T.C.
ERCİYES ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

RESİM UZAYINDA BLOK SEÇMEYE DAYALI YENİ GÖRÜNTÜ BİRLEŞTİRME YÖNTEMLERİ

(Doktora Tezi)

Hazırlayan
Rifat KURBAN

Danışman
Doç. Dr. Veysel ASLANTAŞ

Bu çalışma; Erciyes Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Birimi tarafından FBD-9-1007 kodlu proje ile desteklenmiştir.

Haziran 2012
KAYSERİ

Bu çalışmadaki tüm bilgilerin, akademik ve etik kurallara uygun bir şekilde elde edildiğini beyan ederim. Aynı zamanda bu kural ve davranışların gerektirdiği gibi, bu çalışmanın özünde olmayan tüm materyal ve sonuçları tam olarak aktardığımı ve referans gösterdiğimi belirtirim.



Rifat KURBAN

"Resim Uzayında Blok Seçmeye Dayalı Yeni Görüntü Birleştirme Yöntemleri" adlı Doktora tezi, Erciyes Üniversitesi Lisansüstü Tez Önerisi ve Tez Yazma Yönergesi'ne uygun olarak hazırlanmıştır.

Tezi Hazırlayan

Rifat KURBAN

Danışman

Doç. Dr. Veysel ASLANTAŞ

Bilgisayar Mühendisliği ABD Başkanı

Prof. Dr. Derviş KARABOĞA

Doç. Dr. Veysel ASLANTAŞ danışmanlığında **Rifat KURBAN** tarafından hazırlanan **"Resim Uzayında Blok Seçmeye Dayalı Yeni Görüntü Birleştirme Yöntemleri"** adlı bu çalışma, jürimiz tarafından Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalında **Doktora** tezi olarak kabul edilmiştir.

25/06/2012

JÜRİ:

Danışman	: Doç. Dr. Veysel ASLANTAŞ
Üye	: Prof. Dr. H. Levent AKIN
Üye	: Prof. Dr. Kenan DANIŞMAN
Üye	: Prof. Dr. Derviş KARABOĞA
Üye	: Yrd. Doç. Dr. Celal ÖZTÜRK

ONAY:

Bu tezin kabulü Enstitü Yönetim Kurulunun 07/08/2012 tarih ve 2012/34-22 sayılı kararı ile onaylanmıştır.

07/08/2012

Prof. Dr. Necmettin MARAŞLI

Enstitü Müdürü

ÖNSÖZ / TEŞEKKÜR

Çalışmalarım boyunca bilimsel katkılarıyla beni yönlendiren, yakın ilgi ve yardımlarını esirgemeyen ve üzerimde çok fazla emeği olan tez danışmanım Doç. Dr. Veysel ASLANTAŞ'a teşekkürü bir borç bilirim. Tez izleme komitemde bulunarak çalışmalarımı yönlendiren hocalarım Prof. Dr. Kenan DANIŞMAN'a ve Prof. Dr. Derviş KARABOĞA'ya da ayrıca teşekkür ederim.

Çalışmalarıma katkılarından dolayı, iş arkadaşlarım Arş. Gör. Ahmet Nusret TOPRAK'a, Arş. Gör. Emre BENDEŞ'e, Yrd. Doç. Dr. Sabri KAYA'ya ve eşim Arş. Gör. Tuba KURBAN'a teşekkür ederim.

Bu tez çalışmasına maddi destek veren TÜBİTAK - Türkiye Bilimsel ve Teknik Araştırma Kurumu'na (Proje No: 110E058), Erciyes Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Birimi'ne (Proje No: FBD-9-1007) ve gerekli laboratuvar altyapısının sağlanmasındaki katkılarından dolayı Erciyes Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Dekanlığı ve Bilgisayar Mühendisliği Bölüm Başkanlığı'na teşekkür ederim.

Ayrıca; çalışmalarım süresince sabır göstererek beni destekleyen eşim Tuba ve kızım Melike'ye ve beni bu günlere getiren değerli anne ve babama en içten teşekkürlerimi sunarım.

Rifat KURBAN

Kayseri, 2012

RESİM UZAYINDA BLOK SEÇMEYE DAYALI YENİ GÖRÜNTÜ BİRLEŞTİRME YÖNTEMLERİ

Rifat KURBAN

Erciyes Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü

Doktora Tezi, Haziran 2012

Danışman: Doç. Dr. Veysel ASLANTAŞ

KISA ÖZET

Bilgisayar görmede kullanılan kameraların sınırlı alan derinliği problemi vardır. Gerçek bir lens ile bir çevrenin görüntüsü elde edilmek istenirse, lensten belli bir uzaklıktaki nesneler odaklanmış, diğer uzaklıktaki nesneler ise bulanık olarak oluşur. Çoklu-odaklı görüntü birleştirme bu problemi gidermek için kullanılan bir görüntü işleme yöntemidir.

Literatürde tamamen odaklanmış görüntü elde etmek için önerilmiş çeşitli yöntemler vardır. Bu yöntemlerin dezavantajları, görüntü içeriğindeki kaymalardan ve çeşitli dış etmenlerden dolayı oluşan gürültülerden ciddi şekilde etkilenmeleridir. Literatürdeki iyi-bilinen yöntemlerden birisi de resim uzayında blok seçmeye (RUBS) dayalı görüntü birleştirme yöntemidir. Bu yöntemde, öncelikle kaynak görüntüler karesel bloklara bölümlenir, sonrasında her bir eşleşen blok karşılaştırılarak net olan bloklar tespit edilir ve bu blokların bir araya getirilmesiyle birleşik görüntü oluşturulur.

Tez çalışması kapsamında, öncelikle, normal ve gürültülü durumlarda görüntülerin RUBS yöntemi ile birleştirilmesinde kıstas fonksiyonlarının başarımları analiz edilmiştir. Daha sonra, RUBS yönteminde bölümleme aşamasında kullanılan blok boyutunun yapay zeka optimizasyon teknikleri ile adaptif olarak belirlenmesi sağlanmıştır. Buna ek olarak, RUBS yönteminin başarımını daha da artırmak için görüntülerin düzgün bloklara ayrılması yerine blokların, bulanıklığın veya netliğin olduğu bölgelere göre serbest pozisyonlara yerleşebileceği bir yöntem sunulmuştur. Son olarak, tüm bu yöntemleri barındıran web tabanlı bir görüntü birleştirme arabirimi gerçekleştirilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Çoklu-odaklı görüntü birleştirme, sınırlı alan derinliğini artırma, net görüntü elde etme, optimal görüntü yenileme.

NEW IMAGE FUSION METHODS BASED ON SPATIAL DOMAIN BLOCK SELECTION

Rifat KURBAN

Erciyes University, Graduate School of Natural and Applied Sciences

Ph.D. Thesis, Haziran 2012

Supervisor: Assoc. Prof. Dr. Veysel ASLANTAŞ

ABSTRACT

Cameras used in computer vision systems have a limited depth of field, i.e., if an image of an environment is captured by a real lens, objects at a certain distance from the lens will be focused whereas objects at other distances will be defocused (or blurred). Multi-focus image fusion is an image processing technique that is used to overcome this limitation.

In the literature, there are several methods to obtain everywhere-in-focus images. The most common disadvantage of these methods is being affected seriously from the moving objects in the source images and noises produced by the environmental factors. Block selection method in the spatial domain (BSSD) is a prominent method among other methods in the literature. In this method, first, source images are divided into square blocks, then corresponding bloks are compared to determine sharper blocks and finally these blocks are combined to obtain the fused image.

In this thesis, firstly, the performances of criterion functions, used with BSSD method to fuse images in noiseless and noisy conditions, are analysed. Afterwards, the block size used in the BSSD method for partitioning the source images is obtained adaptively with the help of artificial intelligence optimization techniques. Furthermore, to improve the performance of BSSD method, instead of dividing source images into regular blocks, a new method, based on positioning blocks into free spots which are related with the boundaries of sharp or blurry objects, is proposed. Finally, a web based image fusion interface that consists of the methods metioned in the thesis is developed.

Keywords: Multi-focus image fusion, extending limited depth of the field, obtaining sharp images, optimized image restoration.

İÇİNDEKİLER

RESİM UZAYINDA BLOK SEÇMEYE DAYALI YENİ GÖRÜNTÜ BİRLEŞTİRME YÖNTEMLERİ

BİLİMSEL ETİĞE UYGUNLUK SAYFASI ii
YÖNERGEYE UYGUNLUK SAYFASI.....iii
KABUL VE ONAY SAYFASI iv
ÖNSÖZ / TEŞEKKÜR v
İÇİNDEKİLER viii
KISALTMA VE SİMGELER.....xii
TABLOLAR LİSTESİ.....xiii
ŞEKİLLER LİSTESİ xvii

GİRİŞ 1

1. BÖLÜM

GENEL BİLGİLER

1.1. Giriş.....8
1.2. Resim Uzayında Çalışan Görüntü Birleştirme Yöntemleri 8
1.2.1. Piksel Tabanlı Ortalama Alma (PTOA) Yöntemi.....8
1.2.2. Resim Uzayında Blok Seçme (RUBS) Yöntemi.....9
1.2.3. Resim Uzayında Çalışan Diğer Yöntemler 11
1.3. Dönüşüm Uzayında Çalışan Görüntü Birleştirme Yöntemleri 11
1.3.1. Laplacian Piramit Dönüşümü (LPD) Tabanlı Yöntem 12
1.3.2. Ayrık Dalgacık Dönüşümü (ADD) Tabanlı Yöntem.....13

1.3.3. Dönüşüm Uzayında Çalışan Diğer Yöntemler 15
1.4. Görüntü Birleştirme Kalite Metrikleri 15
1.4.1. Referans Tabanlı Metrikler 16
1.4.2. Objektif Metrikler 17

2. BÖLÜM

MATERYAL VE KLASİK YÖNTEMLERİN KARŞILAŞTIRMASI

2.1. Giriş 19
2.2. Deneylerde Kullanılan Görüntü Veri Kümesi 19
2.2.1. Yapay Olarak Elde Edilen Test Görüntüleri 19
2.2.2. Literatürden Temin Edilen Test Görüntüleri 22
2.2.3. Deneysel Olarak Elde Edilen Test Görüntüleri 23
2.3. Klasik Görüntü Birleştirme Yöntemlerinin Karşılaştırması 24
2.3.1. PTOA Yönteminin Deneysel Sonuçları 25
2.3.2. RUBS Yönteminin Deneysel Sonuçları 29
2.3.3. LPD Yönteminin Deneysel Sonuçları 47
2.3.4. ADD Yönteminin Deneysel Sonuçları 53
2.3.5. Genel Değerlendirme 59

3. BÖLÜM

GÜRÜLTÜLÜ GÖRÜNTÜLERİN BİRLEŞTİRİLMESİNDE KISTAS FONKSİYONLARININ KARŞILAŞTIRMASI

3.1. Giriş 62
3.2. Frekans Seçici Ağırlıklı Ortanca Süzgeci (FSS) 62
3.3. Deneyler 64
3.3.1. Kıstas Fonksiyonlarının Karşılaştırılması 64

3.3.2. Test Görüntüleri Üzerinde Kıstas Fonksiyonlarının ve Diğer Klasik Yöntemlerin Birleştirme Performanslarının Karşılaştırması 65

3.4. Sonuçlar 80

4. BÖLÜM

RUBS YÖNTEMİ İÇİN UYGUN BLOK BOYUTUNUN BELİRLENMESİ

4.1. Giriş 81

4.2. Optimizasyon Algoritmaları 81

4.2.1. Genetik Algoritma 82

4.2.2. Diferansiyel Gelişim Algoritması 82

4.2.3. Yapay Arı Kolonisi Algoritması 84

4.3. Önerilen Yöntem 86

4.4. Deneyler 88

4.4.1. RUBS-B-GA Yönteminin Deneysel Sonuçları 89

4.4.2. RUBS-B-DGA Yönteminin Deneysel Sonuçları 91

4.4.3. RUBS-B-ABC Yönteminin Deneysel Sonuçları 93

4.4.4. Genel Değerlendirme 96

4.5. Sonuçlar 100

5. BÖLÜM

SABİT BOYUTLU BLOKLARIN OPTİMUM YERLEŞİMİ YÖNTEMİ

5.1. Giriş 104

5.2. Önerilen Yöntem 104

5.3. Deneyler 109

5.3.1. RUBS-Y-GA Yönteminin Deneysel Sonuçları 110

5.3.2. RUBS-Y-DGA Yönteminin Deneysel Sonuçları 114

5.3.3. RUBS-Y-ABC Yönteminin Deneysel Sonuçları 118

5.3.4. Genel Değerlendirme 123

5.4. Sonuçlar 128

6. BÖLÜM

WEB TABANLI GÖRÜNTÜ BİRLEŞTİRME ARABİRİMİ

6.1. Giriş 130

6.2. Gerçekleştirilen Arabirim 131

6.3. Sonuç 135

7. BÖLÜM

TARTIŞMA, SONUÇ VE ÖNERİLER

7.1. Tartışma, Sonuç 137

7.2. Öneriler 139

KAYNAKÇA 140

ÖZGEÇMİŞ 146

KISALTMA VE SİMGELER

PTOA	Piksel tabanlı ortalama alma yöntemi
LPD	Laplacian piramit dönüşümü yöntemi
ADD	Ayrık dalgacık dönüşümü yöntemi
RUBS	Resim uzayında blok seçme yöntemi
GA	Genetik algoritma
DGA	Diferansiyel gelişim algoritması
ABC	Yapay arı kolonisi algoritması (artificial bee colony)
VAR	Varyans
DLT	Değiştirilmiş Laplacian toplamı
URF	Uzaysal resim frekansı
PSNR	Tepe sinyal-gürültü oranı (peak signal-noise ratio)
KB	Karşılıklı bilgi (mutual information)
YB	Yapısal benzerlik (structural similarity)
BF	Birleştirme faktörü (fusion factor)
KTK	Kenar tabanlı kalite metriği
Ç=A	Çoğunluk süzgeçi aktif/açık
Ç=K	Çoğunluk süzgeçi kapalı
GD	Görsel değerlendirme
BB	Blok boyutu
FSS	Frekans seçici ağırlıklı ortanca süzgeci
RUBS-B	RUBS yöntemi için uygun blok boyunun belirlenmesi yöntemi
PB	Popülasyon büyüklüğü
İS	İterasyon sayısı
MO	Mutasyon oranı
DS	Değerlendirme sayısı
L	Limit
AB	Adım büyüklüğü
RUBS-Y	Sabit boyutlu blokların uygun yerleşimi yöntemi
BS	Blok sayısı

TABLOLAR LİSTESİ

Tablo 2.1. PTOA yöntemi ile elde edilen sonuçların referans tabanlı metrikler ile değerlendirilmesi. 25
Tablo 2.2. PTOA yöntemi ile elde edilen sonuçların objektif metrikler ile değerlendirilmesi. 25
Tablo 2.3. RUBS-VAR yöntemi ile elde edilen sonuçların referans tabanlı metrikler ile değerlendirilmesi. 30
Tablo 2.4. RUBS-VAR yöntemi ile elde edilen sonuçların objektif metrikler ile değerlendirilmesi. 30
Tablo 2.5. RUBS-VAR yöntemi için metriklere ve görsel değerlendirmeye göre en iyi durumlar. 31
Tablo 2.6. RUBS-DLT yöntemi ile elde edilen sonuçların referans tabanlı metrikler ile değerlendirilmesi. 36
Tablo 2.7. RUBS-DLT yöntemi ile elde edilen sonuçların objektif metrikler ile değerlendirilmesi. 36
Tablo 2.8. RUBS-DLT yöntemi için metriklere ve görsel değerlendirmeye göre en iyi durumlar. 37
Tablo 2.9. RUBS-URF yöntemi ile elde edilen sonuçların referans tabanlı metrikler ile değerlendirilmesi. 42
Tablo 2.10. RUBS-URF yöntemi ile elde edilen sonuçların objektif metrikler ile değerlendirilmesi. 42
Tablo 2.11. RUBS-URF yöntemi için metriklere ve görsel değerlendirmeye göre en iyi durumlar. 43
Tablo 2.12. LPD yöntemi ile elde edilen sonuçların referans tabanlı metrikler ile değerlendirilmesi. 48
Tablo 2.13. LPD yöntemi ile elde edilen sonuçların objektif metrikler ile değerlendirilmesi. 48
Tablo 2.14. LPD yöntemi için metriklere ve görsel değerlendirmeye göre en iyi durumlar. 49
Tablo 2.15. ADD yöntemi ile elde edilen sonuçların referans tabanlı metrikler ile değerlendirilmesi. 54

Tablo 2.16. ADD yöntemi ile elde edilen sonuçların objektif metrikler ile değerlendirilmesi. 54
Tablo 2.17. ADD yöntemi için metriklere ve görsel değerlendirmeye göre en iyi durumlar 55
Tablo 2.18. Yöntemlerin PSNR metriği bazında birbirleri ile karşılaştırılması. 59
Tablo 2.19. Yöntemlerin KTK metriği bazında birbirleri ile kıyaslaması. 60
Tablo 3.1. *Kaya* görüntüsü için RUBS yönteminde kıstas fonksiyonlarının BF ile karşılaştırılması. 67
Tablo 3.2. *Kaya* görüntüsü için RUBS yönteminde kıstas fonksiyonlarının PSNR ile karşılaştırılması. 67
Tablo 3.3. *Kaya* görüntüsü için klasik yöntemler ile RUBS-FSS yönteminin BF ve PSNR ile karşılaştırılması. 68
Tablo 3.4. *Arabalar* görüntüsü için RUBS yönteminde kıstas fonksiyonlarının BF ile karşılaştırılması. 68
Tablo 3.5. *Arabalar* görüntüsü için RUBS yönteminde kıstas fonksiyonlarının PSNR ile karşılaştırılması. 69
Tablo 3.6. *Arabalar* görüntüsü için klasik yöntemler ile RUBS-FSS yönteminin BF ve PSNR ile karşılaştırılması. 69
Tablo 3.7. *Lab* görüntüsü için RUBS yönteminde kıstas fonksiyonlarının BF ile karşılaştırılması. 73
Tablo 3.8. *Lab* görüntüsü için klasik yöntemler ile RUBS-FSS yönteminin BF ile karşılaştırılması. 73
Tablo 3.9. *Pepsi* görüntüsü için RUBS yönteminde kıstas fonksiyonlarının BF ile karşılaştırılması. 75
Tablo 3.10. *Pepsi* görüntüsü için klasik yöntemler ile RUBS-FSS yönteminin BF ile karşılaştırılması. 75
Tablo 3.11. *Bayrak* görüntüsü için RUBS yönteminde kıstas fonksiyonlarının BF ile karşılaştırılması. 77
Tablo 3.12. *Bayrak* görüntüsü için klasik yöntemler ile RUBS-FSS yönteminin BF ile karşılaştırılması. 77
Tablo 3.13. *Saat2* görüntüsü için RUBS yönteminde kıstas fonksiyonlarının BF ile karşılaştırılması. 79

Tablo 3.14. *Saat2* görüntüsü için klasik yöntemler ile RUBS-FSS yönteminin BF ile karşılaştırılması. 79
Tablo 4.1. RUBS-B-GA yöntemi için GA'nın kontrol parametreleri. 89
Tablo 4.2. RUBS-B-GA yöntemi için yapılan deneylerin referans tabanlı metrik sonuçları. 90
Tablo 4.3. RUBS-B-GA yöntemi için yapılan deneylerin objektif metrik sonuçları. .. 90
Tablo 4.4. RUBS-B-DGA yöntemi için yapılan deneylerin referans tabanlı metrik sonuçları. 92
Tablo 4.5. RUBS-B-DGA yöntemi için yapılan deneylerin objektif metrik sonuçları. 92
Tablo 4.6. RUBS-B-ABC yöntemi için yapılan deneylerin referans tabanlı metrik sonuçları. 95
Tablo 4.7. RUBS-B-ABC yöntemi için yapılan deneylerin objektif metrik sonuçları. 95
Tablo 4.8. Test görüntülerinin RUBS-B yöntemleri ve klasik RUBS-URF yöntemiyle birleştirilmesinin PSNR ile karşılaştırması. 96
Tablo 4.9. Test görüntülerinin RUBS-B yöntemleri ve klasik RUBS-URF yöntemiyle birleştirilmesinin VAR ile karşılaştırması. 96
Tablo 4.10. RUBS-B yönteminde kullanılan optimizasyon algoritmalarının test görüntüleri bazında iyiden kötüye doğru başarı sıralamaları. 102
Tablo 5.1. RUBS-Y-GA yöntemi için GA'nın kontrol parametreleri. 110
Tablo 5.2. RUBS-Y-GA yöntemi için yapılan deneylerin referans tabanlı metrik sonuçları: BB=16×16. 111
Tablo 5.3. RUBS-Y-GA yöntemi için yapılan deneylerin objektif metrik sonuçları: BB=16×16. 111
Tablo 5.4. RUBS-Y-GA yöntemi için yapılan deneylerin referans tabanlı metrik sonuçları: BB=32×32. 113
Tablo 5.5. RUBS-Y-GA yöntemi için yapılan deneylerin objektif metrik sonuçları: BB=32×32. 113
Tablo 5.6. RUBS-Y-DGA yöntemi için yapılan deneylerin referans tabanlı metrik sonuçları: BB=16×16. 115
Tablo 5.7. RUBS-Y-DGA yöntemi için yapılan deneylerin objektif metrik sonuçları: BB=16×16. 115
Tablo 5.8. RUBS-Y-DGA yöntemi için yapılan deneylerin referans tabanlı metrik sonuçları: BB=32×32. 117

Tablo 5.9. RUBS-Y-DGA yöntemi için yapılan deneylerin objektif metrik sonuçları: BB=32×32. 117
Tablo 5.10. RUBS-Y-ABC yöntemi için yapılan deneylerin referans tabanlı metrik sonuçları: BB=16×16. 120
Tablo 5.11. RUBS-Y-ABC yöntemi için yapılan deneylerin objektif metrik sonuçları: BB=16×16. 120
Tablo 5.12. RUBS-Y-ABC yöntemi için yapılan deneylerin referans tabanlı metrik sonuçları: BB=32×32. 122
Tablo 5.13. RUBS-Y-ABC yöntemi için yapılan deneylerin objektif metrik sonuçları: BB=32×32. 122
Tablo 5.14. Test görüntülerinin RUBS-Y yöntemleri, klasik RUBS-URF yöntemi ve RUBS-B-ABC yöntemiyle birleştirilmesinin PSNR ile karşılaştırması. .. 123
Tablo 5.15. Test görüntülerinin RUBS-Y yöntemleri, klasik RUBS-URF yöntemi ve RUBS-B-ABC yöntemiyle birleştirilmesinin VAR ile karşılaştırması. 123
Tablo 5.16. RUBS-Y yönteminde kullanılan optimizasyon algoritmalarının test görüntüleri bazında iyiden kötüye doğru başarı sıralamaları. 128

