O'Callaghan, R. J., Nikolov, S. G., Bull, D. R., Canagarajah, N., 2007. Pixel- and region-based image fusion with complex wavelets. **Information Fusion**, **8** (2): 119-130.
14. Mitianoudis, N., Stathaki, T., 2007. Pixel-based and region-based image fusion schemes using ICA bases. **Information Fusion**, **8** (2): 131-142.
15. Li, S., Yang, B., Hu, J., 2011. Performance comparison of different multi-resolution transforms for image fusion. **Information Fusion**, **12** (2): 74-84.
16. Zhang, Z., Blum, R. S., 1999. A categorization of multiscale-decomposition-based image fusion schemes with a performance study for a digital camera application. **Proceedings of the IEEE**, **87** (8): 1315-1326.
17. Yang, B., Li, S., 2012. Pixel-level image fusion with simultaneous orthogonal matching pursuit. **Information Fusion**, **13** (1): 10-19.
18. Burt, P. J., Adelson, E. H., 1983. The laplacian pyramid as a compact image code. **IEEE Transactions on Communications**, **31** (4): 532-540.
19. Burt, P. J., Kolczynski, R. J., "Enhanced image capture through fusion," *Computer Vision, 1993. Proceedings., Fourth International Conference on*, 1993, pp. 173-182.

20. Toet, A., 1989. A Morphological Pyramidal Image Decomposition. **Pattern Recognition Letters**, **9** (4): 255-261.
21. Mallat, S. G., 1989. A theory for multiresolution signal decomposition - the wavelet representation. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, **11** (7): 674-693.
22. Rockinger, O., Fechner, T., "Pixel-level image fusion: The case of image sequences," in *Signal Processing, Sensor Fusion, and Target Recognition vii*. vol. 3374, Kadar, I., Ed., ed Bellingham: Spie-Int Soc Optical Engineering, 1998, pp. 378-388.
23. Pajares, G., de la Cruz, J. M., 2004. A wavelet-based image fusion tutorial. **Pattern Recognition**, **37** (9): 1855-1872.
24. Li, S., Kwok, J. T., Wang, Y., 2001. Combination of images with diverse focuses using the spatial frequency. **Information Fusion**, **2** (3): 169-176.
25. Aslantas, V., Kurban, R., 2009. A comparison of criterion functions for fusion of multi-focus noisy images. **Optics Communications**, **282** (16): 3231-3242.
26. Ozturk, S., 2002. Otomatik odaklama için netlik kıstasları. Erciyes Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Bilgisayar Müh. Ab.D., Yüksek Lisans Tezi, Kayseri.
27. Wang, Z., Bovik, A. C., Sheikh, H. R., Simoncelli, E. P., 2004. Image quality assessment: From error visibility to structural similarity. **IEEE Transactions on Image Processing**, **13** (4): 600-612.
28. Stathaki, T., 2008. Image Fusion: Algorithms and Applications. Academic Press.
29. Xydeas, C. S., Petrovic, V., 2000. Objective image fusion performance measure. **Electronics Letters**, **36** (4): 308-309.
30. Aslantas, V., 2012. Image Database for Image Fusion Applications. (Web Page: <http://ce.erciyes.edu.tr/fusiondatabase/>), (Date Accessed: June 2012).
31. Pentland, A. P., 1987. A New Sense for Depth of Field. **Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, PAMI-9** (4): 523-531.
32. Ray, S. F., 2002. Applied Photographic Optics: Lenses and Optical Systems for Photography, Film, Video, Electronic and Digital Imaging. Focal.
33. Aslantas, V., 1997. New Techniques for Determining Depth from Defocusing. University of Wales, Intelligent Systems, Ph.D Thesis, Cardiff.
34. Goodman, J. W., 1996. Introduction to Fourier Optics. McGraw Hill.
35. Horn, B. K. P., 1986. Robot Vision. McGraw-Hill, New York.
36. Eskicioglu, A. M., Fisher, P. S., 1995. Image quality measures and their performance. **IEEE Transactions on Communications**, **43** (12): 2959-2965.
37. Subbarao, M., 1989. Efficient depth recovery through inverse optics. **Machine Vision for Inspection and Measurement**: 101-126.
38. Aizawa, K., Kodama, K., Kubota, A., 2000. Producing object-based special effects by fusing multiple differently focused images. **Circuits and Systems for Video Technology, IEEE Transactions on**, **10** (2): 323-330.
39. Aizawa, K., Kubota, A., Kodama, K., 2001. Implicit 3D Approach to Image Generation: Object-Based Visual Effects by Linear Processing of Multiple Differently Focused Images, pp. 226-237. *Proceedings of the 10th International Workshop on Theoretical Foundations of Computer Vision: Multi-Image Analysis*.

## ÖZGEÇMİŞ

### KİŞİSEL BİLGİLER

Adı, Soyadı: Ahmet Nusret TOPRAK

Uyruğu: Türkiye (TC)

Doğum Tarihi ve Yeri: 15 Eylül 1985, Şanlıurfa

Medeni Durumu: Evli

email: [antoprak@erciyes.edu.tr](mailto:antoprak@erciyes.edu.tr)

Yazışma Adresi: Erciyes Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Bilgisayar Mühendisliği  
Bölümü 38039 Melikgazi/KAYSERİ

### EĞİTİM

| Derece        | Kurum                                                    | Mezuniyet Tarihi |
|---------------|----------------------------------------------------------|------------------|
| Yüksek Lisans | Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri<br>Enstitüsü          | 2012             |
| Lisans        | Karadeniz Teknik Üniversitesi<br>Bilgisayar Mühendisliği | 2009             |
| Lise          | Kayseri Fen Lisesi                                       | 2003             |

### İŞ DENEYİMİ

| Yıl       | Kurum                                           | Görev               |
|-----------|-------------------------------------------------|---------------------|
| 2011-     | Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri<br>Enstitüsü | Araştırma Görevlisi |
| 2010–2011 | B&B Bilişim                                     | Yazılım Uzmanı      |

### YABANCI DİL

İngilizce (KPDS:85)