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil G.1. Optiğin geometrik modeli. 1
Şekil G.2. Sınırlı alan derinliği problemi. 2
Şekil 1.1. Klasik RUBS yönteminin şematik diyagramı. 9
Şekil 1.2. Laplacian piramit dönüşümü (LPD) tabanlı görüntü birleştirme yöntemi. . 12
Şekil 1.3. Dalgacık dönüşümü tabanlı görüntü birleştirme yöntemi. 14
Şekil 2.1. *Kaya* referans görüntüsü. 20
Şekil 2.2. *Kaya* çoklu-odaklı görüntü çifti. 20
Şekil 2.3. *Arabalar* referans görüntüsü. 21
Şekil 2.4. *Arabalar* çoklu-odaklı görüntü çifti. 21
Şekil 2.5. *Lab* çoklu-odaklı görüntü çifti. 22
Şekil 2.6. *Pepsi* çoklu-odaklı görüntü çifti. 23
Şekil 2.7. *Bayrak* çoklu-odaklı görüntü çifti. 24
Şekil 2.8. *Saat2* çoklu-odaklı görüntü çifti. 24
Şekil 2.9. *Kaya*: PTOA yöntemi sonucu ve hata görüntüsü. 26
Şekil 2.10. *Arabalar*: PTOA yöntemi sonucu ve hata görüntüsü. 26
Şekil 2.11. *Lab*: PTOA yöntemi sonucu ve hata görüntüsü. 27
Şekil 2.12. *Pepsi*: PTOA yöntemi sonucu ve hata görüntüsü. 27
Şekil 2.13. *Bayrak*: PTOA yöntemi sonucu ve hata görüntüsü. 28
Şekil 2.14. *Saat2*: PTOA yöntemi sonucu ve hata görüntüsü. 28
Şekil 2.15. *Kaya*: RUBS-VAR yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (BB=2×2, Ç=A) ve hata görüntüsü. 31
Şekil 2.16. *Arabalar*: RUBS-VAR yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (BB=32×32, Ç=A) ve hata görüntüsü. 32
Şekil 2.17. *Lab*: RUBS-VAR yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (BB=16×16, Ç=A) ve hata görüntüsü. 32
Şekil 2.18. *Pepsi*: RUBS-VAR yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (BB=32×32, Ç=A) ve hata görüntüsü. 33
Şekil 2.19. *Bayrak*: RUBS-VAR yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (BB=16×16, Ç=A) ve hata görüntüsü. 34
Şekil 2.20. *Saat2*: RUBS-VAR yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (BB=16×16, Ç=A) ve hata görüntüsü. 35

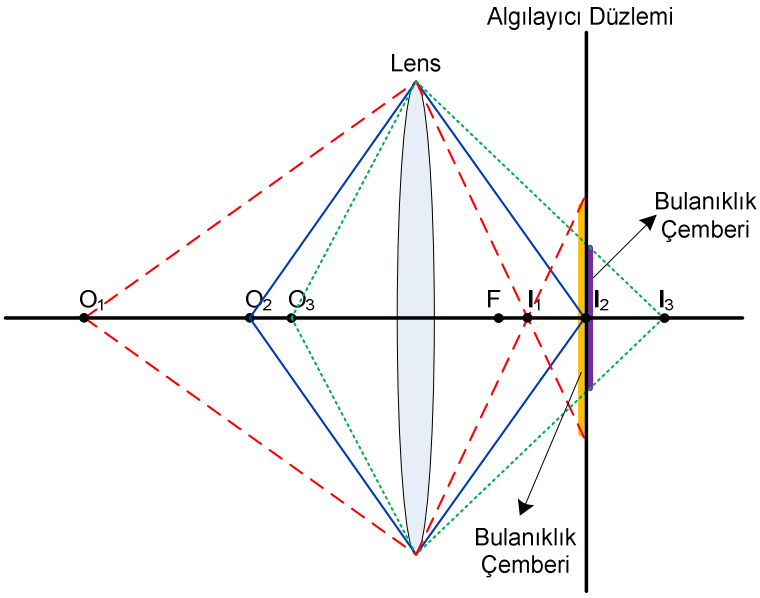
Şekil 2.21. *Kaya*: RUBS-DLT yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (BB=4×4, Ç=A) ve hata görüntüsü. 37
Şekil 2.22. *Arabalar*: RUBS-DLT yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (BB=32×32, Ç=A) ve hata görüntüsü. 38
Şekil 2.23. *Lab*: RUBS-DLT yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (BB=16×16, Ç=A) ve hata görüntüsü. 38
Şekil 2.24. *Pepsi*: RUBS-DLT yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (BB=32×32, Ç=A) ve hata görüntüsü. 39
Şekil 2.25. *Bayrak*: RUBS-DLT yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (BB=8×8, Ç=A) ve hata görüntüsü. 40
Şekil 2.26. *Saat2*: RUBS-DLT yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (BB=8×8, Ç=A) ve hata görüntüsü. 41
Şekil 2.27. *Kaya*: RUBS-URF yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (BB=2×2, Ç=A) ve hata görüntüsü. 43
Şekil 2.28. *Arabalar*: RUBS-URF yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (BB=32×32, Ç=A) ve hata görüntüsü. 44
Şekil 2.29. *Lab*: RUBS-URF yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (BB=16×16, Ç=A) ve hata görüntüsü. 44
Şekil 2.30. *Pepsi*: RUBS-URF yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (BB=16×16, Ç=A) ve hata görüntüsü. 45
Şekil 2.31. *Bayrak*: RUBS-URF yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (BB=16×16, Ç=A) ve hata görüntüsü. 46
Şekil 2.32. *Saat2*: RUBS-URF yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (BB=8×8, Ç=A) ve hata görüntüsü. 47
Şekil 2.33. *Kaya*: LPD yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (AS=3, Ç=A) ve hata görüntüsü. 50
Şekil 2.34. *Arabalar*: LPD yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (AS=4, Ç=A) ve hata görüntüsü. 50
Şekil 2.35. *Lab*: LPD yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (AS=3, Ç=A) ve hata görüntüsü. 51
Şekil 2.36. *Pepsi*: LPD yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (AS=2, Ç=A) ve hata görüntüsü. 51

Şekil 2.37. *Bayrak*: LPD yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (AS=2, Ç=A) ve hata görüntüsü. 52
Şekil 2.38. *Saat2*: LPD yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (AS=2, Ç=A) ve hata görüntüsü. 52
Şekil 2.39. *Kaya*: ADD yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (AS=5, Sym8) ve hata görüntüsü. 55
Şekil 2.40. *Arabalar*: ADD yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (AS=7, Sym8) ve hata görüntüsü. 56
Şekil 2.41. *Lab*: ADD yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (AS=8, Sym8) ve hata görüntüsü. 56
Şekil 2.42. *Pepsi*: ADD yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (AS=8, Sym8) ve hata görüntüsü. 57
Şekil 2.43. *Bayrak*: ADD yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (AS=8, Sym8) ve hata görüntüsü. 58
Şekil 2.44. *Saat2*: ADD yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (AS=7, Db4) ve hata görüntüsü. 58
Şekil 3.1. Rastgele seçilen net görüntü bloğu ve bulanıklaştırılmış halleri: (a) net, (b) *r*=0.6, (c) *r* =0.9, (d) *r* =1.2, (e) *r* =1.5, (f) *r* =1.8. 64
Şekil 3.2. Şekil 3.1'deki görüntülerin gürültülü halleri: (a) net, (b) *r*=0.6, (c) *r* =0.9, (d) *r* =1.2; (e) *r* =1.5, (f) *r* =1.8. 65
Şekil 3.3. Kıstas fonksiyonlarının karşılaştırılması: (a) Şekil 3.1-gürültüsüz ve (b) Şekil 3.2-gürültülü. 66
Şekil 3.4. *Kaya* görüntüsü için %1.5 gürültüde elde edilen en iyi sonuçlar. 70
Şekil 3.5. *Arabalar* görüntüsü için %1.5 gürültüde elde edilen en iyi sonuçlar. 71
Şekil 3.6. *Lab* görüntüsü için %1.5 gürültüde elde edilen en iyi sonuçlar. 72
Şekil 3.7. *Pepsi* görüntüsü için %1.5 gürültüde elde edilen en iyi sonuçlar. 74
Şekil 3.8. *Bayrak* görüntüsü için %1.5 gürültüde elde edilen en iyi sonuçlar. 76
Şekil 3.9. *Saat2* görüntüsü için %1.5 gürültüde elde edilen en iyi sonuçlar. 78
Şekil 4.1. RUBS-B yönteminin şematik diyagramı 88
Şekil 4.2. *Kaya*: RUBS-B-ABC yöntemi sonucu ve hata görüntüsü (3×2) 97
Şekil 4.3. *Arabalar*: RUBS-B-ABC yöntemi sonucu ve hata görüntüsü (21×37). 98
Şekil 4.4. *Lab*: RUBS-B-ABC yöntemi sonucu ve hata görüntüsü (53×49). 98
Şekil 4.5. *Pepsi*: RUBS-B-ABC yöntemi sonucu ve hata görüntüsü (22×67). 99

Şekil 4.6. *Bayrak*: RUBS-B-ABC yöntemi sonucu ve hata görüntüsü (90×27). 99
Şekil 4.7. *Saat2*: RUBS-B-ABC yöntemi sonucu ve hata görüntüsü (15×6). 100
Şekil 5.1. RUBS yönteminde netliği değerlendirme problemi: a) giriş görüntüsü A, b) giriş görüntüsü B, c) A'nın bloklanmış hali, d) B'nin bloklanmış hali, e) A'daki blok 0;0, f) B'deki blok 0;0, g) A'daki blok 1;3, h) B'deki blok 1;3, i) taşıma haritası, j) birleşik görüntü. 105
Şekil 5.2. RUBS-Y yönteminin blok diyagramı. 106
Şekil 5.3. Optimizasyon algoritması için bireylerin (çözümlerin) temsili: a) bireylerin yerleşimi, b) örnek bir birey, c) bir bireyin görselleştirilmesi. 108
Şekil 5.4. Çoğunluk süzgeci: Morfolojik kapama operatörü: a) süzgeçten öncesi, b) süzgeçten sonrası. 108
Şekil 5.5. *Kaya*: RUBS-Y-GA yöntemi sonucu, hata görüntüsü ve birleştirme haritası. 125
Şekil 5.6. *Arabalar*: RUBS-Y-GA yöntemi sonucu, hata görüntüsü ve birleştirme haritası. 125
Şekil 5.7. *Lab*: RUBS-Y-GA yöntemi sonucu, hata görüntüsü ve birleştirme haritası. 126
Şekil 5.8. *Pepsi*: RUBS-Y-GA yöntemi sonucu, hata görüntüsü ve birleştirme haritası. 126
Şekil 5.9. *Bayrak*: RUBS-Y-GA yöntemi sonucu, hata görüntüsü ve birleştirme haritası. 127
Şekil 5.10. *Saat2*:RUBS-Y-GA yöntemi sonucu,hata görüntüsü ve birleştirme haritası. 127
Şekil 6.1. Önerilen arabirimin veri akış ve işleyiş diyagramı. 132
Şekil 6.2. Görüntü birleştirme arabirimi anasayfası: parametre ve görüntü seçimi. .133
Şekil 6.3. Görüntü birleştirme arabirimi anasayfası: görsel ve sayısal sonuçlar. 135

GİRİŞ

Görüntü birleştirme, son yıllarda görüntü analizinde ve bilgisayarlı görü uygulamalarında önemli bir konu haline gelmiştir [1-3]. Görüntü birleştirme, geometrik ve algısal parametreleri değişebilen bir algılayıcı ya da çoklu-algılayıcılar kullanılarak elde edilen görüntülerin birleştirilmesiyle yeni ve gelişmiş bir görüntü üretilmesine denir [4]. Bu yöntemle elde edilen birleştirilmiş görüntü, bölümleme, öznitelik çıkartma, nesne tanıma gibi insan/makine algılaması görevleri için daha uygun hale gelir [5-7]. Görüntü birleştirmenin, medikal görüntüleme (manyetik rezonans ve bilgisayarlı tomografi görüntülerinin birleştirilmesi gibi) [8], mikroskobik görüntüleme [9], güvenlik amaçlı gözetleme [10], uzaktan algılama [11, 12], endüstriyel analiz [13] ve makro fotoğrafçılık [14] gibi pek çok alanda uygulaması vardır.



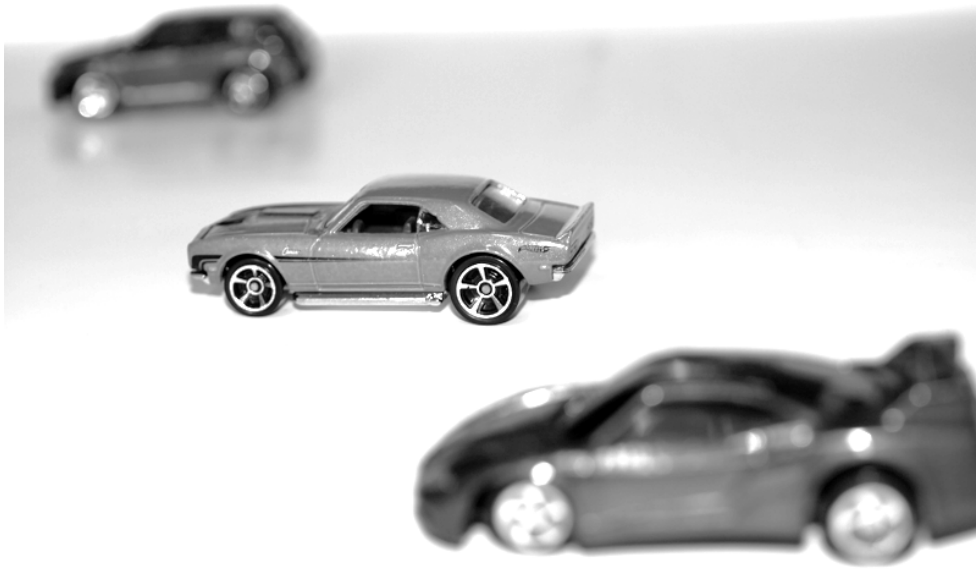
Şekil G.1. Optiğin geometrik modeli.

Tezin Motivasyonu

Bir çevreye ait net görüntüler, bulanık hallerine göre daha çok bilgi ihtiva ederler. Optik görüntüleme sistemleri, belirli bir uzaklıktaki nesnelere odaklandığında bu nesneler net olarak görüntülenirken, bu mesafenin önünde veya arkasında konumlanan nesneler ise uzaklıkları ile orantılı bulanıklıkta görüntülenir. Şekil G.1 görüntü oluşumuna ait temel

geometrik optik modeli göstermektedir. Odak noktası F olan bir lens, O_2 nesnesine odaklanırsa görüntüsü (I_2) algılayıcı düzlemin üzerinde net bir şekilde odaklanmış olarak görüntülenecektir. Diğer taraftan, O_2'nin önünde ve arkasında yer alan O_1 ve O_3 nesnelerinin görüntüleri net odaklama mesafesinin dışında olduklarından dolayı I_1 ve I_3 görüntüleri algılayıcı düzlemi üzerinde bulanık olarak elde edileceklerdir. Belirli bir mesafe aralığındaki nesnelerin net görüntülenebildiği bölge "alan derinliği" olarak ifade edilir [15, 16].

Kameranın sınırlı alan derinliği problemi Şekil G.2'de görselleştirilmiştir. Lensin ortadaki arabaya odaklanmasından dolayı görüntüsü net olarak elde edilirken öndeki ve arkadaki arabalar bulanık olarak görüntülenmiştir.



Şekil G.2. Sınırlı alan derinliği problemi.

Bir çevrenin tamamının net görüntüsü, optik olarak diyafram açıklığı çapının çok küçük değerlere ayarlanmasıyla elde edilir. Bu durumda, kamera efektif olarak iğne-deliği (pin-hole) kamera gibi davranır ve yakalanan görüntüler net olarak odaklanmış görüntüye oldukça yakındır. Ancak, diyafram çapını küçük değerlere ayarlamak bazı ciddi pratik problemlere sebep olur. Öncelikle, diyafram çapı küçüldükçe görüntüde bir bozulma meydana getiren kırınım (diffraction) etkisi artar. Ayrıca, küçük bir diyafram

açıklığı sadece küçük bir miktar ışık kazancı sağlar. Böylece, algılayıcının pozlama süresi gereksiz yere uzatılmış olur ve algılayıcının tüm dinamik sahasının avantajını kullanmak için ışık şiddeti de artırılır. Bundan dolayı, net görüntüyü elde etmek için gereken işlem zamanı da artar [17, 18].

Bir çevrenin tamamının net görüntüsü, aynı çevrenin bulanık görüntüsüne ters-evrişim (deconvolution) işlemi uygulanarak da elde edilebilir [19]. Ancak bu yaklaşım, kamera parametrelerin ve/veya bir yığın kamera kalibrasyon işlemleri gerektiren kameranın nokta dağılım fonksiyonunun bilinmesini gerektirir [6].

Bilgisayar görü sistemlerinde kullanılan kameralar genelde iğne-deliği kamera değildir. İnsan gözü de konveks lenslerden meydana gelmektedir ve iğne-deliği kamera gibi çalışmaz. Daha önce de belirtildiği gibi bir çevrenin görüntüsü gerçek bir lens vasıtasıyla elde edilirse, lensten belirli bir uzaklıkta bulunan yüzey üzerindeki noktalar odaklanırken diğer noktalar uzaklıklarına göre bulanıklaşır [20].

Tamamen odaklanmış olan bir görüntü elde edebilmek için bir diğer kolay ve başarılı yöntem, çevrenin farklı odak uzaklıklarında çekilmiş iki veya daha fazla görüntüsünün bir algoritma yardımıyla birleştirilmesidir.

Literatür İncelemesi

En temel görüntü birleştirme yöntemi, kaynak görüntülerin piksel-piksel gri seviye yoğunluk değerlerinin ortalamaları alınmasıyla birleşik görüntünün oluşturulmasını içerir. Ancak, bu teknik düşük kontrast gibi arzu edilmeyen etkiler oluşturur. Literatürde, çoklu-ölçekli dönüşüm (multi-scale transform) tabanlı çeşitli yöntem önerilmiştir. Bu yöntemler temelde; her bir kaynak görüntüye çoklu-çözünürlüklü bir ayrışma uygulanması, tüm bu ayrışımların belirli kurallar çerçevesinde kaynaştırılarak birleşik bir sunum oluşturulması ve son olarak bir ters çoklu-çözünürlüklü dönüşüm uygulanarak birleştirilmiş görüntünün inşa edilmesi aşamalarını içerir [3]. Bu yaklaşımların en bilinen örnekleri Laplacian piramit dönüşümü (LPD) [21, 22] ve ayrık dalgacık dönüşümüdür (ADD) [23-25]. Ancak, LPD ve ADD gibi çoklu-çözünürlüklü yaklaşımlar genellikle piksel kaymalarına karşı oldukça duyarlıdırlar. Diğer bir ifadeyle, kaynak görüntüler piksel-piksel çakıştırılmış olmalıdır. Fakat kamera lenslerinin doğası gereği odaklama esnasında büyütme etkisinin oluşmasıyla ve ard arda birden fazla

görüntü elde edilirken aradaki zaman farkından dolayı sahnenin değişme ihtimaliyle çoğu kez piksel kaymaları meydana gelmektedir. Bu problemi gidermek için çift-ağaçlı karmaşık dalgacık dönüşümü ve ayrık dalgacık çerçeve dönüşümü yöntemleri önerilmiştir [6, 26]. Ancak bu yöntemlerin uyarlanması karışık ve zaman alıcıdır. Aynı zamanda, pek çok çoklu-çözünürlüklü yöntem dönüşüm uzayında katsayıları değiştirmektedir. Bundan dolayı, giriş görüntülerinin orijinal piksel değerleri değişmekte ve dolayısıyla birleşik görüntüde orijinal hali ile korunamamaktadır [27].

Diğer taraftan, dönüşüm tabanlı yöntemlerde meydana gelen problemlerin üstesinden gelebilmek için kaynak görüntülerinden resim uzayında blok seçmeye (RUBS) dayalı görüntü birleştirme yöntemi literatüre sunulmuştur [5]. Bu tekniğin temel fikri, birleştirilmiş görüntüyü elde edebilmek için kaynak görüntülerden blok şeklinde net görüntü bölgelerinin seçilmesidir. Bu yöntem, kaymadan bağımsızdır ve kaynak görüntülerindeki hatalı çakıştırmalardan çok fazla etkilenmez. Uyarlaması oldukça kolaydır ve dönüşüm içermediğinden dolayı da genellikle hızlı çalışır. Bu işlemin otomatikleştirilmesi için görüntünün bir bölümüne ne derecede odaklanıldığını ölçebilen bir analitik netlik kıstas fonksiyonu gerekir [28]. Bir kıstas fonksiyonu aşağıdaki gereksinimleri sağlamak zorundadır:

- Görüntü yoğunluğundaki yüksek frekanslı değişimlere duyarlı olmalıdır.
- Görüntü içeriğinden bağımsız olmalıdır.
- Gerçek zamanlı uygulamalar için işlemsel karmaşıklığı az olmalıdır.

Görüntülerin netliğini ölçen pek çok kıstas fonksiyonu literatürde mevcuttur [29-31]. Ancak bu fonksiyonlar, kameraların algılayıcıları tarafından üretilen gürültüleri önemsemezler. Görüntü algılayıcıları ve iletişim kanallarındaki istenmeyen durumlardan dolayı dürtü gürültüsü meydana gelir [32]. Bu gürültü, netlik değerinin çoğu kez yanlış hesaplanmasına sebep olur. Bu ise, görüntü birleştirmenin performansını önemli ölçüde düşürür.

RUBS yöntemi ayrıca, birleştirme performansını ciddi bir şekilde etkileyen uygun bir blok boyutunun belirlenmesini de gerektirir [5, 33, 34]. Blok boyutu, doğrudan görüntülerin içeriğine ve bulanık olan bölgelerin şekline bağlıdır. Sabit bir blok boyutu her uygulama için uygun olmayabilir. Eğer bir görüntü bloğu farklı uzaklıklarda bulunan nesnelerin üzerine denk gelirse, birleşik görüntünün hatalı bir biçimde

hesaplanmasına neden olan kısmi net ve bulanık bölgeler ihtiva edecektir. Blok boyutunun seçiminde genellikle bir ikilem vardır. Blok boyutu; kıstas fonksiyonunun bloğun netliğini hassas bir şekilde ölçebileceği kadar büyük ve kaynak görüntülerin bloklara parçalanmasıyla her bir bloğun net veya bulanık bir bölgeye denk gelebileceği kadar da küçük olmalıdır. Bundan dolayı, blok boyutunun seçimi sezgisel seçimleri gerektirmektedir. Blok boyutu seçiminin çok fazla kombinasyonu vardır ve optimum çözümü deneme yanılma yöntemi ile bulmak oldukça zahmetli olabilir. Bu nedenle, kaynak görüntülerden doğru bir şekilde net blokların taşınarak birleşik görüntünün elde edilmesi için blok boyutunun optimize edilmesi gerekebilir. Kong ve ark. [33] ile Zhang ve ark. [34] bu problemi çözmek için ikili kodlanmış genetik algoritma (GA) tabanlı yöntemler önermişlerdir. Ancak GA, genelde yavaş yakınsama hızı, yerel minimuma erken yakınsama, popülasyondaki bireylerin gösteriminden dolayı kodlama ve çözümlemeden dolayı çok fazla zaman kaybı gibi dezavantajlara sahiptir [35].

Klasik RUBS yönteminin bir diğer dezavantajı da blokların yerleşimidir. Her ne kadar blok boyutu optimize edilerek bloğun bulanıktan netliğe veya tam tersi bir bölgeye denk gelmesini engellenmek istense de, bu her görüntü için mümkün olmayabilir. Klasik RUBS yönteminde görüntü düzgün bir şekilde (fayans vari) bloklara bölünmektedir. Bloklar üst üste gelmemekte ve bloklar arası herhangi bir boşluk da bulunmamaktadır. Bu problemin giderilmesi, blokların fayans vari yerleşimi yerine uygun serbest pozisyonlara üst üste gelebilecek veya hatta aralarında boşluklar dahi olabilecek bir şekilde yerleştirmesiyle çözülebilir.

Şu ana kadar belirtilen dönüşüm ve uzaysal tabanlı görüntü birleştirme yöntemlerinin teknik yetersizlikleri veya problemlerinin yanısıra bir diğer önemli konu da görüntü birleştirme eğitimi ve bu alandaki problemlerdir. Görüntü birleştirme ile ilgili eğitimlerin daha verimli olabilmesi için insan görsel algısına uygun olması gerekmektedir. Görüntü işlemenin temel kavramlarının daha iyi anlaşılabilmesi veri ve işlemlerin görselleştirilmesiyle elde edilebilir. Bundan dolayı, görüntü işleme eğitimi interaktif, görsel, kolay ulaşılabilir ve kolay kullanılabilir araçlar ve arayüzler ile gerçekleştirilmelidir [36]. Dahası, geleneksel öğretme yaklaşımı görüntü işleme öğrenimini ciddi manada zorlaştırır. Buna rağmen, teknikleri, yöntemleri ve algoritmaları, arkaplan teorisini ve uygulamalarını çeşitli farklı giriş parametreleri ile değerlendirerek öğrenme daha çok tercih edilir. Bu yöntem geleneksel olarak

laboratuvar dersleri ile gerçekleştirilir. Ancak, pratik çalışmaların zaman, donanım, fiziksel ortam ve yetişmiş eğitmen gibi kısıtlamaları olabilir. Son yıllarda, interaktif öğrenme teknolojileri bu türden problemlerin üstesinden gelmeye başlamıştır [37].

İnteraktif öğrenme teknolojileri; MATLAB gibi ticari yazılım paketlerini, ücretsiz araçkutularını [38-40] ve görüntü birleştirme için HTML tabanlı çoklu-ortam içerikli web sayfalarını içerir [41]. Buna rağmen, ticari olmayan araçkutuları kullanımdan önce bir web sitesinden indirilmeyi ve çalışabilmek için başkaca ticari yazılımların hali hazırda yüklü olmasını gerektirirler. Dolayısıyla, öğrenciler tarafından pratik bir şekilde kullanılamazlar. Ayrıca, bazıları pahalıdır ve kampüs-genelinde lisans gerektirirler [42]. Görüntü birleştirmeyle ilişkili eğitimsel web sitelerinin kolay erişilebilirlik gibi avantajları olmasına karşın bu tür siteler statiktirler ve daha iyi öğrenmeyi sağlayan interaktif arayüzleri yoktur [43].

Tezin Amacı ve Katkıları

Çoklu-odaklı görüntü birleştirme sahasındaki problemlerin çözümü için bu tez çalışması kapsamında:

- Klasik RUBS yönteminin gürültülü görüntülerde daha efektif olarak çalışabilmesine olanak sağlayan frekans seçici ortanca süzgeç tabanlı kıstas fonksiyonunun klasik kıstas fonksiyonları ile karşılaştırması yapılmıştır.
- Klasik RUBS yönteminde etkili bir parametre olan blok boyutunun rastgele seçimi yerine yapay zeka optimizasyon algoritmalarıyla optimize edilmesine yönelik yeni bir yöntem önerilmiştir.
- Klasik RUBS yönteminde blokların fayansvari aralarında boşluklar olmadan ve üstüste binmeden düzenli dizilimlerini kullanmak yerine blokları serbest optimum pozisyonlardan seçerek görüntü birleştirme performansını artırmaya yönelik yapay zeka optimizasyon algoritmalarına dayalı yeni bir yöntem sunulmuştur.
- Literatürde yaygın olarak kullanılan görüntü birleştirme yöntemlerini ve tez çalışması kapsamında önerilen yöntemleri içerisinde barındıran, her yerden erişilebilir, yüklenmeden kullanılabilir ve yöntemlerin tüm parametrelerinin

değiştirilerek irdelenebildiği bir web tabanlı görüntü birleştirme arabirimi ve veritabanı tasarlanmıştır.

Tezin Organizasyonu

Birinci bölümde, literatürde yaygın olarak kullanılan görüntü birleştirme yöntemleri ve birleştirme performanlarını ölçmeye yönelik referans tabanlı ve objektif kalite metrikleri tanıtılmıştır.

İkinci bölümde, deneylerde kullanılan görüntü birleştirme test veri kümesi tanıtılmış ve klasik görüntü birleştirme yöntemlerinin veri kümesi üzerindeki performanları değerlendirilmiştir.

Üçüncü bölümde, ilk olarak klasik RUBS yönteminde genelde tercih edilen pek çok kıstas fonksiyonunun dürtü gürültüsü altındaki başarımları karşılaştırılmıştır. Sonrasında, literatürde otomatik odaklama amacıyla kullanılan frekans seçici ağırlıklı ortanca süzgeci tanıtılmış ve RUBS yöntemi ile beraber kullanılarak test görüntüleri üzerindeki performansı ortaya konulmuştur.

Dördüncü bölümde, öncelikle, tez çalışmasında optimizasyon amacıyla kullanılan genetik algoritma (GA), diferansiyel gelişim algoritması (DGA) ve yapay arı kolonisi (ABC) algoritmaları kısaca tanıtılmışlardır. Sonrasında, klasik RUBS yöntemindeki blok boyutunun değerini kaynak görüntülerin durumuna göre adaptif olarak en uygun şekilde belirleyen geliştirilmiş bir yöntem sunulmuştur.

Beşinci bölümde, klasik RUBS yönteminin bir diğer dezavantajı olan blokların düzgün yerleşimi yerine en uygun serbest pozisyonlara yerleştirerek bulanık ve net nesneleri daha iyi tespit etmeye dayalı yeni bir yöntem sunulmuştur.

Altıncı bölümde, tez çalışması kapsamında ele alınan yöntemleri kapsayan, görüntü birleştirme eğitiminde kullanılabilecek tüm parametrelerin istenilen şekilde değiştirilip etkilerinin gözlemlenebildiği ve birleştirme işlemlerinin yapılabildiği web tabanlı bir arayüz sunulmuştur.

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

1. BÖLÜM

GENEL BİLGİLER

1.1. Giriş

Bu bölümde öncelikle resim ve dönüşüm uzayında çalışan, literatürde sıkça kullanılan klasik çoklu-odaklı görüntü birleştirme yöntemleri ve görüntü birleştirme algoritmalarının sayısal olarak karşılaştırılabilmesi amacıyla önerilen ve özellikle görüntü birleştirme alanında kullanılan kalite metrikleri tanıtılmıştır.

1.2. Resim Uzayında Çalışan Görüntü Birleştirme Yöntemleri

Resim uzayında çalışan görüntü birleştirme yöntemleri birleşik görüntüyü yoğunluk (piksel renk değeri), gradyent ve resim uzayı frekansı gibi uzaysal öznitelikler kullanarak elde eder. Bu yöntemler her hangi bir dönüşüm gerektirmezler ve dolayısıyla dönüşüm tabanlı yöntemlere göre daha basittirler. Bu bölümde piksel tabanlı ortalama alma ve resim uzayında blok seçme yöntemleri tanıtılmıştır.

1.2.1. Piksel Tabanlı Ortalama Alma (PTOA) Yöntemi

Resim uzayı tabanlı en klasik görüntü birleştirme yöntemi olan PTOA, çoklu-odaklı kaynak görüntülerdeki her bir karşılıklı pikselin ortalamasının alınmasını içerir. Ancak, bu yöntem çoğu kez düşük kontrast gibi uygun olmayan yan etkilere sahiptir [3]. PTOA yöntemi ile birleşik görüntü:

$$F(i,j) = \frac{A(i,j) + B(i,j)}{2} \tag{1}$$

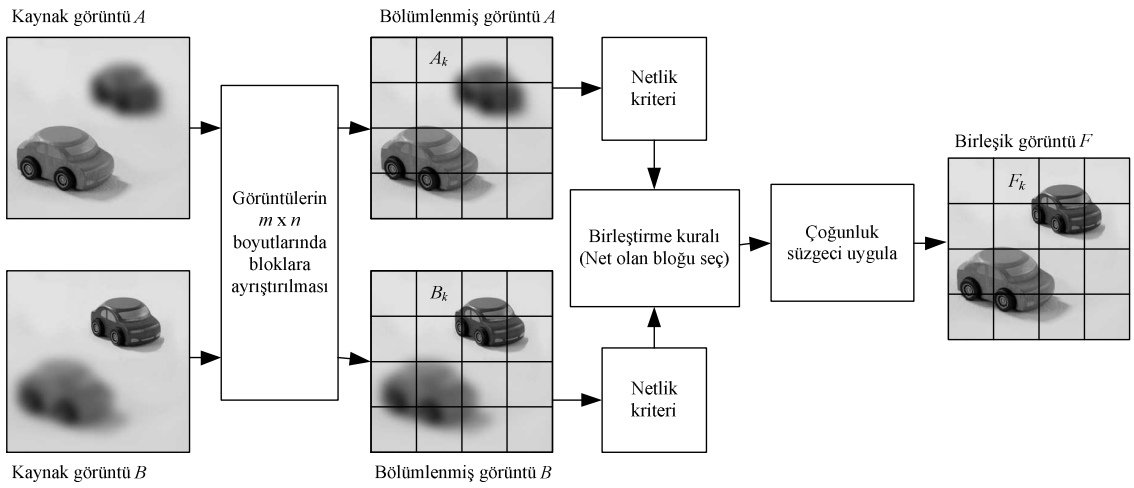
denklemiyle elde edilir. Burada, sırasıyla, F birleştirilmiş görüntüyü, A ve B çoklu-odaklı kaynak görüntüleri, i ve j resim uzayı indislerini, $A(i, j)$ ve $B(i, j)$ ise A ve B görüntüsünün (i, j) pozisyonundaki pikselin gri-ton yoğunluk değerini ifade etmektedir.

1.2.2. Resim Uzayında Blok Seçme (RUBS) Yöntemi

RUBS yönteminin genel çalışma mantığı Şekil 1.1'de verilmiştir. Yöntem öncelikle kaynak görüntüleri eşit-boyutlu fayansvâri bloklara ayırır. Dolayısıyla, komşu bloklar arasında boşluk yoktur ve bloklar birbiri üzerine binmezler. Daha sonra, her bir eşleşen blok çiftinin netlik değeri bir netlik kıstası yardımıyla hesaplanır. Daha yüksek netlik değerine sahip bloklar birleşik görüntüye transfer edilir [5]. Birleştirilmiş görüntünün *k.* bloğu aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$F_k = \begin{cases} A_k, & S_k^A > S_k^B \\ B_k, & S_k^A < S_k^B \\ \dfrac{A_k + B_k}{2}, & diger \end{cases} \qquad (2)$$

burada k blok indisi, A_k ve B_k sırasıyla çoklu-odaklı A ve B kaynak görüntülerinin $k.$ bloğu, S netlik kıstası, S_k^A ve S_k^B sırasıyla A_k ve B_k'nın netlik değerlerini ifade etmektedir.



Şekil 1.1. Klasik RUBS yönteminin şematik diyagramı.

Birleştirme performansını artırmak için birleştirme kuralı sonrasında bir çoğunluk süzgeci uygulanabilir. Bu süzgecin amacı, izole olmuş blokları elemektir. Örneğin, bir bloğun birleştirme kuralına göre *A* görüntüsünden gelmesi gerektiği ancak bu bloğun komşularının ise *B* görüntüsünden gelmesi gerektiği hesaplanmış olsun. Bu durumda,

çoğunluk *B* görüntüsünden geldiği için ilgili blok *A*'dan değil *B*'den taşınmalıdır. Bu durumun tam tersi için de kural benzer şekilde işletilmektedir.

Literatürde önerilmiş birçok netlik kıstası mevcuttur [44, 45] ve bu kıstaslar RUBS yönteminde kullanılabilir. Tez çalışması kapsamında RUBS yönteminde kullanılan kıstas fonksiyonları aşağıda verilmiştir.

1.2.2.1. Netlik Kıstas Fonksiyonları

a) Varyans (VAR)

VAR bir kümenin elemanlarının o kümenin ortalamasından ne kadar uzağa dağıldığının bir ölçütüdür. Bir görüntü bulanıklaşmaya başladığında piksel değerleri ortalama piksel değerine yakınlaşmaya başlar. Dolayısıyla, bulanık bir görüntünün varyans değeri, ilgili görüntünün net halinin varyans değerinden daha düşüktür ve böylece VAR bir kalite metriği olarak çoklu-odaklı görüntü birleştirme uygulamalarında kullanılabilir [44]. *M*×*N* boyutundaki bir görüntü bloğu için VAR aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$VAR = \frac{1}{M \times N} \sum_i \sum_j (f(i,j) - \bar{f})^2 \tag{3}$$

burada $\bar{f}$ ilgili görüntü bölgesinin gri seviye piksel değerlerinin ortalamasıdır.

b) Değiştirilmiş Laplacian Toplamı (DLT)

Net görüntüler bulanık görüntülere göre daha fazla yüksek frekans bileşenine sahiptir. Laplacian operatörü ise yüksek frekansların belirlenmesinde kullanılabilir. Ancak yatay ve dikey yöndeki ikinci türevler farklı işaretlere sahiptirler ve birbirlerini yok edebilirler. DLT, klasik Laplacian'dan farklı olarak kısmi ikinci türevlerini toplamak yerine mutlak değerlerini alarak toplar:

$$\begin{aligned} \nabla^2 f(i,j) &= \left|\frac{\partial^2 f(i,j)}{\partial i^2}\right| + \left|\frac{\partial^2 f(i,j)}{\partial j^2}\right| \\ &= |2f(i,j) - f(i-1,j) - f(i+1,j)| \\ &\quad + |2f(i,j) - f(i,j-1) - f(i,j+1)| \end{aligned} \tag{4}$$

DLT kıstas fonksiyonu ise aşağıdaki gibi hesaplanır [46]:

$$DLT = \sum_i \sum_j \nabla^2 f(i,j) \tag{5}$$

c) Uzaysal Resim Frekansı (URF)

URF, bir görüntüdeki genel aktiviteyi ölçer [47]. Bu yöntemde, Sobel operatörlerini kullanmak yerine, gradyentler komşu pikseller arasındaki birinci derece farklar üzerinden hesaplanır. URF kıstasında, gradyentlerin karesi alınarak farklar daha da fazla vurgulanır:

$$URF = \sqrt{C^2 + R^2} \tag{6}$$

burada *C* ve *R* sırasıyla satır ve sütun gradyentleridir:

$$\begin{aligned} C &= \left[\frac{1}{M \times N} \sum_i \sum_j [f(i,j) - f(i-1,j)]^2 \right]^{1/2} \\ R &= \left[\frac{1}{M \times N} \sum_i \sum_j [f(i,j) - f(i,j-1)]^2 \right]^{1/2} \end{aligned} \tag{7}$$

1.2.3. Resim Uzayında Çalışan Diğer Yöntemler

Tez çalışması kapsamında ele alınmayan ancak, son yıllarda öne çıkan resim uzayı tabanlı yöntemler aşağıdaki gibi listelenebilir:

- çiftyönlü gradyent tabanlı (bilateral gradient-based) netlik kıstası kullanan piksel tabanlı yöntem [48]
- çift-kanallı darbe-kuplajlı sinirsel ağ (pulse coupled neural network) temelli yöntem [49]
- bulanıklık ölçümü (blurring measure) ile bloklama yöntemi [50]
- uzaysal resim frekansı'na (URF) dayalı bölge segmentasyonu yöntemi [16]
- HSI uzayında değiştirilmiş-Lapacian toplamı (DLT) ve kenar haritası temelli yöntem [51].

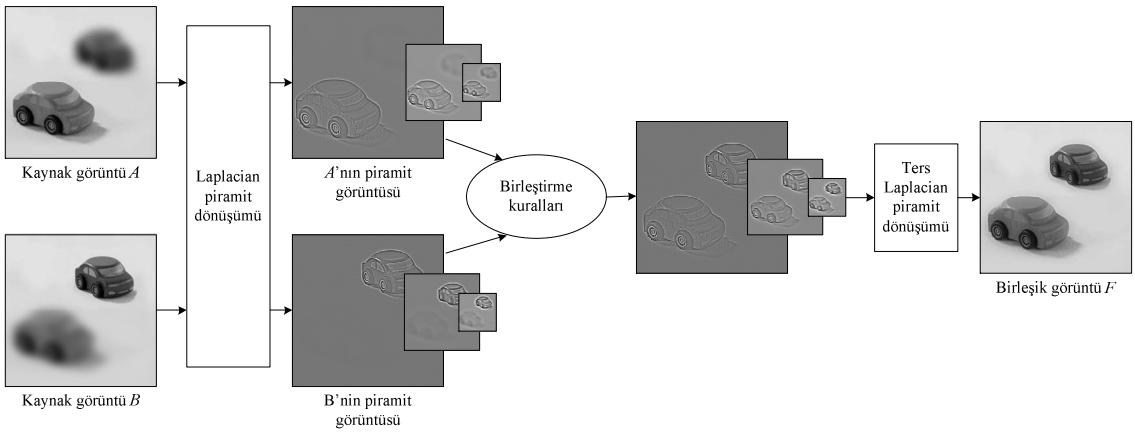
1.3. Dönüşüm Uzayında Çalışan Görüntü Birleştirme Yöntemleri

Dönüşüm uzayı yöntemleri kaynak görüntülerdeki bilgiyi analiz etmek için çoklu-ölçekli dönüşümler kullanırlar. Bu yöntemler basitçe üç ana adımla gerçekleştirilir:

(a) dönüşüm uzayı katsayılarını elde etmek için kaynak görüntülere çoklu-ölçekli bir dönüşüm uygulanması, (b) önceden tanımlı birleştirme kurallarına göre katsayıların kaynaştırılmasıyla kompozit bir çoklu-ölçekli sunum oluşturulması ve (c) ters dönüşüm işlemi ile çoklu-ölçekli katsayılardan birleşik görüntünün yeniden inşasının gerçekleştirilmesidir. Dönüşüm uzayında çalışan görüntü birleştirme yöntemleri aşağıda tanıtılmıştır.

1.3.1. Laplacian Piramit Dönüşümü (LPD) Tabanlı Yöntem

LPD yöntemi literatürde yaygın olarak kullanılan çoklu-ölçekli bir dönüşüm yöntemidir. Laplacian piramiti, her bir seviyede kendinden önceki kopyası tarafından süzgeçlenen kaynak görüntülerin bantgeçiren kopyalarının bir koleksiyonu şeklinde tanımlanmıştır [21]. LPD görüntü birleştirme yönteminin blok diyagramı Şekil 1.2'de verilmiştir.



Şekil 1.2. Laplacian piramit dönüşümü (LPD) tabanlı görüntü birleştirme yöntemi.

Laplacian piramitinde her bir bantgeçiren kopya, özyinelemeli olarak kendisinin daha düşük seviyelerine sırasıyla alçak-geçiren süzgeçleme, alt-örnekleme, enterpolasyon ve her iki görüntünün piksel-piksel farklarının alınmasıyla elde edilir. LPD tabanlı görüntü birleştirme yönteminde, piramitin en düşük seviyesi orijinal kaynak görüntüler olan *A* ve *B* dir. G_k^A ve G_k^B sırasıyla *A* ve *B* görüntüleri için Gaussian piramitinin *k.* seviyesi olmak üzere:

$$G_k^A(i,j) = [\omega \times G_{k-1}^A(i,j)]_{\downarrow 2}, \qquad G_k^B(i,j) = [\omega \times G_{k-1}^B(i,j)]_{\downarrow 2} \tag{8}$$

denklemiyle hesaplanır. Burada ω, Gaussian bulanıklaştırma için konvolüsyon maskesi, $G_0^A = A$, $G_0^B = B$ ve $[\,]_{\downarrow 2}$ ise aşağı-örnekleme işlemini ifade etmektedir. $k = \{0,1,...,n\}$ olup n kaç seviye ayrışım yapılacağını belirten bir doğal sayıdır. Laplacian piramitinin *k.* seviyesi Gaussian piramitinin ardışık seviyeleri arasındaki ağırlıklandırılmış fark olarak takip eden ifadeyle hesaplanır:

$$\begin{aligned} L_k^A(i,j) &= G_k^A(i,j) - 4\omega \times [G_{k+1}^A(i,j)]_{\uparrow 2}, \\ L_k^B(i,j) &= G_k^B(i,j) - 4\omega \times [G_{k+1}^B(i,j)]_{\uparrow 2} \end{aligned} \tag{9}$$

burada L_k^A ve L_k^B sırasıyla çoklu-odaklı kaynak görüntüler *A* ve *B*'nin *k.* Laplacian piramit seviyesi, ve $[\,]_{\uparrow 2}$ ise yukarı-ölçekleme işlemidir.

LPD tabanlı birleştirmenin temel fikri, Denklem 10'da verildiği gibi, Laplacian piramit ayrışımı uygulayarak bir piramit elde etmek ve sonrasında her bir seviyedeki piramitten, mutlak değerleri en yüksek katsayıların seçimine dayalı bir karar mekanizması kullanarak birleştirme işleminin gerçekleştirilmesidir.

$$L_k^F(i,j) = \begin{cases} L_k^A(i,j), & \left|L_k^A(i,j)\right| > \left|L_k^B(i,j)\right| \\ L_k^B(i,j), & diger \end{cases} \tag{10}$$

Birleştirilmiş görüntü aşağıda verilen ters LPD ifadesi ile elde edilir:

$$F_k(i,j) = L_k^F(i,j) + 4\omega \times [F_{k+1}(i,j)]_{\uparrow 2} \tag{11}$$

burada F_k elde edilen Gaussian piramiti ve birleştirilmiş görüntü $F = F_0$'dır [3]. Benzer şekilde, piramitin en üst seviyesi aşağıki ifadeyle hesaplanır:

$$F_n(i,j) = \left(G_n^A(i,j) + G_n^B(i,j)\right)/2 \tag{12}$$

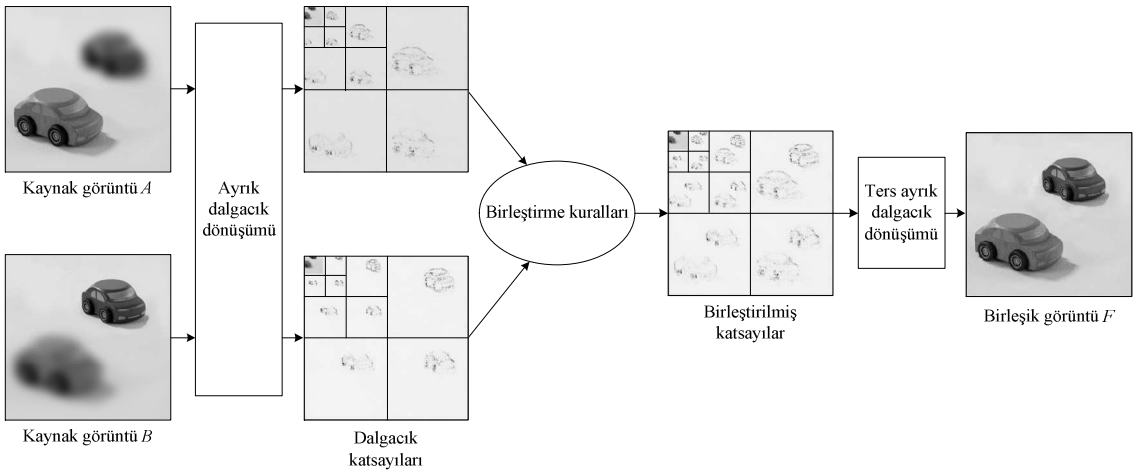
1.3.2. Ayrık Dalgacık Dönüşümü (ADD) Tabanlı Yöntem

Literatürde yaygın olarak kullanılan bir diğer dönüşüm uzayı görüntü birleştirme yöntemi Şekil 1.3'de blok diyagramı verilen ADD yöntemidir. Birleştirme işleminin ilk

adımında, ADD her bir kaynak görüntüye uygulanır ve kaynak görüntülerin ayrışımları elde edilir. *A* ve *B* kaynak görüntülerinin her bir satırına bir alçak-geçiren süzgeç *L* ve yüksek-geçiren süzgeç *H* uygulanması ve aşağı-örneklenmesiyle ADD katsayı matrisleri $\hat{A}_L, \hat{B}_L$ ve $\hat{A}_H, \hat{B}_H$ elde edilir. Ardından, elde edilen görüntülerin her bir sütununun *L* ve *H* ile konvolüsyonu ve sonrasında aşağı-örnekleme ile alt-bantlar elde edilir: alçak-alçak $\hat{A}_{LL}, \hat{B}_{LL}$ (düşük çözünürlükte bir görüntü), alçak-yüksek $\hat{A}_{LH}, \hat{B}_{LH}$ (yatay kenar bilgisi içeren bir görüntü), yüksek-alçak $\hat{A}_{HL}, \hat{B}_{HL}$ (dikey kenar bilgisi içeren bir görüntü) ve yüksek-yüksek $\hat{A}_{HH}, \hat{B}_{HH}$ (köşegen kenar bilgisi içeren bir görüntü). Bu işlem özyinelemeli olarak önceden belirlenen bir seviyeye ulaşılıncaya kadar tekrar edilir. Çoklu-ölçekli katsayılar elde edildikten sonra belirgin katsayılar seçilerek birleşik görüntü oluşturulur. Her bir alt-bant için aşağıdaki seçme kuralı uygulanır:

$$\hat{F}(i,j) = \begin{cases} \hat{A}(i,j), & \hat{A}(i,j) > \hat{B}(i,j) \\ \hat{B}(i,j), & diger \end{cases} \qquad (13)$$

burada $\hat{A}$ ve $\hat{B}$ çoklu-odaklı kaynak görüntülerden hesaplanan dalgacık katsayıları ve $\hat{F}$ birleşik görüntüyü oluşturacak olan kaynaştırılmış dalgacık görünümdür. Son olarak, birleşik görüntü, kaynaştırılmış dalgacık görünümüne ters dalgacık dönüşümü uygulanarak elde edilir [52].



Şekil 1.3. Dalgacık dönüşümü tabanlı görüntü birleştirme yöntemi.

1.3.3. Dönüşüm Uzayında Çalışan Diğer Yöntemler

Tez çalışması kapsamında ele alınmayan ancak farklı dönüşüm uzaylarında gerçekleştirilen güncel çalışmaların bir kısmı aşağıdaki gibi listelenebilir:

- Shearlet dönüşümü [53]
- Durağan dalgacık (stationary wavelet) dönüşümü [54, 55]
- Seyrek gösterim (sparse representation) [56]
- Curvelet dönüşümü [57]
- Contourlet dönüşümü [58]
- Altörneklenmemiş (nonsubsampled) contourlet dönüşümü [59]
- Curvelet ve dalgacık temelli hibrit yöntem [60].

1.4. Görüntü Birleştirme Kalite Metrikleri

Bir görüntü birleştirme yöntemi ile oluşan birleşik görüntünün kalitesini ölçmek oldukça zorlu bir problemdir. Dolayısıyla, kaynak görüntülerden bozulma olmadan aktarılan bilginin ne derecede olduğunu doğru bir şekilde ölçme açısından yeni metriklerin geliştirilmesiyle ilgili yoğun araştırmalar devam etmektedir. Bu tez çalışmasında kullanılan kalite metrikleri iki gruba ayrılmıştır:

1) Birleşik görüntüye göre hatayı veya birleşik görüntü ile olan benzerliği karşılaştırmak için referans/ideal birleşik görüntüye ihtiyaç duyan metrikler (referans tabanlı metrikler) [61]
2) Birleştirme kalitesini ölçmek için referans birleşik görüntüye gerek duymayan, hesaplamayı birleşik görüntü ve/veya kaynak görüntüleri kullanarak yapan metrikler (objektif metrikler) [62, 63]

Pratikte referans birleşik görüntü mevcut değildir, dolayısıyla gerçek çoklu-odaklı görüntülerde ikinci gruptaki metrikler kullanılır. Ancak, bu metriklerin bazılarının sonuçları sübjektif görsel değerlendirmelerle uyumluluk göstermez. Örneğin, bir objektif metriğe göre en iyi olan birleştirme yöntemi görsel değerlendirmede en kötü olabilmektedir. Bundan dolayı, birinci grup metrikler ise tamamen odaklanmış olduğu kabul edilen bir referans görüntüden yapay olarak türetilen kaynak görüntüler ile

yapılan birleştirme işlemlerinde kullanılırlar. Takip eden bölümlerde tez çalışması kapsamında kullanılan metrikler verilmiştir.

1.4.1. Referans Tabanlı Metrikler

Tez çalışmasında kullanılan referans tabanlı kalite metrikleri, tepe sinyal-gürültü oranı (PSNR), karşılıklı bilgi (KB) ve yapısal benzerliktir (YB).

1.4.1.1. Tepe sinyal-görültü oranı (PSNR)

PSNR bir işaretin mümkün olan maksimum gücünün o işareti bozan gürültünün gücüne oranıdır ve genellikle logaritmik desibel ölçeğinde gösterilir:

$$PSNR = 10\log_{10}\left(\frac{L^2}{\frac{1}{M \times N}\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N}\left(R(i,j)-F(i,j)\right)^2}\right) \tag{14}$$

burada L gri seviyedeki renk sayısıdır ve 255 olarak alınır.

1.4.1.2. Karşılıklı Bilgi (KB)

KB iki değişkenin karşılıklı bağımlılığını ölçen bir niceliktir. Görüntü birleştirme uygulamalarında KB referans görüntü ile birleştirilmiş görüntünün paylaştığı bilgi miktarını ölçmek için kullanılılır:

$$KB_{RF} = \sum_{i,j} P_{RF}(i,j)\log\frac{P_{RF}(i,j)}{P_R(i)P_F(j)} \tag{15}$$

burada P_{RF} R ve F görüntülerinin normalize edilmiş birleşik gri seviye histogramı, P_R ve P_F ise her iki görüntünün normalize edilmiş marjinal histogramıdır.

1.4.1.3. Yapısal Benzerlik (YB)

Ortalama karesel hata ve PSNR'nin bazı durumlarda insan algılaması ile uyumlu olmadığı ortaya konmuştur ve dolayısıyla PSNR gibi metriklerin kısıtlamalarını ortadan kaldırmak için YB metriği geliştirilmiştir [61]. YB indeksi iki görüntü arasındaki

benzerliği ölçmek için kullanılır. YB görüntüler üzerinde birbirini izleyen pencereler kullanılarak hesaplanır. 8×8 gibi belirli bir pencere boyutu için *R* ve *F* arasındaki benzerlik aşağıdaki gibi ifade edilebilir:

$$YB(R,F) = \frac{(2\mu_R\mu_F + c_1)(2\sigma_{RF} + c_2)}{(\mu_R^2 + \mu_F^2 + c_1)(\sigma_R^2 + \sigma_F^2 + c_2)} \tag{16}$$

burada μ_R *R*'nin ortalaması, μ_F *F*'nin ortalaması, σ_R^2 *R*,'nin varyansı σ_F^2 *F*'nin varyansı, σ_{RF} *R* ve *F*'nin kovaryansı, $c_1 = (k_1 L)^2$ ve $c_2 = (k_2 L)^2$ bölümü kararlı hale getirmek için iki değişken, *L* dinamik saha (8-bit gri seviye görüntüler için 255), $k_1 = 0.01$ ve $k_2 = 0.03$'tür [61]. YB indeksi -1 ve 1 arasında bir değer üretmektedir.

1.4.2. Objektif Metrikler

Tez çalışmasında kullanılan objektif kalite metrikleri, varyans (VAR), birleştirme faktörü (BF) ve kenar tabanlı kalite (KTK) metriğidir.

1.4.2.1. Varyans (VAR)

VAR hem RUBS yönteminde hangi görüntü bloğunun net olduğunu tespit etmek için hem de birleştirilmiş görüntünün kalitesini ölçme için kullanılabilen bir metriktir. VAR ile ilgili detaylar daha önce verildiği için burada tekrar edilmemiştir (bkz. Bölüm 1.2.2.1).

1.4.2.2. Birleştirme Faktörü (BF)

BF, KB üzerine bina edilmiş bir metriktir. Görüntü birleştirmenin amacı birden fazla kaynak görüntüden birbirini tamamlayıcı bilgilerin aktarılarak birleştirilmiş görüntünün oluşturulmasıdır. Dolayısıyla, KB vasıtasıyla kaynak görüntülerden birleştirilmiş görüntüye aktarılan bilgi ölçülebilir. BF ise aşağıdaki gibi hesaplanır [63]:

$$BF = KB_{AF} + KB_{BF} \tag{17}$$

1.4.2.3. Kenar Tabanlı Kalite (KTK) Metriği

KTK kaynak görüntülerden birleştirilmiş görüntüye taşınan kenar bilgilerini değerlendirerek görüntü kalitesini hesaplar [62]. Objektif kalite metriği $KTK^{AB/F}$ her iki kaynak görütünün normalize edilmiş kenar bilgilerinin ağırlıklandırılmasıyla elde edilir:

$$KTK^{AB/F} = \frac{\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{M} Q^{AF}(i,j)\omega^{A}(i,j) + Q^{BF}(i,j)\omega^{B}(i,j)}{\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{M}\left(\omega^{A}(i,j) + \omega^{B}(i,j)\right)} \tag{18}$$

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.

Bu bölümde tanıtılan tüm referans tabanlı ve objektif metrikler için yüksek değerler daha kaliteli görüntü anlamına gelmektedir.

2. BÖLÜM

MATERYAL VE KLASİK YÖNTEMLERİN KARŞILAŞTIRMASI

2.1. Giriş

Bu bölümde, tez çalışması kapsamında kullanılan materyaller (test görüntüleri) gruplandırılarak tanıtılmış ve bir önceki bölümde anlatılan klasik görüntü birleştirme yöntemleri kullanılarak elde edilen birleştirme sonuçları görsel ve sayısal olarak karşılaştırılmıştır.

2.2. Deneylerde Kullanılan Görüntü Veri Kümesi

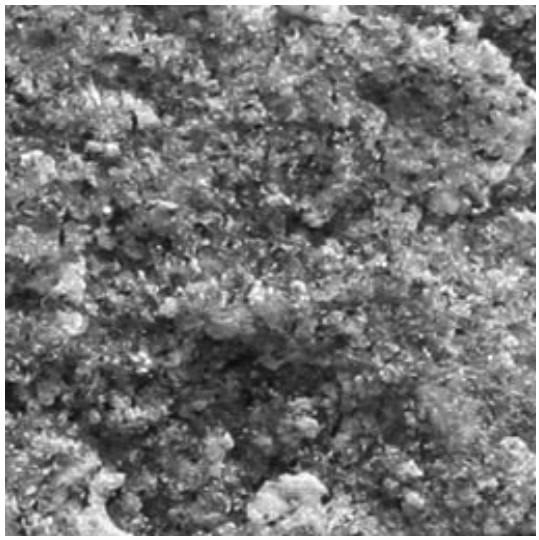
Bu tez çalışmasında yapay olarak elde edilen test görüntülerinin yanı sıra literatürde sıkça kullanılan bazı test görüntüleri ve deneysel olarak elde edilen test görüntüleri kullanılmıştır. Kullanılan veri kümesi ile ilgili bilgiler aşağıdaki bölümlerde verilmiştir.

2.2.1. Yapay Olarak Elde Edilen Test Görüntüleri

Birinci bölümde de belirtildiği gibi gerçek çoklu-odaklı görüntülerle çalışıldığında referans tabanlı kalite metrikleri kullanılamamaktadır. Ancak, görüntü birleştirme yöntemlerinin performanslarının doğru bir şekilde karşılaştırılması gerekmektedir. Objektif metrikler bazı durumlarda görsel değerlendirmelerle uyuşmayan sonuçlar üretmektedir. Dolayısıyla, referans tabanlı metriklerin kullanılabilmesi ve objektif metrikler ile uyumunun araştırılabilmesi için yapay olarak oluşturulmuş çoklu-odaklı görüntülere ihtiyaç duyulmaktadır. Bu işlem için ilk olarak, tamamen net olan veya net olduğu kabul edilen bir görüntü referans olarak alınır. İkinci aşamada, görüntünün belli bir bölgesi (veya nesnesi) seçilerek alçak-geçiren bir süzgeç yardımı ile bulanıklaştırılır ve kaydedilerek ilk kaynak görüntü elde edilmiş olur. Sonrasında, referans görüntünün ilk kaynak görüntü için bulanıklaştırılan bölgenin haricindeki kısımlar seçilerek bulanıklaştırılır ve kaydedilerek ikinci kaynak görüntü elde edilmiş olur. Böylece, elde

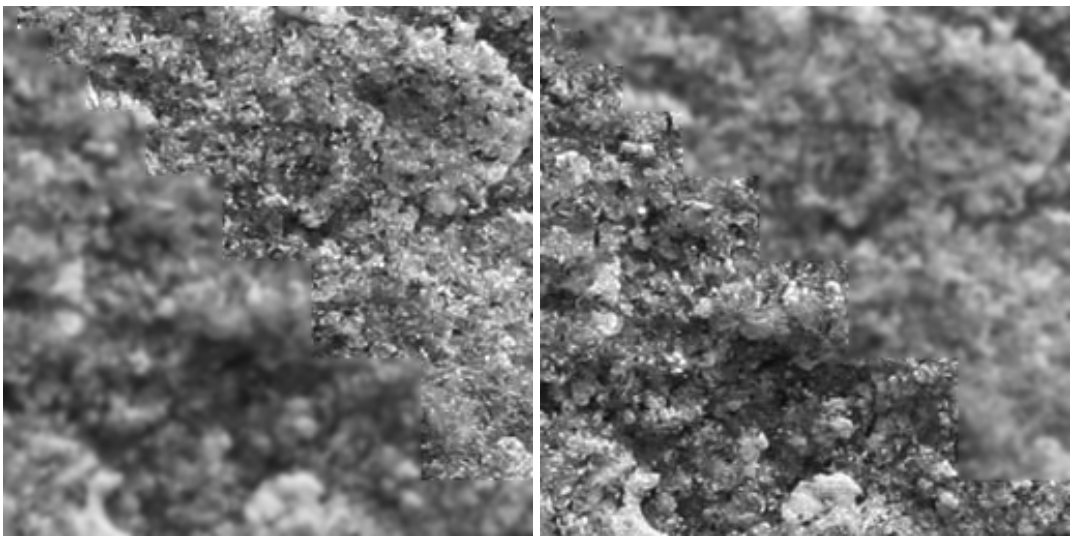
edilen çoklu-odaklı yapay görüntüler birleştirildikten sonra elde edilen birleştirilmiş görüntü ile ilk başta referans olarak kullanılan (ideal birleştirilmiş görüntü olarak kabul edilen) görüntü arasındaki hata veya benzerlik rahatlıkla ölçülebilir.

Bu bölümde iki farklı yapay çoklu-odaklı görüntü çifti oluşturulmuştur. İlk veri kümesi *Kaya* isimli görüntü referans alınarak oluşturulmuştur (Şekil 2.1).



Şekil 2.1. *Kaya* referans görüntüsü.

Kaya görüntüsünün belirli bölgelerine Gaussian süzgeç uygulanarak elde edilen kaynak görüntüler Şekil 2.2'de verilmiştir.



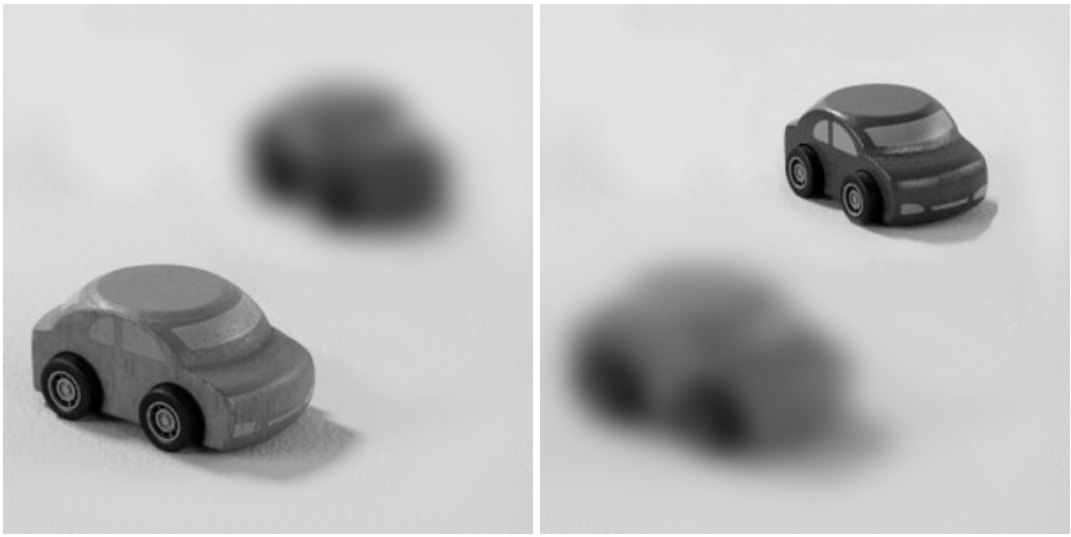
Şekil 2.2. *Kaya* çoklu-odaklı görüntü çifti.

Kaya görüntüsünde merdivenvâri bulanık bölgenin tüm yatay ve dikey bileşenleri asal sayı olacak şekilde ayarlanmıştır. Böylece, sabit boyutlu bloklar seçilmesi durumunda sıfır hata ile birleşik görüntüyü elde etmek mümkün olamayacaktır.

Şekil 2.3'de *Arabalar* referans görüntüsü verilmiştir. Bu görüntüde bulunan oyuncak arabalardan ilk önce küçük olan araba bulanıklaştırılmış ve öne odaklanmış hissi veren ilk görüntü elde edilmiş, sonrasında büyük araba bulanıklaştırılmış ve arkaya odaklanmış hissi veren ikinci görüntü elde edilmiştir. Türetilen yapay çoklu-odaklı kaynak görüntüler Şekil 2.4'de verilmiştir.



Şekil 2.3. *Arabalar* referans görüntüsü.

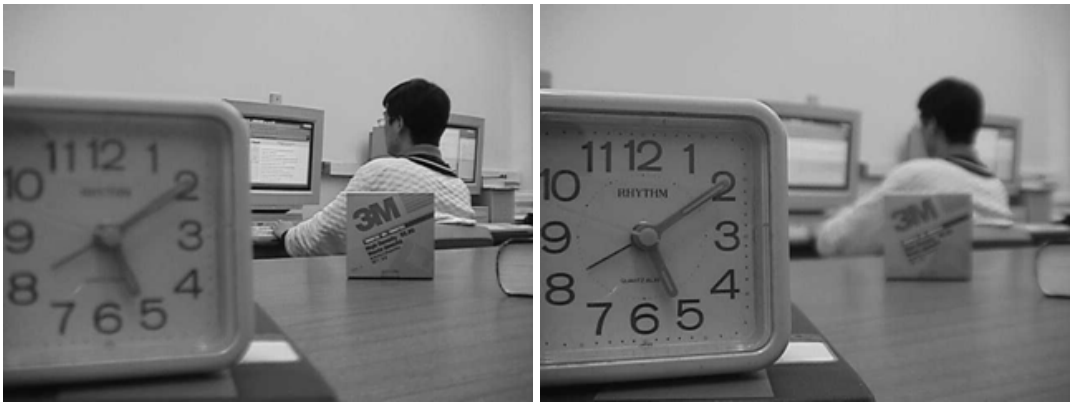


Şekil 2.4. *Arabalar* çoklu-odaklı görüntü çifti.

2.2.2. Literatürden Temin Edilen Test Görüntüleri

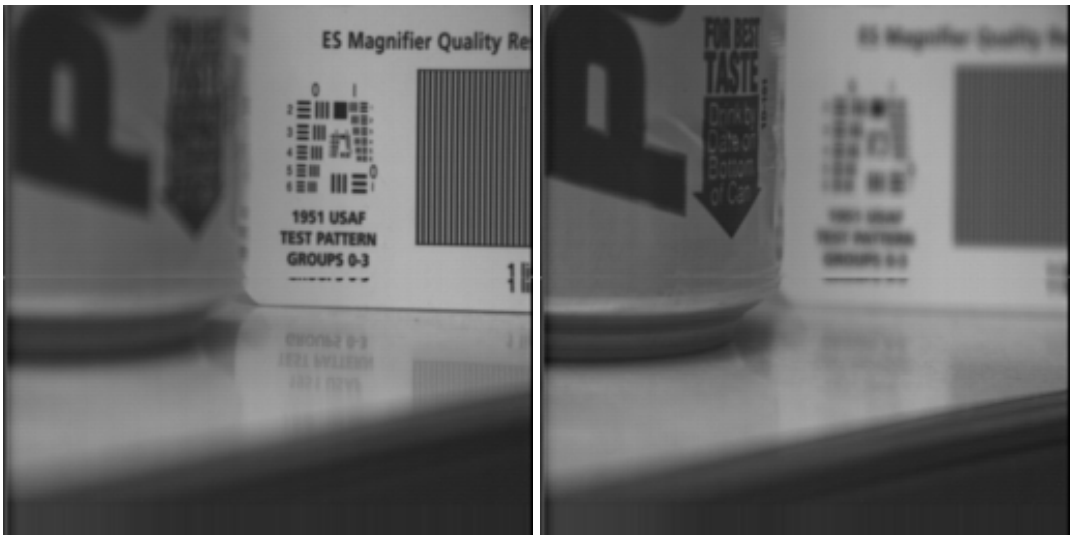
Tez çalışması kapsamında önerilen yöntemlerin literatür ile bütünlüğünü daha kolay sağlamak amacıyla görüntü birleştirme literatüründe sıkça kullanılan bazı test görüntüleri bu bölümde verilmiştir [64].

Şekil 2.5'de verilen *Lab* isimli çoklu-odaklı görüntü çiftinde ilk görüntüde öğrenciye odaklanan kamera ikinci görüntüde saate odaklanmıştır. Bu görüntü çiftinin önemli özelliği, iki sahnenin birebir aynı olmamasıdır. Dikkat edildiğinde öğrenci iki görüntü karesi arasında başını bir miktar hareket ettirmiştir. Bu özelliğiyle *Lab* görüntü çifti özellikle kaymaya-bağımlı yöntemler için oldukça zorlu bir test görüntüsü olmaktadır.



Şekil 2.5. *Lab* çoklu-odaklı görüntü çifti.

Şekil 2.6'da verilen *Pepsi* görüntü çiftinde ilk karede arka planda bulunan test kartına odaklanan kamera ikinci karede ön planda bulunan pepsi tenekesine odaklanmıştır. Masanın hem ön plana hem de arka plana doğru uzanmış olması bu görüntüyü pek çok görüntü birleştirme yöntemi için oldukça zorlu bir test görüntüsü haline getirmektedir.



Şekil 2.6. *Pepsi* çoklu-odaklı görüntü çifti.

2.2.3. Deneysel Olarak Elde Edilen Test Görüntüleri

Deneysel test görüntüleri tez ile ilgili gerçekleştirilmiş olan bilimsel araştırma projesi (Erciyes Üniversitesi, FBE-9-1007) kapsamında temin edilen TheImagingSource firmasına ait DMK 31BF03-Z2.H model kamera ile elde edilmiştir. Bu kamera IEEE 1394 firewire portundan bilgisayara veri aktarımı yapmakta olup dâhili olarak motorize zoom lense sahiptir. Beraberinde gelen uygulama geliştirme arabirimi (API) programlama kütüphaneleri ile C# ve MATLAB gibi ortamlara kolaylıkla entegre edilebilmektedir. Bu cihazın en önemli özelliği yakınlaştırma, odaklama, diyafram açıklığı, pozlama süresi ve kazanç vb. tüm profesyonel kamera parametrelerinin her hangi bir programlama diliyle geliştirilen bir yazılımla kontrol edilebiliyor olmasıdır.

Deneylerde kullanılmak üzere elde edilen görüntülerden *Bayrak* isimli görüntü çifti Şekil 2.7'de verilmiştir. Bu görüntüde de bir önceki bölümde tanıtılan *Lab* görüntüsüne benzer şekilde öğrenci birinci görüntü çekildikten sonra ikinci görüntü çekilmeden önce kafasını bir miktar hareket ettirmektedir. Dolayısıyla, bu özelliğiyle birçok görüntü birleştirme yöntemi için zorluklar içermektedir.

Saat2 isimli çoklu-odaklı görüntü çifti Şekil 2.8'de verilmiştir. Görüntüde bulunan saat nesnesi yuvarlak hatlara sahiptir ve bu özelliğiyle diğer test görüntülerinden farklılık arz etmektedir.



Şekil 2.7. *Bayrak* çoklu-odaklı görüntü çifti.



Şekil 2.8. *Saat2* çoklu-odaklı görüntü çifti.

2.3. Klasik Görüntü Birleştirme Yöntemlerinin Karşılaştırması

Bu kısımda, bir önceki bölümde tanıtılan temel görüntü birleştirme yöntemleri sayısal ve görsel olarak 6 farklı görüntü çifti üzerinde denenerek karşılaştırılmıştır. Karşılaştırılan yöntemler aşağıdaki gibi sıralanmaktadır:

- Piksel tabanlı ortalama alma yöntemi (PTOA)
- Resim uzayında blok seçme (RUBS) yöntemi
- Laplacian piramiti dönüşümü (LPD) temelli yöntem
- Ayrık dalgacık dönüşümü (ADD) temelli yöntem

2.3.1. PTOA Yönteminin Deneysel Sonuçları

PTOA yönteminin herhangi bir kontrol parametresi bulunmamaktadır. Kaynak görüntülerin karşılıklı tüm piksellerinin gri-seviye yoğunluk değerleri resim uzayında toplanıp ikiye bölünerek birleştirilmiş görüntünün piksel değerleri elde edilmektedir [3].

Tablo 2.1'de PTOA yöntemi ile *Kaya* ve *Arabalar* test görüntüleri için elde edilen birleşik görüntülerden referans tabanlı metrikler ile elde edilen sayısal sonuçlar verilmiştir. Sadece *Kaya* ve *Arabalar* test görüntüleri yapay olarak elde edilen görüntüler olduğundan dolayı referans tabanlı metrikler ile değerlendirilebilmekte ve dolayısıyla Tablo 2.1'de sadece *Kaya* ve *Arabalar* test görüntülerine ilişkin sonuçlar verilmektedir. Tablo 2.2'de ise tüm test görüntüleri için objektif metrikler ile elde edilen sayısal sonuçlar verilmiştir.

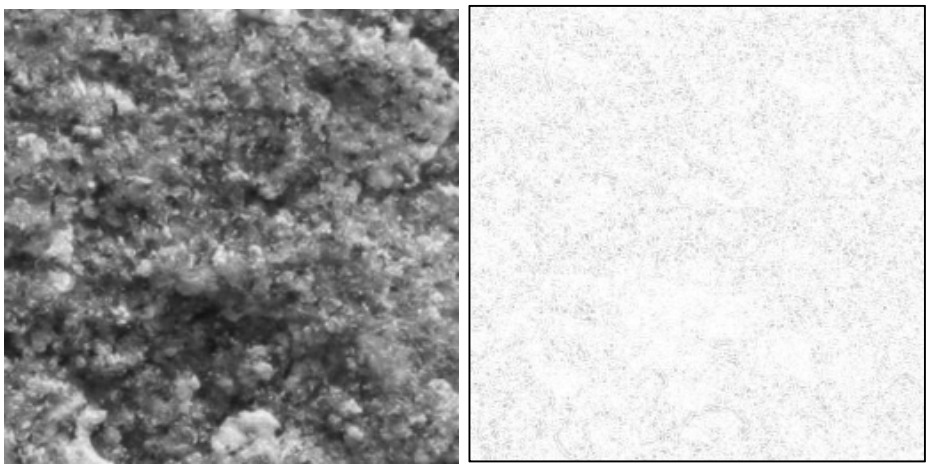
Tablo 2.1. PTOA yöntemi ile elde edilen sonuçların referans tabanlı metrikler ile değerlendirilmesi.

	PSNR	**KB**	**YB**
Kaya	64,3499	2,5281	0,9200
Arabalar	70,0969	4,2085	0,9536

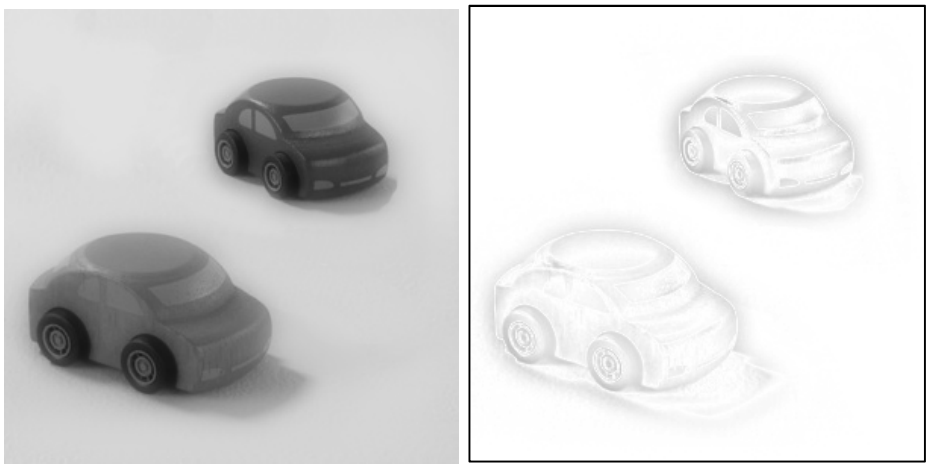
Şekil 2.9 - Şekil 2.14'de test görüntüleri için PTOA yöntemi ile elde edilen görsel sonuçlar ve hata görüntüleri verilmiştir. Hata görüntüleri, referans görüntü bulunan test görüntülerinde birleştirilmiş görüntü ile referans görüntünün mutlak farkı alınarak elde edilirken, referans görüntü olmayan test görüntülerinde birleştirilmiş görüntü ile kaynak görüntülerin mutlak farkları alınarak elde edilmiştir.

Tablo 2.2. PTOA yöntemi ile elde edilen sonuçların objektif metrikler ile değerlendirilmesi.

	VAR	**BF**	**KTK**
Kaya	1610,7121	4,4630	0,6578
Arabalar	2835,6044	8,2069	0,7044
Lab	2053,9779	8,1945	0,6857
Pepsi	1896,8225	7,3258	0,6660
Bayrak	6622,7109	7,7001	0,6163
Saat2	3103,2877	7,0441	0,6657

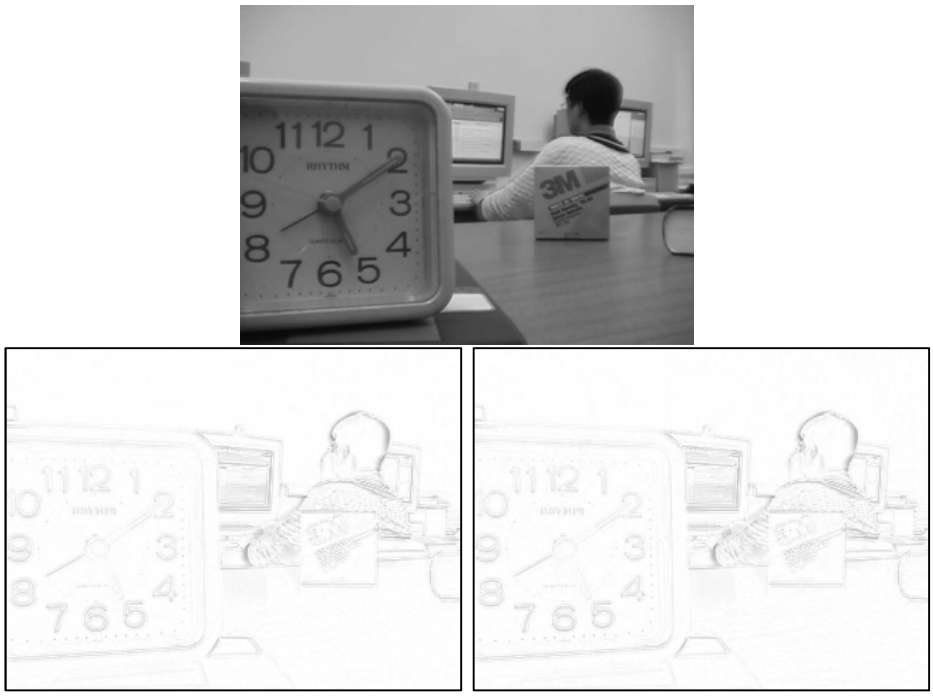


Şekil 2.9. *Kaya*: PTOA yöntemi sonucu ve hata görüntüsü.

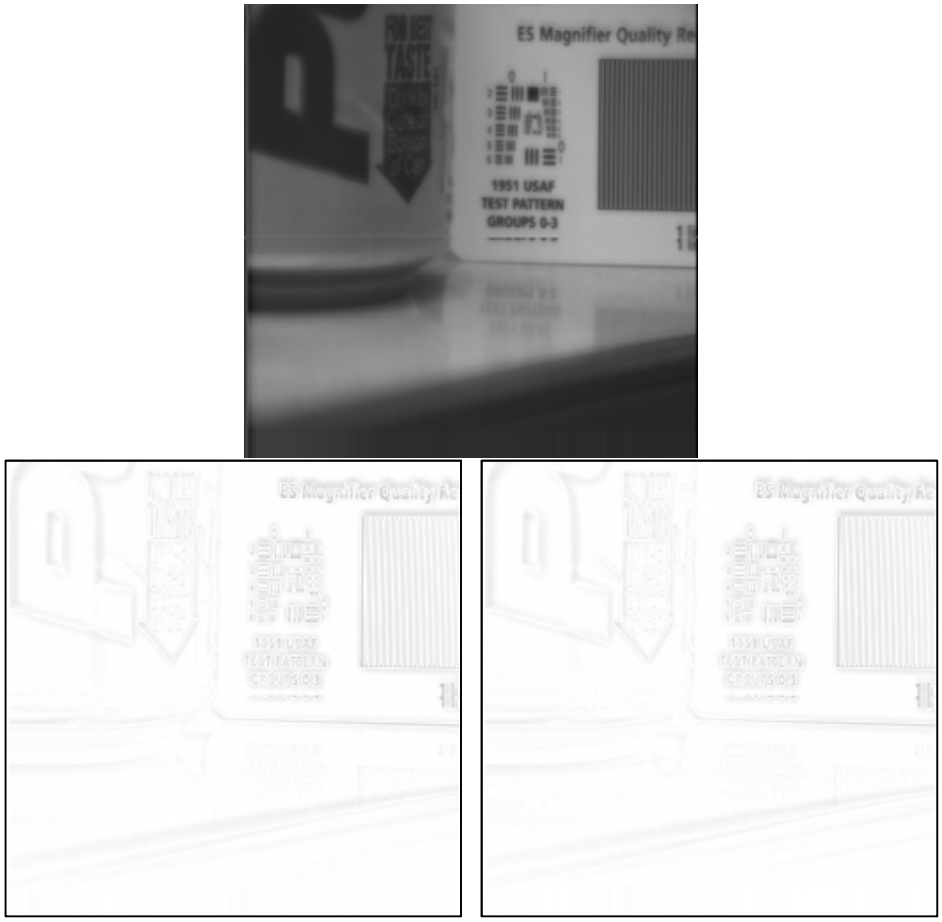


Şekil 2.10. *Arabalar*: PTOA yöntemi sonucu ve hata görüntüsü.

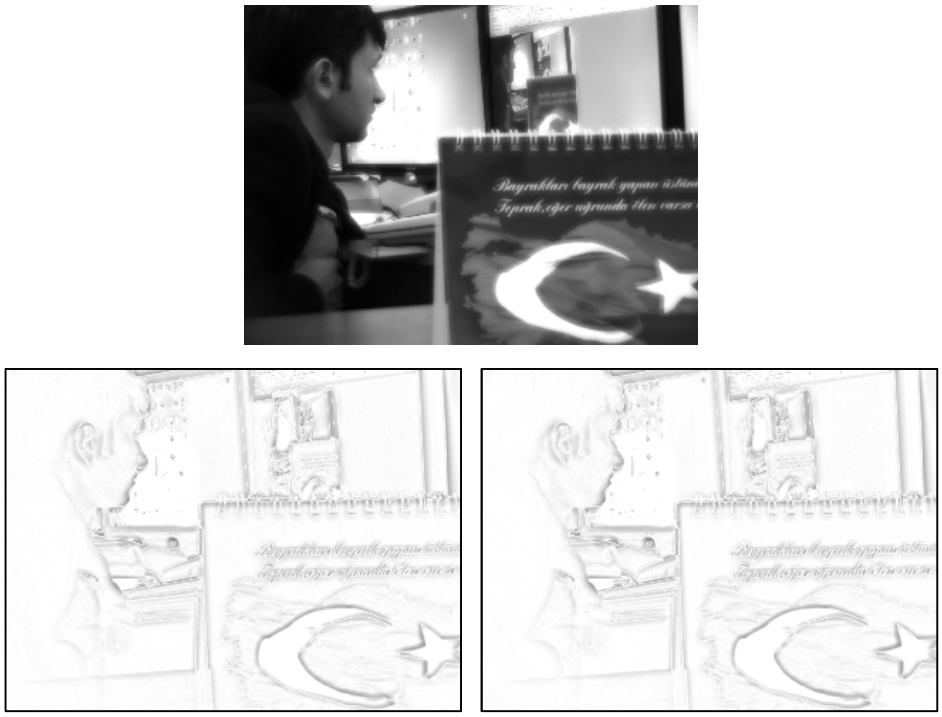
Şekil 2.9 – Şekil 2.14'deki görsel sonuçlar incelendiğinde birleşik görüntülerin hepsinde görüntünün tamamına yayılmış bir miktar bulanıklığın hâkim olduğu görülmektedir. Kaynak görüntülerdeki bulanık kısımların bulanıklık şiddetleri birleşik görüntüde bir miktar azalırken net olan kısımların da bulanıklığı artmaktadır. Ayrıca, birleşik görüntülerin kontrastlarında da bir azalma söz konusudur. Görüntü birleştirmenin hemen her sahasında kullanılan PTOA yöntemi çoklu-odaklı görüntülerin birleştirilmesinde arzu edilen görsel sonuçları verememektedir [44].



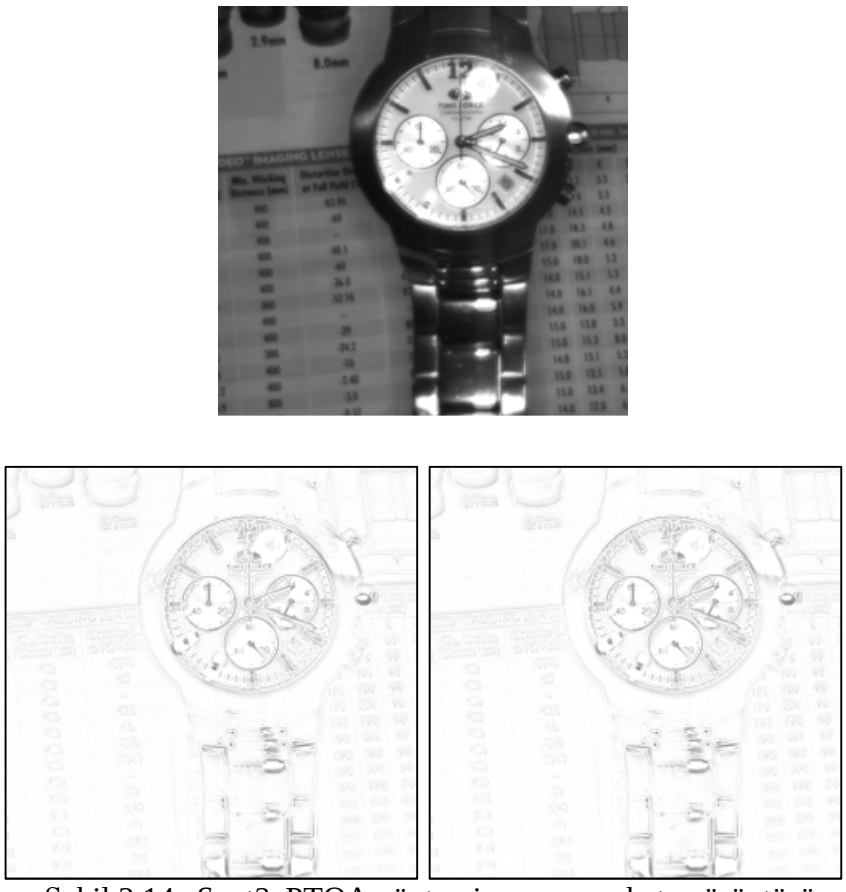
Şekil 2.11. *Lab*: PTOA yöntemi sonucu ve hata görüntüsü.



Şekil 2.12. *Pepsi*: PTOA yöntemi sonucu ve hata görüntüsü.



Şekil 2.13. *Bayrak*: PTOA yöntemi sonucu ve hata görüntüsü.



Şekil 2.14. *Saat2*: PTOA yöntemi sonucu ve hata görüntüsü.

2.3.2. RUBS Yönteminin Deneysel Sonuçları

RUBS yönteminde blok tabanlı karşılaştırılmalarda blok içi netliğin hangi kıstas fonksiyonu ile hesaplanacağının belirlenmesi önemlidir [5]. Tez çalışması kapsamında karşılaştırmalarda, kıstas fonksiyonlarından VAR, DLT ve URF kullanılmıştır. RUBS yöntemi ile kullanılan kıstas birleştirilerek sonuçlar RUBS-VAR, RUBS-DLT ve RUBS-URF olmak üzere 3 farklı grupta ayrı ayrı değerlendirilmiştir.

RUBS yönteminin diğer parametreleri, blok boyutu (BB) ve çoğunluk süzgeci (Ç)'dir. RUBS yöntemi için yapılan deneylerde BB 2×2, 4×4, 8×8, 16×16 ve 32×32 olarak alınmıştır. Çoğunluk filtresi ise açık/aktif (Ç=A) ve pasif/kapalı (Ç=K) olarak deneyler gerçekleştirilmiştir. Tablo 2.3 – 2.8'de her bir test görüntüsü için tüm BB ve Ç kombinasyonlarında ilgili metrik için en iyi sonuç koyu ve altı çizgili olarak vurgulanmıştır. Dolayısıyla herhangi bir test görüntüsü için herhangi bir metrik temel alınarak en iyi BB ve Ç kombinasyonu belirlenebilmektedir.

2.3.2.1. RUBS-VAR Yönteminin Deneysel Sonuçları

Tablo 2.3 – 2.4'de RUBS-VAR yöntemi ile elde edilen birleşik görüntülere ait sırasıyla referans tabanlı ve objektif metriklere ait sonuçlar verilmiştir. Tablo 2.3 – 2.4'deki veriler özetlenerek en iyi sonuçların elde edildiği BB ve Ç kombinasyonları ve RUBS-VAR yönteminin farklı kontrol parametrelerinde elde edilen birleşik görüntüler için yapılan görsel değerlendirme (GD) sonucunda belirlenen en iyi durumlar Tablo 2.5'de verilmiştir.

Tablo 2.3. RUBS-VAR yöntemi ile elde edilen sonuçların referans tabanlı metrikler ile değerlendirilmesi.

		BB=2×2			BB=4×4			BB=8×8			BB=16×16			BB=32×32		
		PSNR	KB	YB	PSNR	KB	YB	PSNR	KB	YB	PSNR	KB	YB	PSNR	KB	YB
Kaya	Ç=K	81,3320	6,9211	0,9897	92,8649	7,3065	0,9962	91,2562	7,3218	0,9943	83,9230	7,1718	0,9880	78,2761	6,9102	0,9758
	Ç=A	**101,5894**	**7,4355**	**0,9990**	96,3524	7,3960	0,9973	91,2222	7,3260	0,9944	83,9230	7,1718	0,9880	78,2761	6,9102	0,9758
Arabalar	Ç=K	67,2430	5,7987	0,9182	68,2987	5,8158	0,9273	73,9028	5,9550	0,9440	78,1476	6,1155	0,9652	84,7311	6,5608	0,9873
	Ç=A	68,5010	5,9520	0,9375	70,0621	6,0375	0,9427	74,9553	6,2162	0,9566	87,0156	6,8407	0,9864	**91,0605**	**7,2144**	**0,9944**

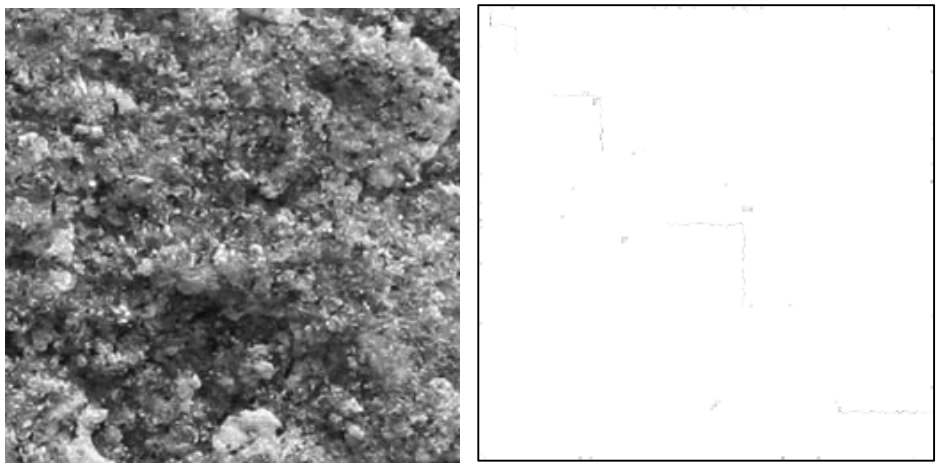
Tablo 2.4. RUBS-VAR yöntemi ile elde edilen sonuçların objektif metrikler ile değerlendirilmesi.

		BB=2×2			BB=4×4			BB=8×8			BB=16×16			BB=32×32		
		VAR	BF	KTK	VAR	BF	KTK	VAR	BF	KTK	VAR	BF	KTK	VAR	BF	KTK
Kaya	Ç=K	2066,2236	7,4178	0,7169	2103,2853	7,4667	0,7395	2105,5969	7,4723	0,7397	2092,4342	7,4677	0,7345	2069,5880	7,4449	0,7257
	Ç=A	**2111,6895**	**7,4790**	**0,7419**	2109,3567	7,4789	0,7417	2105,5093	7,4718	0,7397	2092,4342	7,4677	0,7345	2069,5880	7,4449	0,7257
Arabalar	Ç=K	2998,1101	10,2561	0,7576	3007,2951	10,2787	0,7982	3091,8968	10,2606	0,8130	3127,9245	10,1465	0,8067	3158,4469	10,1918	0,8131
	Ç=A	3034,1678	10,3633	0,7947	3071,6046	10,3664	0,8081	3106,7398	10,3044	0,8134	3160,4537	10,2161	0,8146	**3170,2624**	**10,3721**	**0,8164**
Lab	Ç=K	2197,4704	9,7627	0,6736	2220,3084	9,7278	0,7191	2239,2420	9,8061	0,7370	2251,4480	9,8551	0,7460	2240,5051	9,8455	0,7455
	Ç=A	2223,2156	9,8877	0,7108	2237,0346	9,8956	0,7340	**2255,3503**	**9,9407**	0,7443	2253,0310	9,8884	**0,7467**	2240,5051	9,8455	0,7455
Pepsi	Ç=K	1932,9119	8,7119	0,6944	1964,1643	8,7508	0,7379	1990,8498	8,8362	0,7555	1987,3552	8,8624	0,7573	2011,8873	**9,1116**	**0,7651**
	Ç=A	1943,5823	8,7289	0,7294	1979,5432	8,8240	0,7467	1994,8215	8,9447	0,7634	1991,9507	8,9557	0,7606	**2012,7359**	9,1046	0,7649
Bayrak	Ç=K	6714,6784	9,9369	0,5663	6878,3450	9,9433	0,6364	7032,4872	9,9520	0,6636	7097,3466	10,0483	0,6669	7104,4688	10,0564	0,6580
	Ç=A	6743,5071	9,9880	0,6053	6916,1532	10,0741	0,6581	7052,1279	10,0858	**0,6765**	**7112,6651**	**10,1351**	0,6736	7103,9336	10,1053	0,6613
Saat2	Ç=K	3140,7475	8,6555	0,6325	3223,4148	8,7832	0,6885	3249,9264	8,9490	0,7058	**3268,2213**	9,1062	0,7127	3242,3848	9,0836	0,7081
	Ç=A	3192,4122	8,8305	0,6841	3250,5696	9,1407	0,7131	3251,4725	**9,2245**	0,7187	3261,4272	9,2138	**0,7199**	3242,3848	9,0836	0,7081

Tablo 2.5. RUBS-VAR yöntemi için metriklere ve görsel değerlendirmeye göre en iyi durumlar.

	BB=2×2 Ç=A	**BB=8×8 Ç=A**	**BB=16×16 Ç=K**	**BB=16×16 Ç=A**	**BB=32×32 Ç=K**	**BB=32×32 Ç=A**
Kaya	PSNR, YB, KB, VAR, BF, KTK, GD					
Arabalar						PSNR, YB, KB, VAR, BF, KTK, GD
Lab		VAR, BF		KTK, GD		
Pepsi					BF, KTK	VAR, GD
Bayrak		KTK		VAR, BF, GD		
Saat2		BF	VAR	KTK, GD		

RUBS-VAR tabanlı görüntü birleştirme yöntemine ait sonuçlar Tablo 2.3, 2.4 ve 2.5'e göre incelendiğinde *Kaya* görüntüsü için tüm metrikler ve görsel değerlendirme BB=2×2, Ç=A durumunda en iyi elde edildiğini göstermektedir ve dolayısıyla tüm metrikler arasında bir uyum söz konusudur. En iyi durumda elde edilen görsel sonuç Şekil 2.15'de verilmiştir.



Şekil 2.15. *Kaya*: RUBS-VAR yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (BB=2×2, Ç=A) ve hata görüntüsü.

Arabalar görüntüsü için tüm metrikler ve görsel değerlendirme BB=32×32, Ç=A durumunda en iyi elde edildiğini göstermektedir ve dolayısıyla tüm metrikler arasında bir uyum söz konusudur ve bu durumdaki görsel sonuç Şekil 2.16'da görülmektedir.



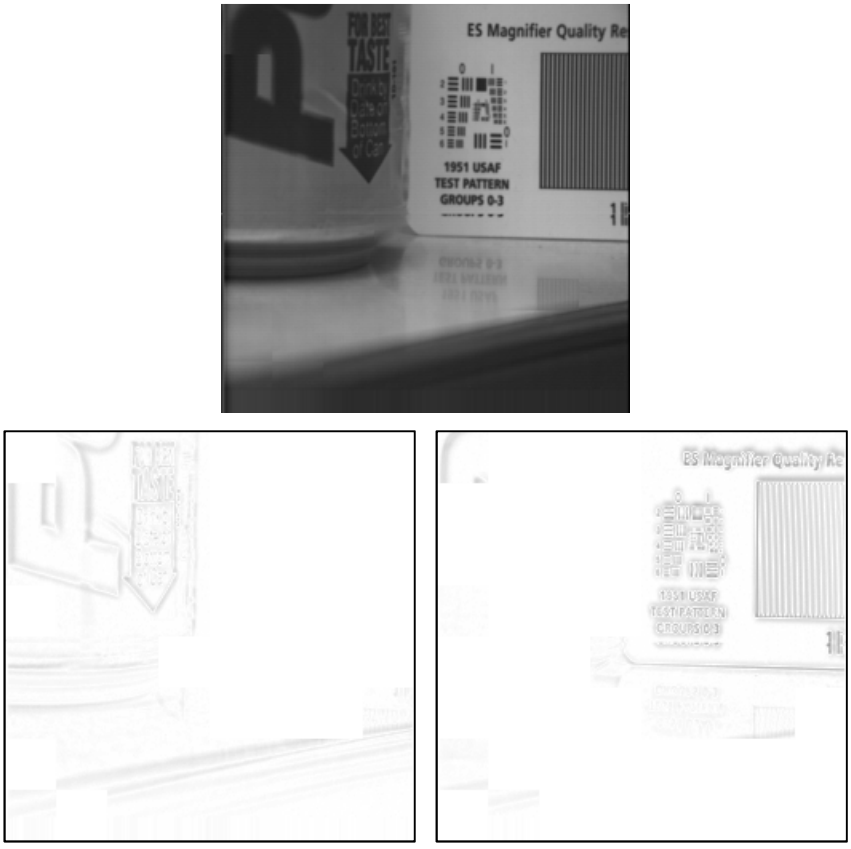
Şekil 2.16. *Arabalar*: RUBS-VAR yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (BB=32×32, Ç=A) ve hata görüntüsü.

Lab görüntüsü için VAR ve BF metrikleri açısından en iyi sonucun BB=8×8, Ç=A durumunda elde edildiği, KTK metriği ve görsel değerlendirme açısından en iyi sonucun BB=16×16, Ç=A durumunda elde edildiği görülmektedir. BB=16×16, Ç=A durumu için birleştirme sonucu Şekil 2.17'de verilmiştir.



Şekil 2.17. *Lab*: RUBS-VAR yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (BB=16×16, Ç=A) ve hata görüntüsü.

Pepsi görüntüsü için BF ve KTK metrikleri açısından en iyi sonucun BB=32×32, Ç=K durumunda elde edildiği, VAR metriği ve görsel değerlendirme açısından en iyi sonucun BB=32×32, Ç=A durumunda elde edildiği görülmektedir. BB=32×32, Ç=A durumunda elde edilen birleştirme sonucu Şekil 2.18'de görülmektedir.



Şekil 2.18. *Pepsi*: RUBS-VAR yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (BB=32×32, Ç=A) ve hata görüntüsü.

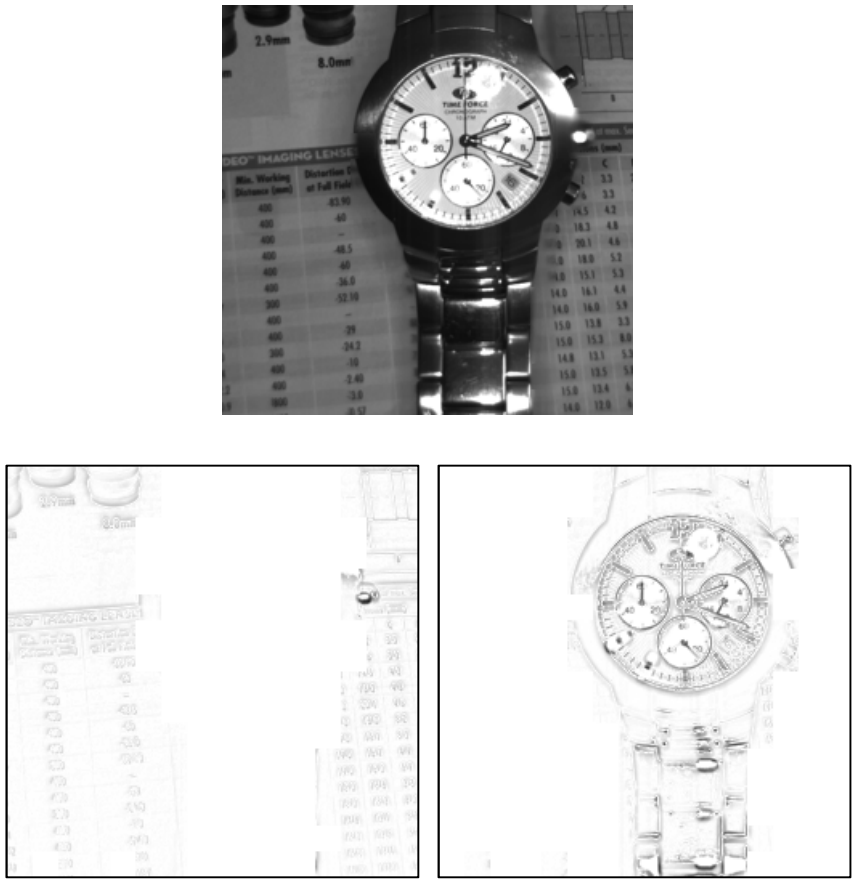
Bayrak görüntüsü için KTK metriği açısından en iyi sonucun BB=8×8, Ç=A durumunda elde edildiği, VAR ve BF metrikleri ve görsel değerlendirme açısından en iyi sonucun BB=16×16, Ç=A durumunda elde edildiği görülmektedir. Şekil 2.19'da BB=16×16, Ç=A durumu için birleşik görüntü ve hata görüntüleri verilmiştir.



Şekil 2.19. *Bayrak*: RUBS-VAR yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (BB=16×16, Ç=A) ve hata görüntüsü.

Saat2 görüntüsü için VAR metriği açısından en iyi sonucun BB=16×16, Ç=K durumunda elde edildiği, KTK metriği ve görsel değerlendirme açısından en iyi sonucun BB=16×16, Ç=A durumunda (Şekil 2.20'de görülmektedir) elde edildiği ve BF metriği açısından en iyi sonucun BB=8×8, Ç=A durumunda elde edildiği görülmektedir.

RUBS-VAR yöntemi için genel bir değerlendirme yapılacak olursa, KTK metriği ile görsel değerlendirme *Kaya*, *Arabalar*, *Lab* ve *Saat2* görüntüleri ile uyumludur. VAR metriği ile görsel değerlendirmede ise *Kaya*, *Arabalar*, *Pepsi* ve *Bayrak* görüntüleri ile uyumludur. Referans tabanlı metriklerden tümü görsel sonuçlar ile uyum sağlamaktadır ve kendi aralarında da uyumludurlar. Tüm metrikler bir arada değerlendirildiğinde Ç=A durumunda daha iyi sonuçların elde edildiği söylenebilir. Ancak BB açısından en iyi sonuçlar farklı BB değerlerinde elde edildiğinden dolayı BB ile ilgili bir genelleme yapmak pek de mümkün olmamaktadır.



Şekil 2.20. *Saat2*: RUBS-VAR yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (BB=16×16, Ç=A) ve hata görüntüsü.

2.3.2.2. RUBS-DLT Yönteminin Deneysel Sonuçları

RUBS-DLT tabanlı görüntü birleştirme yöntemi ait sonuçlar Tablo 2.6, 2.7 ve 2.8'e göre incelendiğinde BF metriği açısından tüm görüntülerde BB=2×2, Ç=K durumunda en iyi sonucun elde edildiği görülmüştür. Ancak RUBS-DLT yönteminin farklı kontrol parametrelerinde elde edilen birleşik görüntüler için yapılan görsel değerlendirmelerde hiçbir görüntü için bu durumun en iyi olmadığı da bir gerçektir. Ayrıca, diğer metriklerden hiçbirisi herhangi bir görüntü için bu durumun en iyi olduğunu da göstermediğinden dolayı RUBS-DLT yöntemi için BF metriğinin sağlıklı bir değerlendirme yapamadığı söylenebilir. Bundan dolayı, RUBS-DLT için yapılan değerlendirmelerde BF metriği göz önüne alınmayacaktır.

Tablo 2.6. RUBS-DLT yöntemi ile elde edilen sonuçların referans tabanlı metrikler ile değerlendirilmesi.

		BB=2×2			BB=4×4			BB=8×8			BB=16×16			BB=32×32		
		PSNR	KB	YB	PSNR	KB	YB	PSNR	KB	YB	PSNR	KB	YB	PSNR	KB	YB
Kaya	Ç=K	57,4037	3,6572	0,8144	95,9408	7,4119	0,9970	90,7783	7,3394	0,9947	83,7302	7,1740	0,9878	78,0944	6,9551	0,9776
	Ç=A	57,4037	3,6572	0,8144	**96,0673**	**7,4166**	**0,9971**	90,7783	7,3394	0,9947	83,7302	7,1740	0,9878	78,0944	6,9551	0,9776
Arabalar	Ç=K	62,6013	5,5257	0,9228	96,3157	7,0062	0,9841	104,7180	7,3835	0,9946	125,2330	7,5365	0,9992	152,4301	7,6111	0,9999
	Ç=A	62,6013	5,5257	0,9228	117,9488	7,3783	0,9973	134,2155	7,5879	0,9995	126,2021	7,6143	0,9993	**153,4885**	**7,6221**	**0,9999**

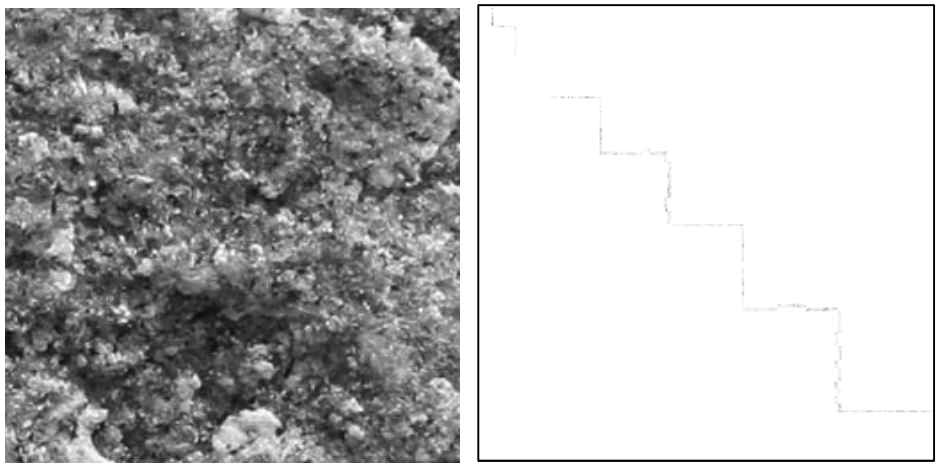
Tablo 2.7. RUBS-DLT yöntemi ile elde edilen sonuçların objektif metrikler ile değerlendirilmesi.

		BB=2×2			BB=4×4			BB=8×8			BB=16×16			BB=32×32		
		VAR	BF	KTK	VAR	BF	KTK	VAR	BF	KTK	VAR	BF	KTK	VAR	BF	KTK
Kaya	Ç=K	1706,0001	8,7704	0,5953	2109,7913	7,4779	0,7416	2103,4214	7,4729	0,7399	2092,0168	7,4668	0,7344	2068,9901	7,4441	0,7260
	Ç=A	1706,0001	**8,7704**	0,5953	**2110,1691**	7,4799	**0,7418**	2103,4214	7,4729	0,7399	2092,0168	7,4668	0,7344	2068,9901	7,4441	0,7260
Arabalar	Ç=K	2881,1508	11,0160	0,7276	3160,2429	10,1293	0,8121	3170,1585	10,2742	0,8189	3175,5861	10,3319	0,8182	3176,9614	10,3860	0,8181
	Ç=A	2881,1508	**11,0160**	0,7276	3172,3653	10,2567	0,8164	3176,3809	10,3686	**0,8183**	3176,3923	10,3922	0,8184	**3177,0186**	10,3917	0,8181
Lab	Ç=K	2134,0773	11,0401	0,6739	2233,5690	9,7894	0,7222	2248,3518	9,8092	0,7439	2251,9162	9,8679	0,7479	2239,8950	9,7868	0,7455
	Ç=A	2134,0773	**11,0401**	0,6739	2250,9274	9,9856	0,7427	**2256,0553**	9,9040	0,7466	2253,2905	9,9007	**0,7479**	2239,8950	9,7868	0,7455
Pepsi	Ç=K	1967,0621	9,8274	0,7437	1990,8240	8,7393	0,7266	2011,6188	8,8488	0,7534	2016,4490	8,9532	0,7627	2017,9280	9,0633	0,7663
	Ç=A	1967,0621	**9,8274**	0,7437	2008,6243	8,8307	0,7494	2015,3657	8,9946	0,7611	2017,6614	9,0239	0,7648	**2017,9280**	9,0633	**0,7663**
Bayrak	Ç=K	6680,7671	11,2553	0,5906	6969,5422	10,0797	0,6517	7070,6795	10,2368	0,6768	7108,2606	10,2382	0,6779	7049,4284	10,1919	0,6718
	Ç=A	6680,7671	**11,2553**	0,5906	7078,3910	10,2242	0,6685	7098,0008	10,2387	**0,6820**	**7110,6895**	10,2564	0,6779	7049,4284	10,1919	0,6718
Saat2	Ç=K	3186,2568	9,7989	0,6755	3253,1949	8,8570	0,6940	3269,8704	9,2215	0,7204	3251,6275	9,3064	0,7214	3245,2971	9,2071	0,7206
	Ç=A	3186,2568	**9,7989**	0,6755	3260,7740	9,2106	0,7150	**3272,2671**	9,3044	**0,7235**	3251,6275	9,3064	0,7214	3245,2971	9,2071	0,7206

Tablo 2.8. RUBS-DLT yöntemi için metriklere ve görsel değerlendirmeye göre en iyi durumlar.

	BB=2×2 Ç=A	**BB=4×4 Ç=K**	**BB=4×4 Ç=A**	**BB=8×8 Ç=A**	**BB=16×16 Ç=A**	**BB=32×32 Ç=A**
Kaya	BF		PSNR, YB, KB, VAR, KTK, GD			
Arabalar	BF			KTK		PSNR, YB, KB, VAR, GD
Lab	BF			VAR	KTK, GD	
Pepsi	BF					VAR, KTK, GD
Bayrak	BF			KTK, GD	VAR	
Saat2	BF			VAR, KTK, GD		

Kaya görüntüsü için tüm metrikler ve görsel değerlendirme açısından BB=4×4, Ç=A durumunda en iyi elde edildiğini göstermektedir ve dolayısıyla tüm metrikler arasında bir uyum söz konusudur. Birleştirme sonucu Şekil 2.21'de verilmiştir.



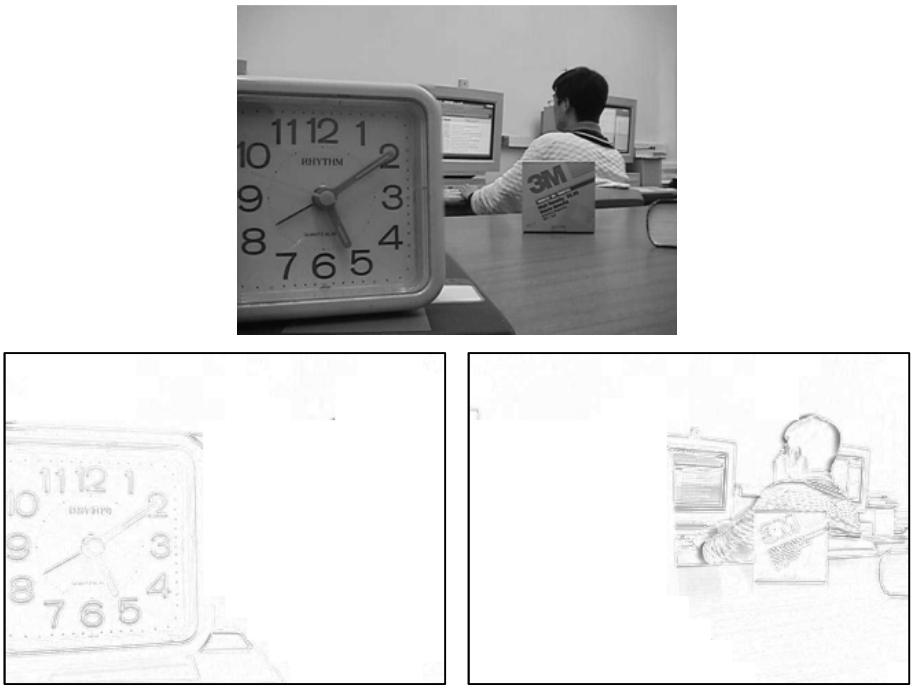
Şekil 2.21. *Kaya*: RUBS-DLT yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (BB=4×4, Ç=A) ve hata görüntüsü.

Arabalar görüntüsü için KTK metriği açısından en iyi sonucun BB=8×8, Ç=A durumunda elde edildiği, diğer metrikler ve görsel değerlendirme açısından en iyi sonucun BB=32×32, Ç=A durumunda elde edildiği görülmektedir. Dolayısıyla KTK metriği hariç diğer metrikler arasında bir uyum söz konusudur. BB=32×32, Ç=A durumu için görsel sonuç Şekil 2.22'de görülmektedir.



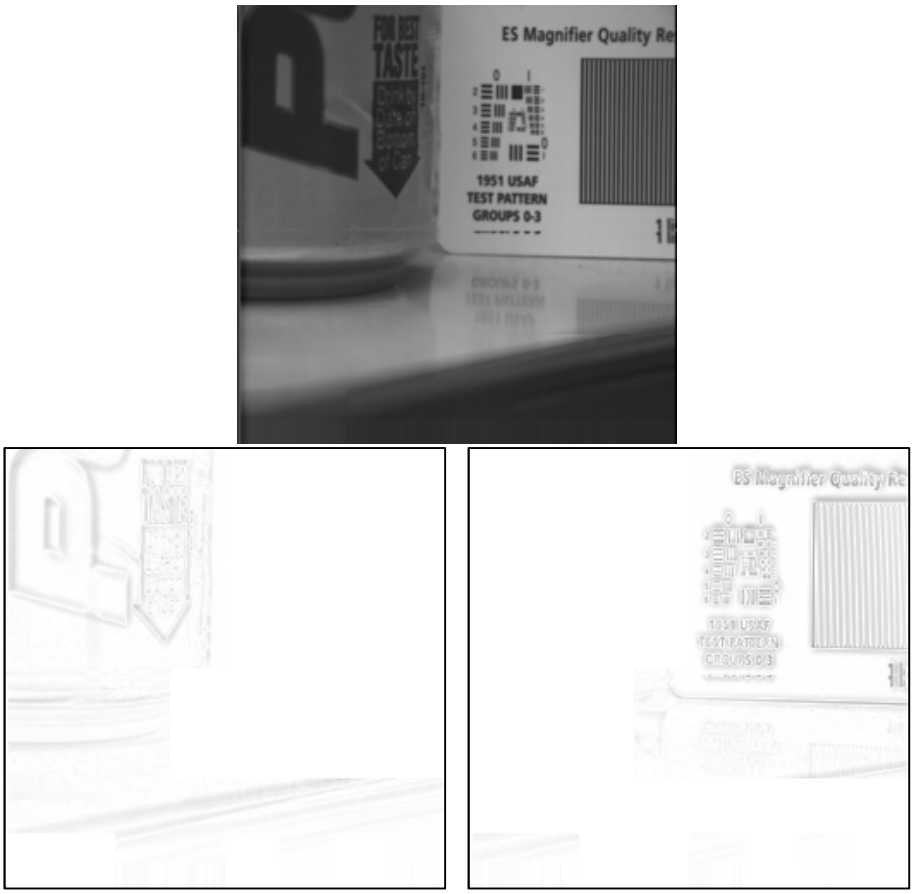
Şekil 2.22. *Arabalar*: RUBS-DLT yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (BB=32×32, Ç=A) ve hata görüntüsü.

Lab görüntüsü için VAR metriği açısından en iyi sonucun BB=8×8, Ç=A durumunda elde edildiği, KTK metriği ve görsel değerlendirme açısından en iyi sonucun BB=16×16, Ç=A durumunda elde edildiği görülmektedir. Görsel sonuç Şekil 2.23'de verilmiştir.



Şekil 2.23. *Lab*: RUBS-DLT yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (BB=16×16, Ç=A) ve hata görüntüsü.

Pepsi görüntüsü için VAR ve KTK metrikleri açısından en iyi sonucun BB=32×32, Ç=A durumunda elde edildiği görülmektedir ve görsel sonuç Şekil 2.24'de görülmektedir.



Şekil 2.24. *Pepsi*: RUBS-DLT yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (BB=32×32, Ç=A) ve hata görüntüsü.

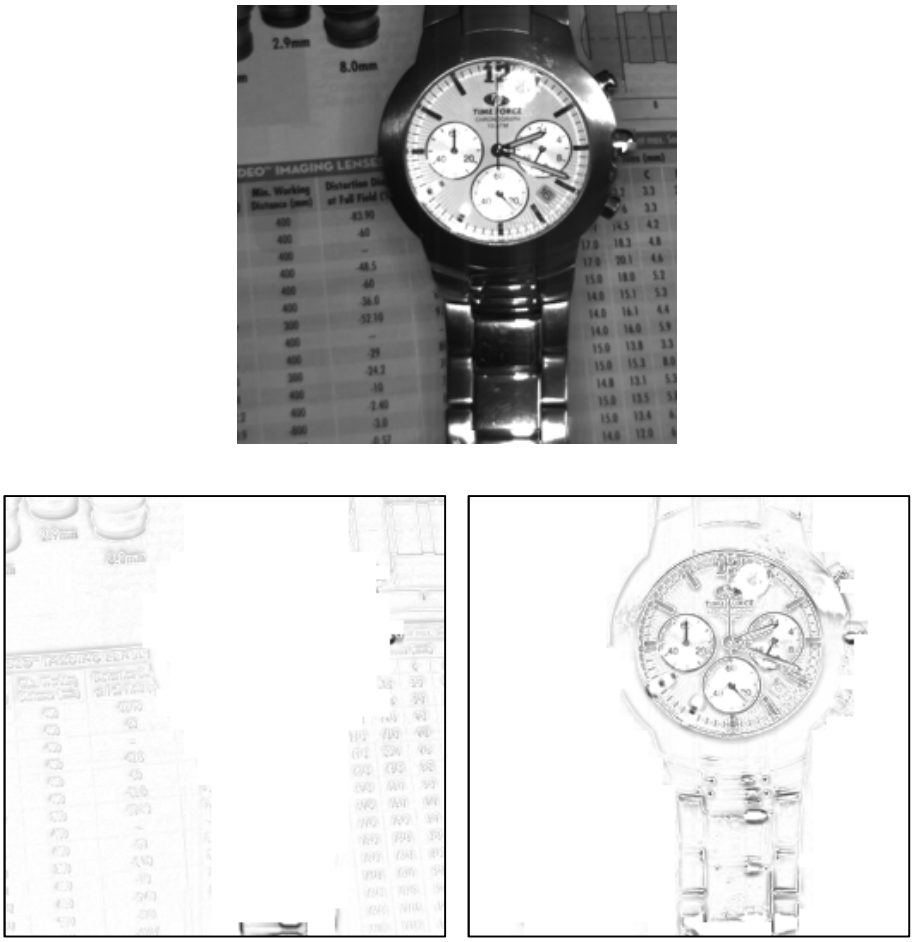
Bayrak görüntüsü için KTK metriği ve görsel değerlendirme açısından en iyi sonucun BB=8×8, Ç=A durumunda elde edildiği, VAR metriği açısından en iyi sonucun BB=16×16, Ç=A durumunda elde edildiği görülmektedir. Şekil 2.25'de BB=8×8, Ç=A durumunda elde edilen birleştirme sonucu verilmiştir.

Saat2 görüntüsü için VAR, KTK metrikleri ve görsel değerlendirme açısından en iyi sonucun BB=8×8, Ç=A durumunda elde edilmiştir ve görsel sonuç Şekil 2.26 verilmiştir.



Şekil 2.25. *Bayrak*: RUBS-DLT yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (BB=8×8, Ç=A) ve hata görüntüsü.

RUBS-DLT yöntemi için genel bir değerlendirme yapılacak olursa, KTK metriği ile görsel değerlendirme *Kaya*, *Lab*, *Pepsi*, *Bayrak* ve *Saat2* görüntüleri ile uyumludur. VAR metriği ile görsel değerlendirme ise *Kaya*, *Arabalar* ve *Pepsi* görüntüleri ile uyumludur. Referans tabanlı metriklerden tümü görsel sonuçlar ile uyum sağlamaktadır ve kendi aralarında da uyumludurlar. Tüm metrikler bir arada değerlendirildiğinde Ç=A durumunda daha iyi sonuçların elde edildiği söylenebilir. Ancak BB için 2x2 durumu hariç farklı görüntüler için en iyi sonuçlar farklı BB değerlerinde elde edildiğinden dolayı BB ile ilgili bir genelleme yapmak pek de mümkün olmamaktadır.



Şekil 2.26. *Saat2*: RUBS-DLT yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (BB=8×8, Ç=A) ve hata görüntüsü.

2.3.2.3. RUBS-URF Yönteminin Deneysel Sonuçları

RUBS-URF tabanlı görüntü birleştirme yöntemi ait sonuçlar Tablo 2.9, 2.10 ve 2.11'e göre incelendiğinde *Kaya* görüntüsü için tüm metrikler ve görsel değerlendirme BB=2×2, Ç=A durumunda en iyi elde edildiğini göstermektedir ve dolayısıyla tüm metrikler arasında bir uyum söz konusudur. Bu duruma ait görsel sonuç Şekil 2.27'de verilmiştir.

Tablo 2.9. RUBS-URF yöntemi ile elde edilen sonuçların referans tabanlı metrikler ile değerlendirilmesi.

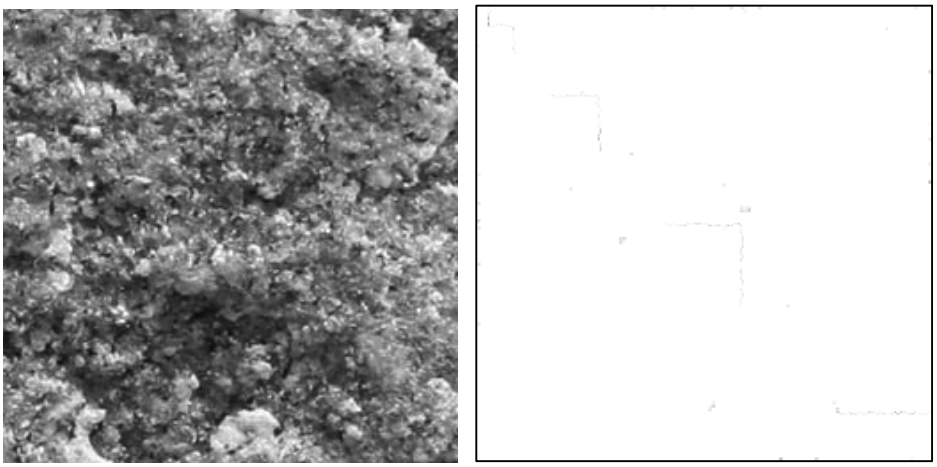
		BB=2×2			BB=4×4			BB=8×8			BB=16×16			BB=32×32		
		PSNR	KB	YB	PSNR	KB	YB	PSNR	KB	YB	PSNR	KB	YB	PSNR	KB	YB
Kaya	Ç=K	83,4450	7,0271	0,9918	96,9446	7,4053	0,9973	91,2826	7,3255	0,9947	83,9230	7,1718	0,9880	78,3316	6,9627	0,9780
	Ç=A	**103,1886**	**7,4443**	**0,9991**	97,1390	7,4127	0,9973	91,2355	7,3277	0,9946	83,9230	7,1718	0,9880	78,3316	6,9627	0,9780
Arabalar	Ç=K	67,8153	5,8907	0,9212	72,1075	6,3103	0,9421	78,3060	6,6914	0,9599	90,4714	7,1461	0,9886	116,2217	7,4759	0,9983
	Ç=A	69,0148	5,9935	0,9386	73,8427	6,5062	0,9554	87,6694	7,2619	0,9867	99,6258	7,4797	0,9964	**133,8834**	**7,5793**	**0,9993**

Tablo 2.10. RUBS-URF yöntemi ile elde edilen sonuçların objektif metrikler ile değerlendirilmesi.

		BB=2×2			BB=4×4			BB=8×8			BB=16×16			BB=32×32		
		VAR	BF	KTK	VAR	BF	KTK	VAR	BF	KTK	VAR	BF	KTK	VAR	BF	KTK
Kaya	Ç=K	2076,3530	7,4298	0,7223	2109,6251	7,4783	0,7417	2104,4356	7,4720	0,7399	2092,4342	7,4677	0,7345	2069,4877	7,4396	0,7266
	Ç=A	**2113,6169**	**7,4806**	**0,7424**	2110,3306	7,4800	0,7419	2104,5210	7,4723	0,7399	2092,4342	7,4677	0,7345	2069,4877	7,4396	0,7266
Arabalar	Ç=K	3009,1214	10,2824	0,7642	3069,7997	10,2924	0,8104	3123,0798	10,3133	0,8220	3162,7296	10,2230	0,8190	3174,0969	10,3275	0,8187
	Ç=A	3042,9218	**10,3851**	0,7961	3108,3202	10,3696	0,8164	3157,9013	10,3672	**0,8224**	3173,2404	10,3472	0,8181	**3176,2268**	10,3680	0,8185
Lab	Ç=K	2199,1531	9,7785	0,6780	2227,8283	9,7601	0,7250	2246,7628	9,7909	0,7442	2252,3700	9,8502	0,7478	2243,6823	9,8101	0,7461
	Ç=A	2222,9507	9,9078	0,7128	2246,5041	**9,9125**	0,7404	**2255,6568**	9,8956	0,7471	2253,0088	9,8758	**0,7479**	2243,6823	9,8101	0,7461
Pepsi	Ç=K	1934,5881	8,7151	0,6952	1972,2522	8,7579	0,7425	2002,0142	8,8657	0,7590	2014,5033	9,0020	0,7642	2019,4752	9,1510	0,7653
	Ç=A	1946,1037	8,7372	0,7288	1989,0760	8,8385	0,7532	2009,3592	8,9972	0,7642	2019,1806	9,0937	**0,7666**	**2019,4752**	**9,1510**	0,7653
Bayrak	Ç=K	6720,0490	9,9316	0,5681	6911,0232	10,0393	0,6465	7045,0866	10,0932	0,6748	7107,0670	10,1908	0,6776	7059,4491	10,1434	0,6716
	Ç=A	6755,8222	9,9668	0,6067	6961,8784	10,1892	0,6671	7059,0339	10,2219	**0,6803**	**7112,1534**	**10,2341**	0,6780	7059,4491	10,1434	0,6716
Saat2	Ç=K	3144,0376	8,6579	0,6378	3244,1526	8,8963	0,6956	3255,6917	9,1343	0,7156	3253,8908	9,2130	0,7205	3247,1966	9,1700	0,7207
	Ç=A	3193,9168	8,8208	0,6851	3255,7738	9,2408	0,7172	**3256,9340**	**9,2921**	**0,7213**	3253,8187	9,2358	0,7199	3247,1966	9,1700	0,7207

Tablo 2.11. RUBS-URF yöntemi için metriklere ve görsel değerlendirmeye göre en iyi durumlar.

	BB=2×2 Ç=K	**BB=2×2 Ç=A**	**BB=4×4 Ç=A**	**BB=8×8 Ç=A**	**BB=16×16 Ç=A**	**BB=32×32 Ç=A**
Kaya		PSNR, YB, KB, VAR, BF, KTK, GD				
Arabalar		BF		KTK		PSNR, YB, KB, VAR, GD
Lab			BF	VAR	KTK, GD	
Pepsi					KTK, GD	BF, VAR
Bayrak				KTK	VAR, BF, GD	
Saat2				VAR, BF, KTK, GD		



Şekil 2.27. *Kaya*: RUBS-URF yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (BB=2×2, Ç=A) ve hata görüntüsü.

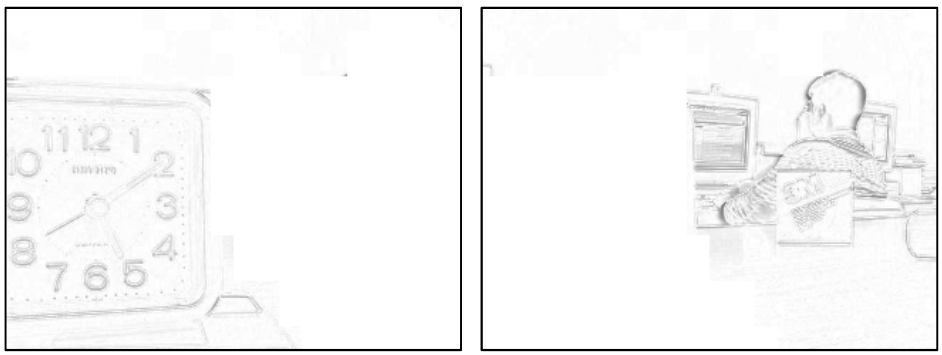
Arabalar görüntüsü görüntüsü için BF metriği açısından en iyi sonucun BB=2×2, Ç=A durumunda elde edildiği, KTK metriği açısından en iyi sonucun BB=8×8, Ç=A durumunda elde edildiği ve diğer tüm metrikler ve görsel değerlendirme açısından BB=32×32, Ç=A durumunda en iyi elde edildiği görülmektedir. BB=32×32, Ç=A durumunda elde edilen birleştirme sonucu Şekil 2.28'de görülmektedir.



Şekil 2.28. *Arabalar*: RUBS-URF yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (BB=32×32, Ç=A) ve hata görüntüsü.

Lab görüntüsü için BF metriği açısından en iyi sonucun BB=4×4, Ç=A durumunda elde edildiği, VAR metriği açısından en iyi sonucun BB=8×8, Ç=A durumunda elde edildiği, KTK metriği ve görsel değerlendirme açısından en iyi sonucun BB=16×16, Ç=A durumunda elde edildiği görülmektedir. BB=16×16, Ç=A durumu için birleşik görüntü Şekil 2.29'da verilmiştir.

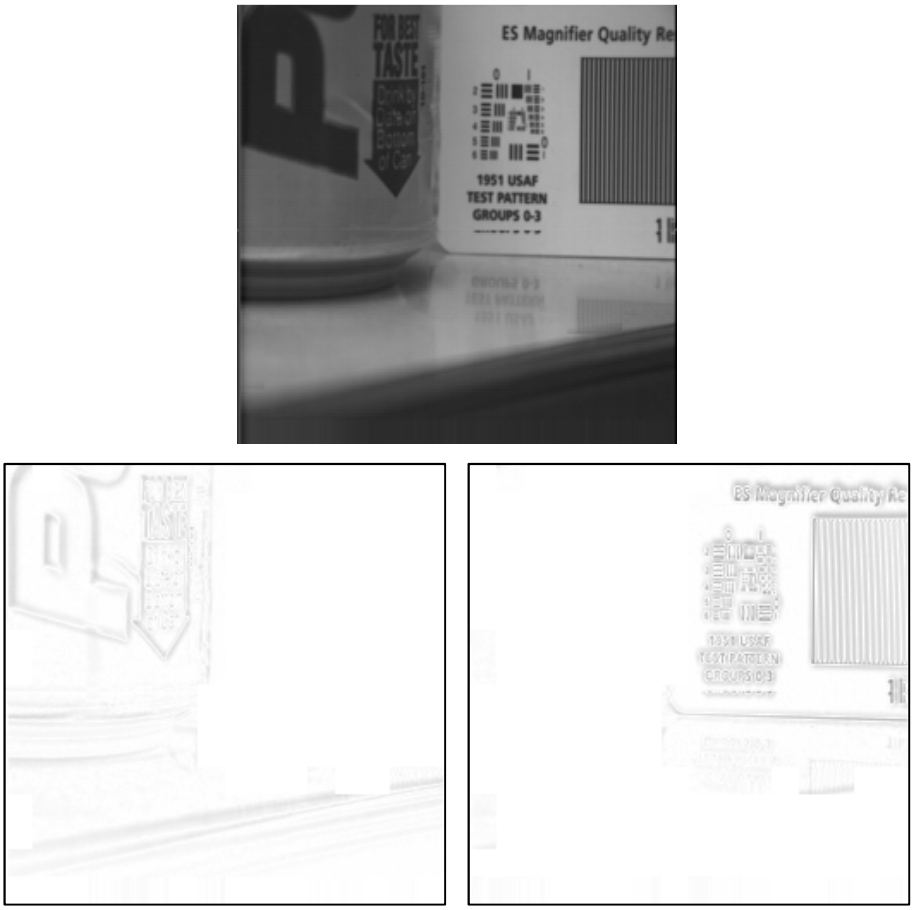




Şekil 2.29. *Lab*: RUBS-URF yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (BB=16×16, Ç=A) ve hata görüntüsü.

Pepsi görüntüsü için KTK metriği ve görsel değerlendirme açısından en iyi sonucun BB=16×16, Ç=A durumunda, BF ve VAR metrikleri açısından en iyi sonucun BB=32×32, Ç=A durumunda elde edildiği elde edildiği görülmektedir. Şekil 2.30'da BB=16×16, Ç=A durumunda elde edilen görsel sonuç verilmiştir.

Bayrak görüntüsü için KTK metriği açısından en iyi sonucun BB=8×8, Ç=A durumunda elde edildiği, VAR ve BF metrikleri ve görsel değerlendirme açısından en iyi sonucun BB=16x16, Ç=A durumunda (Şekil 2.31'de verilmiştir) elde edildiği görülmektedir.



Şekil 2.30. *Pepsi*: RUBS-URF yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (BB=16×16, Ç=A) ve hata görüntüsü.



Şekil 2.31. *Bayrak*: RUBS-URF yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (BB=16×16, Ç=A) ve hata görüntüsü.

Saat2 görüntüsü için tüm metrikler ve görsel değerlendirme açısından en iyi sonucun BB=8×8, Ç=A durumunda elde edildiği görülmektedir. BB=8×8, Ç=A durumunda elde edilen görsel sonuç Şekil 2.32'de sunulmuştur.

RUBS-URF yöntemi için genel bir değerlendirme yapılacak olursa, KTK metriği ile görsel değerlendirme *Kaya*, *Lab*, *Pepsi* ve *Saat2* görüntüleri ile uyumludur. VAR metriği ile görsel değerlendirme ise *Kaya*, *Arabalar* ve *Bayrak* görüntüleri ile uyumludur. Referans tabanlı metriklerden tümü görsel sonuçlar ile *Kaya* görüntüsü için uyum sağlarken *Arabalar* görüntüsü için sadece VAR ile uyum sağlamışlardır. Referans tabanlı metrikler kendi aralarında da uyumludurlar. Tüm metrikler bir arada değerlendirildiğinde Ç=A durumunda daha iyi sonuçların elde edildiği söylenebilir. Ancak BB açısından farklı görüntüler için en iyi sonuçlar farklı BB değerlerinde elde edildiğinden dolayı BB ile ilgili bir genelleme yapmak pek de mümkün olmamaktadır.



Şekil 2.32. *Saat2*: RUBS-URF yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (BB=8×8, Ç=A) ve hata görüntüsü.

2.3.3. LPD Yönteminin Deneysel Sonuçları

LPD tabanlı görüntü birleştirme yönteminde kontrol parametresi olarak ayrıştırma seviyesi (AS) 2, 3, 4, 5 ve 6 olarak test edilmiş ve çoğunluk süzgeci açık/aktif (Ç=A) ve kapalı/pasif (Ç=K) olarak test edilmiştir.

LPD tabanlı görüntü birleştirme yöntemine ait test görüntülerinin birleştirilmesiyle elde edilen sayısal sonuçlar farklı parametreler için Tablo 2.12, 2.13 ve 2.14'de verilmiştir.

Tablo 2.12. LPD yöntemi ile elde edilen sonuçların referans tabanlı metrikler ile değerlendirilmesi.

		AS=2			AS=3			AS=4			AS=5			AS=6		
		PSNR	**KB**	**YB**	**PSNR**	**KB**	**YB**	**PSNR**	**KB**	**YB**	**PSNR**	**KB**	**YB**	**PSNR**	**KB**	**YB**
Kaya	Ç=K	88,9395	4,9885	0,9969	87,0288	4,9018	0,9966	86,4747	4,7807	0,9966	86,3267	4,7587	0,9966	86,2860	4,7533	0,9965
	Ç=A	95,5231	5,5640	0,9979	**96,2972**	6,3103	**0,9981**	96,1995	**6,3360**	0,9980	96,1546	6,3357	0,9980	96,1219	6,3332	0,9980
Arabalar	Ç=K	80,5642	4,4982	0,9855	94,4366	4,9795	0,9938	103,0832	5,3121	0,9969	94,7975	4,9030	0,9965	90,9922	4,5969	0,9961
	Ç=A	80,3783	4,4779	0,9854	92,8003	4,9063	0,9935	**106,5648**	**5,3662**	0,9970	101,6239	5,1369	**0,9973**	99,4783	5,0874	0,9972

Tablo 2.13. LPD yöntemi ile elde edilen sonuçların objektif metrikler ile değerlendirilmesi.

		AS=2			AS=3			AS=4			AS=5			AS=6		
		VAR	**BF**	**KTK**	**VAR**	**BF**	**KTK**	**VAR**	**BF**	**KTK**	**VAR**	**BF**	**KTK**	**VAR**	**BF**	**KTK**
Kaya	Ç=K	2121,9786	5,4974	0,7267	2170,8455	5,4663	0,7255	2181,3459	5,3665	0,7250	2183,4991	5,3477	0,7251	**2183,8399**	5,3433	0,7251
	Ç=A	2069,8722	5,9517	0,7344	2113,0037	6,6367	0,7366	2117,7764	6,6616	0,7365	2118,2674	**6,6630**	**0,7366**	2118,2620	6,6606	0,7366
Arabalar	Ç=K	2939,2607	8,0432	0,7836	3054,5085	8,1585	0,7942	3202,7100	8,1503	0,7960	3294,1202	7,4823	0,7928	**3323,3770**	7,0158	0,7867
	Ç=A	2935,5868	8,0436	0,7833	3033,1020	8,1197	0,7947	3139,9700	**8,1978**	**0,7984**	3220,1451	7,7134	0,7947	3245,2745	7,5432	0,7976
Lab	Ç=K	2230,8448	8,1711	0,6999	2273,8913	8,0102	0,7010	2303,1200	7,8822	0,7003	2323,5086	7,7704	0,7006	**2324,9566**	7,6453	0,6980
	Ç=A	2203,4749	**8,2953**	0,7059	2226,9086	8,2119	**0,7060**	2242,9528	8,1543	0,7049	2249,2133	8,1366	0,7050	2243,5426	7,9022	0,7033
Pepsi	Ç=K	2015,7222	7,3794	0,7407	2047,8381	7,2376	0,7378	2067,3123	7,0939	0,7364	2083,0718	7,0524	0,7353	**2100,9636**	7,0626	0,7350
	Ç=A	2014,5822	**7,4427**	**0,7448**	2041,8225	7,4385	0,7432	2057,9020	7,3723	0,7416	2065,0983	7,3666	0,7417	2070,5701	7,3612	0,7423
Bayrak	Ç=K	7152,0076	7,3379	0,6446	7285,8550	7,1253	0,6429	7363,3861	6,9746	0,6427	7403,9518	6,9187	0,6424	**7423,5092**	6,9759	0,6413
	Ç=A	7107,2107	**7,4150**	**0,6494**	7195,3947	7,3858	0,6484	7229,9799	7,3328	0,6480	7246,8596	7,3495	0,6465	7252,4267	7,3273	0,6458
Saat2	Ç=K	3398,2642	6,9687	0,6858	3461,2691	6,8773	0,6847	3507,3560	6,8204	0,6837	3540,3253	6,8305	0,6826	**3563,8182**	6,7779	0,6816
	Ç=A	3345,3317	**7,1262**	**0,6962**	3389,4715	7,1223	0,6949	3421,6646	7,0888	0,6935	3440,9426	7,0552	0,6928	3458,1875	7,0057	0,6917

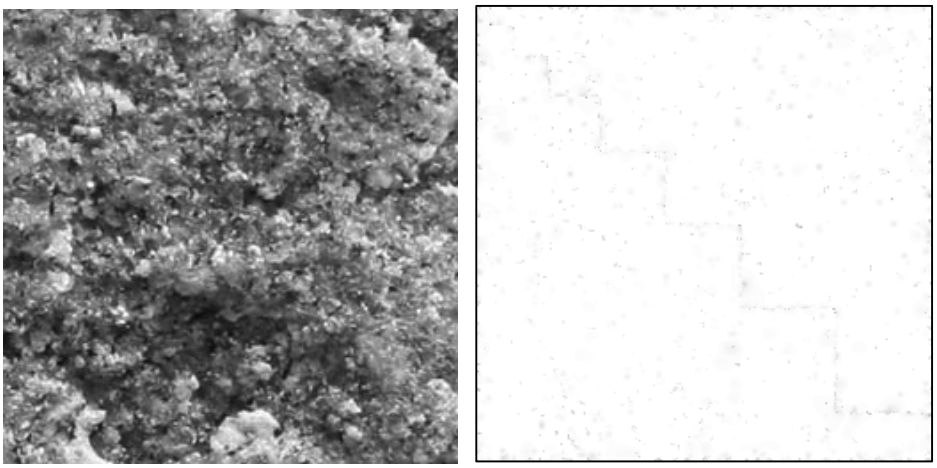
Tablo 2.14. LPD yöntemi için metriklere ve görsel değerlendirmeye göre en iyi durumlar.

	AS=2 Ç=A	**AS=3 Ç=A**	**AS=4 Ç=A**	**AS=5 Ç=A**	**AS=6 Ç=K**
Kaya		PSNR, YB, GD	KB	BF, KTK	VAR
Arabalar			PSNR, KB, BF, KTK, GD	YB	VAR
Lab	BF	KTK, GD			VAR
Pepsi	BF, KTK, GD				VAR
Bayrak	BF, KTK, GD				VAR
Saat2	BF, KTK, GD				VAR

LPD tabanlı görüntü birleştirme yöntemine ait sonuçlar Tablo 2.12, 2.13 ve 2.14'e göre incelendiğinde VAR metriği açısından tüm görüntülerde AS=6, Ç=K durumunda en iyi sonucun elde edildiği görülmüştür. Ancak LPD yönteminin farklı kontrol parametrelerinde elde edilen birleşik görüntüler için yapılan görsel değerlendirmelerde hiçbir görüntü için bu durumun en iyi olmadığı da bir gerçektir. Ayrıca, diğer metriklerden hiçbirisi herhangi bir görüntü için bu durumun en iyi olduğunu da göstermediğinden dolayı LPD yöntemi için VAR metriğinin sağlıklı bir değerlendirme yapamadığı söylenebilir. Bundan dolayı, LPD için yapılan değerlendirmelerde VAR metriği göz önüne alınmayacaktır.

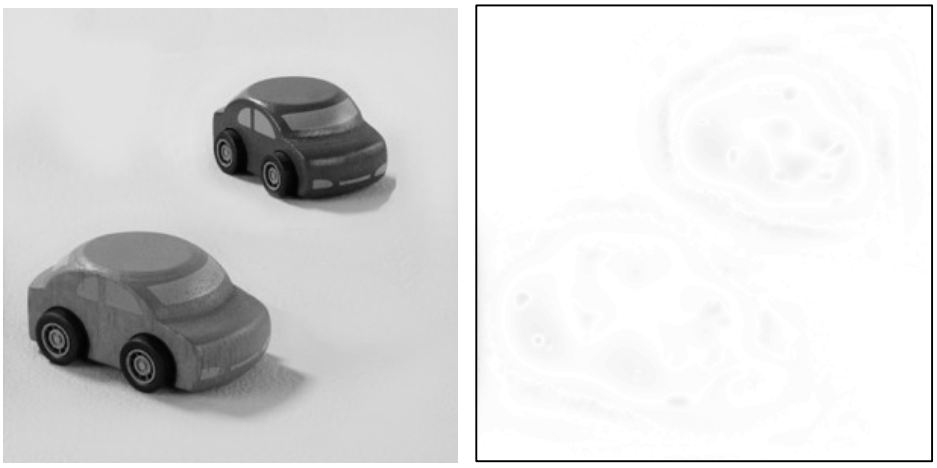
Diğer taraftan, *Kaya* görüntüsü için PSNR, YB ve görsel değerlendirme açısından en iyi sonucun AS=2, Ç=A durumunda, KB açısından AS=4, Ç=A durumunda, BF ve KTK metrikleri açısından AS=5, Ç=A durumunda elde edildiği görülmektedir. Bu yapay görüntü kümesi için, referans tabanlı metriklerden PSNR ve YB aynı en iyi duruma işaret ederken KB için durum farklıdır. Objektif metrikler ise tamamen referans tabanlı metriklerden farklı durumları en iyi olarak yorumlamıştır. Görsel değerlendirmede ise en iyi sonucun PSNR ve YB'nin işaret etmekte olduğu AS=3, Ç=A durumunda elde edildiği görülmektedir ve bu duruma ait görsel sonuç Şekil 2.33'de verilmiştir.

Arabalar görüntüsü için YB hariç diğer tüm metrikler AS=4, Ç=A durumda en iyi sonucun elde edildiğini söylemektedir ve Şekil 2.34'de verilen görsel değerlendirme de bu durumu pekiştirmektedir.



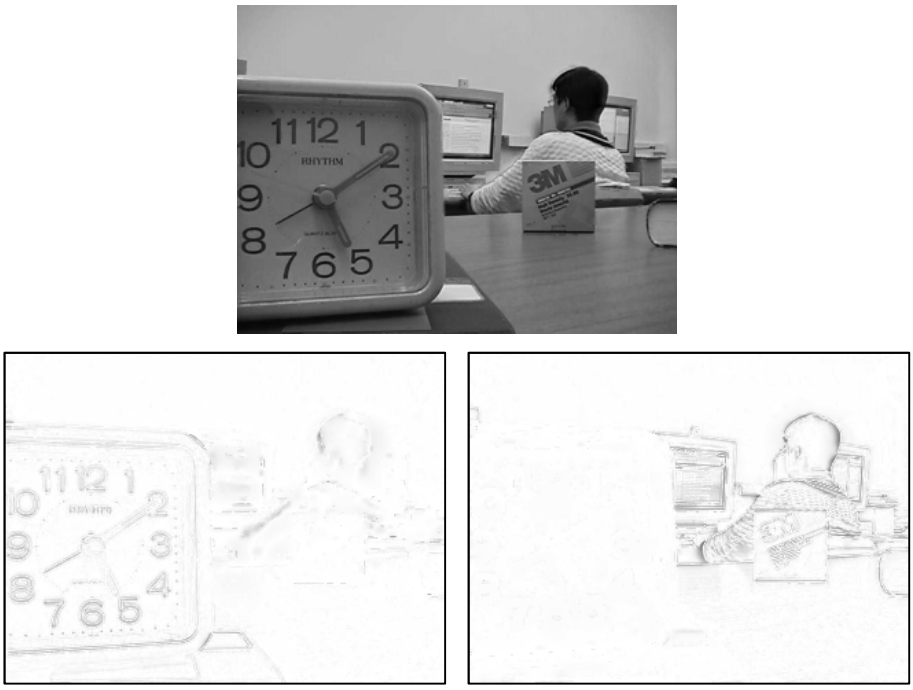
Şekil 2.33. *Kaya*: LPD yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (AS=3, Ç=A) ve hata görüntüsü.

Lab görüntüsü için BF metriği açısından en iyi sonucun AS=2, Ç=A durumunda elde edildiği, KTK metriği ve görsel değerlendirme açısından en iyi sonucun AS=3, Ç=A durumunda elde edildiği görülmektedir. AS=3, Ç=A durumda elde edilen birleşik görüntü Şekil 2.35'de görülmektedir.



Şekil 2.34. *Arabalar*: LPD yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (AS=4, Ç=A) ve hata görüntüsü.

Pepsi, *Bayrak* ve *Saat2* görüntüleri için BF ve KTK metrikleri açısından ve görsel değerlendirmelerle de en iyi sonucun AS=2, Ç=A durumunda elde edildiği görülmektedir. Bu durumda elde edilen görsel sonuçlar sırasıyla Şekil 2.36, Şekil 2.37 ve Şekil 2.38'de verilmiştir.



Şekil 2.35. *Lab*: LPD yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (AS=3, Ç=A) ve hata görüntüsü.



Şekil 2.36. *Pepsi*: LPD yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (AS=2, Ç=A) ve hata görüntüsü.



Şekil 2.37. *Bayrak*: LPD yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (AS=2, Ç=A) ve hata görüntüsü.



Şekil 2.38. *Saat2*: LPD yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (AS=2, Ç=A) ve hata görüntüsü.

LPD yöntemi için genel bir değerlendirme yapılacak olursa, KTK metriği ile görsel değerlendirme *Arabalar*, *Lab*, *Pepsi*, *Bayrak* ve *Saat2* görüntüleri ile uyumludur. BF metriği ile görsel değerlendirme ise *Arabalar*, *Pepsi*, *Bayrak* ve *Saat2* görüntüleri ile uyumludur. Referans tabanlı metriklerden PSNR ise her iki yapay görüntü için de görsel sonuçlar ile uyum sağlamaktadır. Referans tabanlı metrikler ile objektif metrikler *Arabalar* görüntüsü için birbirleri arasında uyum sağlarken, aynı durum *Kaya* görüntüsü için geçerli değildir. Tüm metrikler bir arada değerlendirildiğinde aralarında tam bir uyum olmasa da genel olarak düşük ayrıştırma seviyelerinde (AS=2, 3, 4) ve Ç=A durumunda LPD yönteminin daha iyi sonuçlar verdiğini söylemek mümkündür.

2.3.4. ADD Yönteminin Deneysel Sonuçları

ADD tabanlı görüntü birleştirme yönteminde kontrol parametresi olarak ayrıştırma seviyesi (AS) için 4, 5, 6, 7 ve 8 değerleri ve dalgacık süzgeç ailesi olarak ‘Db4’ ve ‘Sym8’ kullanılarak deneyler gerçekleştirilmiştir.

ADD tabanlı görüntü birleştirme yöntemine ait test görüntülerinin birleştirilmesiyle elde edilen sayısal sonuçlar farklı parametreler için Tablo 2.15, 2.16 ve 2.17’de sunulmuştur.

ADD tabanlı görüntü birleştirme yöntemine ait sonuçlar Tablo 2.15, 2.16 ve 2.17’ye göre incelendiğinde *Kaya* görüntüsü için PSNR, KB, YB, BF metrikleri ve görsel değerlendirme açısından AS=5, Sym8 durumunda en iyi sonucun elde edildiği, VAR metriği açısından AS=7, Db4 durumunda en iyi sonucun elde edildiği, KTK metriği açısından AS=7, Sym8 durumunda en iyi sonucun elde edildiği görülmektedir. Referans tabanlı metrikler kendi aralarında uyum sağlarken objektif metriklerden sadece BF ile bu durum uyum sağlamaktadır. Diğer objektif metrikler ise farklı durumları en iyi olarak belirlemektedir. AS=5, Sym8 durumunda elde edilen görsel sonuç Şekil 2.39’da verilmiştir.

Tablo 2.15. ADD yöntemi ile elde edilen sonuçların referans tabanlı metrikler ile değerlendirilmesi.

		AS=4			AS=5			AS=6			AS=7			AS=8		
		PSNR	**KB**	**YB**	**PSNR**	**KB**	**YB**	**PSNR**	**KB**	**YB**	**PSNR**	**KB**	**YB**	**PSNR**	**KB**	**YB**
Kaya	Sym8	94,7751	4,7484	0,9968	**95,1172**	**4,7902**	**0,9968**	95,0895	4,7833	0,9968	95,0805	4,7800	0,9968	94,9044	4,7417	0,9968
	Db4	92,9906	4,5209	0,9962	93,1930	4,5372	0,9962	93,0657	4,5249	0,9962	92,7589	4,4861	0,9962	91,8213	4,4142	0,9961
Arabalar	Sym8	75,0095	4,2300	0,9855	88,6923	4,4658	0,9938	100,3185	4,7358	0,9968	**103,0883**	**4,8474**	**0,9969**	102,5981	4,8151	0,9969
	Db4	74,3746	4,1080	0,9820	87,7103	4,1940	0,9919	95,6861	4,3026	0,9948	98,1772	4,3101	0,9951	97,7496	4,3237	0,9951

Tablo 2.16. ADD yöntemi ile elde edilen sonuçların objektif metrikler ile değerlendirilmesi.

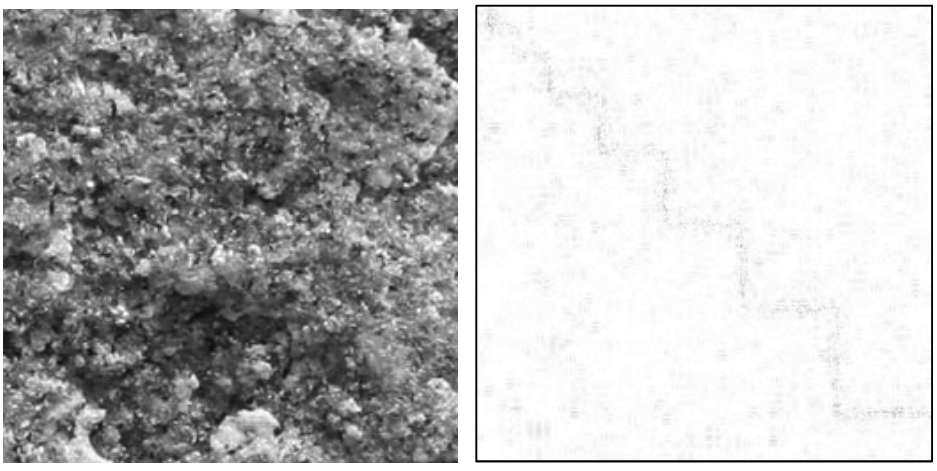
		AS=4			AS=5			AS=6			AS=7			AS=8		
		VAR	**BF**	**KTK**	**VAR**	**BF**	**KTK**	**VAR**	**BF**	**KTK**	**VAR**	**BF**	**KTK**	**VAR**	**BF**	**KTK**
Kaya	Sym8	2105,3440	5,3269	0,7255	2117,3761	**5,3664**	0,7255	2120,9963	5,3646	0,7256	2122,2686	5,3607	**0,7256**	2125,1166	5,3295	0,7255
	Db4	2109,3957	5,1544	0,7220	2120,3686	5,1772	0,7219	2124,5446	5,1702	0,7220	**2134,4024**	5,1401	0,7221	2132,7720	5,1033	0,7222
Arabalar	Sym8	2793,6111	7,2175	0,7721	2983,5402	7,1228	0,7894	3117,9137	7,2660	0,7910	3181,5419	**7,3538**	**0,7935**	3186,1681	7,3194	0,7932
	Db4	2784,0212	7,0383	0,7657	2986,4572	6,8271	0,7851	3098,9249	6,8115	0,7855	3187,9397	6,8115	0,7874	**3200,4678**	6,8750	0,7891
Lab	Sym8	2212,2156	**7,3211**	0,6720	2248,9949	7,3124	0,6735	2280,4614	7,1892	0,6731	2281,2867	7,1554	0,6729	2291,8668	7,1821	**0,6738**
	Db4	2213,4172	7,2745	0,6692	2251,1745	7,2342	0,6690	2298,3040	7,1148	0,6689	2297,9958	7,0924	0,6706	**2315,7289**	7,1472	0,6705
Pepsi	Sym8	2019,2868	6,7052	0,7238	2023,7500	6,6709	0,7241	2031,3457	6,6467	0,7245	2046,1454	6,6486	0,7245	**2087,0965**	**6,7169**	**0,7249**
	Db4	2017,0638	6,5994	0,7162	2022,0696	6,5133	0,7152	2029,1675	6,4616	0,7162	2050,6141	6,4786	0,7163	2079,2462	6,4947	0,7160
Bayrak	Sym8	7113,2962	**6,4062**	0,6166	7184,6627	6,3402	0,6192	7224,3905	6,3621	0,6197	7291,0462	6,2218	0,6189	**7341,8366**	6,1812	**0,6202**
	Db4	7105,1293	6,3769	0,6154	7178,0181	6,3908	0,6171	7269,9008	6,3186	0,6167	7267,7275	6,1925	0,6164	7303,3631	6,1382	0,6174
Saat2	Sym8	3396,1905	**6,1844**	0,6489	3439,3906	6,0822	0,6485	3455,6630	5,8766	0,6487	3506,0831	5,6178	0,6488	3509,4049	5,5268	0,6469
	Db4	3405,5200	6,1525	0,6480	3439,4065	6,0828	**0,6495**	3464,9703	5,8600	0,6484	**3519, 8802**	5,5652	0,6488	3515,1762	5,3957	0,6461

Tablo 2.17. ADD yöntemi için metriklere ve görsel değerlendirmeye göre en iyi durumlar

	AS=5 Sym8	**AS=5 Db4**	**AS=7 Db4**	**AS=7 Sym8**	**AS=8 Db4**	**AS=8 Sym8**
Kaya	PSNR, KB, YB, BF, GD		VAR	KTK		
Arabalar				PSNR, KB, YB, BF, KTK, GD	VAR	
Lab	BF				VAR	KTK, GD
Pepsi						BF, VAR, KTK, GD
Bayrak	BF					VAR, KTK, GD
Saat2	BF	KTK	VAR, GD			

Arabalar görüntüsü için VAR metriği açısından AS=8, Db4 durumunda en iyi sonucun elde edildiği, diğer tüm metrikler ve görsel değerlendirme açısından AS=7, Sym8 durumunda en iyi sonucun elde edildiği görülmektedir. Dolayısıyla VAR metriği hariç, metrikler arasında bir uyum olduğu görülebilmektedir. Şekil 2.40'da AS=7, Sym8 durumunda elde edilen birleşik görüntü verilmiştir.

Lab görüntüsü için BF metriği açısından AS=5, Sym8 durumunda en iyi sonucun elde edildiği, VAR metriği açısından AS=8, Db4 durumunda en iyi sonucun elde edildiği, KTK metriği ve görsel değerlendirme açısından AS=8, Sym8 durumunda (Şekil 2.41'de verilmiştir) en iyi sonucun elde edildiği görülmektedir.

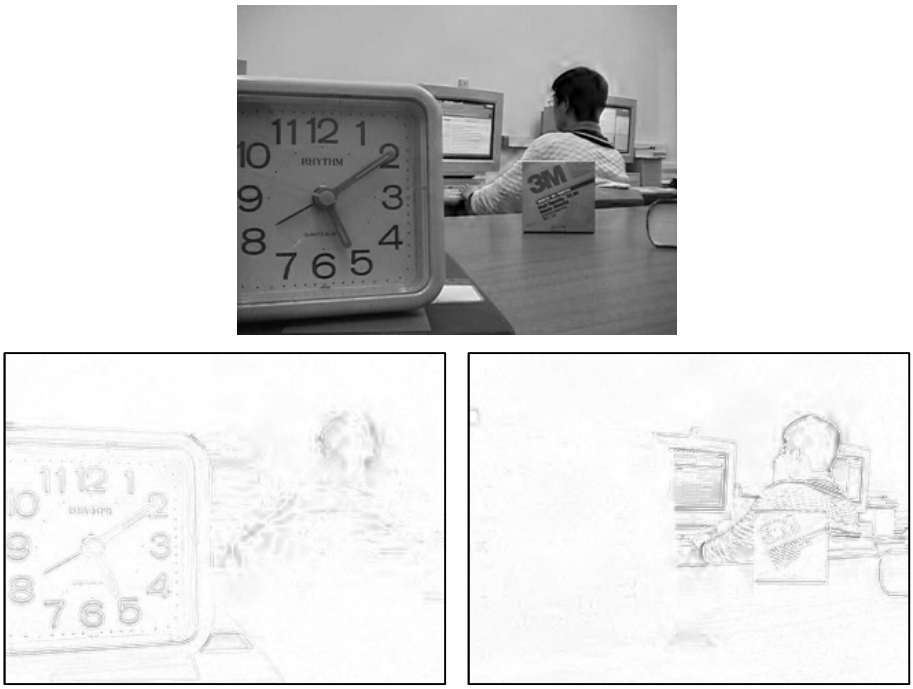


Şekil 2.39. *Kaya*: ADD yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (AS=5, Sym8) ve hata görüntüsü.



Şekil 2.40. *Arabalar*: ADD yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (AS=7, Sym8) ve hata görüntüsü.

Pepsi görüntüsü için tüm objektif metrikler ve görsel değerlendirme açısından AS=8, Sym8 durumunda en iyi sonucun elde edildiği görülmektedir ve birleşik görüntü Şekil 2.42'de verilmiştir.



Şekil 2.41. *Lab*: ADD yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (AS=8, Sym8) ve hata görüntüsü.

Bayrak görüntüsü için BF metriği açısından AS=5, Sym8 durumunda en iyi sonucun elde edildiği (Şekil 2.43'de verilmiştir), VAR, KTK metrikleri ve görsel değerlendirme açısından AS=8, Sym8 durumunda en iyi sonucun elde edildiği görülmektedir.

Saat2 görüntüsü için BF açısından en iyi sonucun AS=5, Sym8 durumunda, KTK açısından en iyi sonucun AS=5, Db4 durumunda ve VAR metriği ve görsel değerlendirme açısından en iyi sonucun AS=7, Db4 durumunda elde edildiği görülmektedir (Şekil 2.44'de verilmiştir).

ADD yöntemi için genel bir değerlendirme yapılacak olursa, KTK metriği ile görsel değerlendirme *Arabalar*, *Lab*, *Pepsi* ve *Bayrak* görüntüleri ile uyumludur. Tüm referans tabanlı metrikler yapay görüntülerde görsel sonuçlar ile uyum sağlamaktadır. Referans tabanlı metrikler objektif metriklerden en çok BF ile uyum sağlamaktadır. Tüm metrikler bir arada değerlendirildiğinde daha yüksek ayrıştırma seviyelerinde (AS=7, 8) ve Sym8 durumunda daha iyi sonuçlar elde edildiğini söylemek mümkündür.



Şekil 2.42. *Pepsi*: ADD yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (AS=8, Sym8) ve hata görüntüsü.



Şekil 2.43. *Bayrak*: ADD yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (AS=8, Sym8) ve hata görüntüsü.



Şekil 2.44. *Saat2*: ADD yöntemiyle elde edilen en iyi sonuç (AS=7, Db4) ve hata görüntüsü.

2.3.5. Genel Değerlendirme

Tüm yöntemler ve tüm görüntüler bir arada değerlendirildiğinde yöntem içi parametre değişiminde görsel sonuçlar ile en uyumlu metriğin toplam 30 durumdan 22 durum için KTK olduğu görülmektedir. Ayrıca, VAR metriğinin 15 durumda görsel sonuçlar ile uyum sağladığı ve BF metriğinin de 13 durumda görsel sonuçlar ile uyum sağladığı görülmektedir. Görsel sonuçlarla referans tabanlı metriklerin uyumu değerlendirildiğinde toplam 10 durumun tamamında PSNR, görsel sonuçlar ile uyum sağlarken YB ve KB ise 9'ar durumda görsel sonuçlar ile uyum sağlamaktadır. Referans tabanlı metrikler ile objektif metriklerin uyumunu araştırmak için PSNR ile uyum sağlayan objektif metriklere bakıldığında toplam 10 durumun 6'sında VAR ve BF metriği ile uyum sağlandığı, 5'inde de KTK ile uyum sağlandığı görülmektedir. Dolayısıyla, referans tabanlı metrikler ile objektif metrikler arasında sıkı bir uyum olduğunu söylemek zordur.

Yöntemlerin birbirleri ile kıyaslanmasında her bir test görüntüsü bazında en iyiden en kötüye doğru yöntemlerin sıralamaları, en iyi metrik değerleri ve en iyi değerin elde edildiği durum PSNR ve KTK metrikleri için sırasıyla Tablo 2.18 ve Tablo 2.19'da verilmiştir.

Tablo 2.18. Yöntemlerin PSNR metriği bazında birbirleri ile karşılaştırılması.

Kaya	**Sıra**	**Yöntem**	**En İyi Değer**	**Durum**
	1	RUBS-URF	103,18	BB=2x2, Ç=A
	2	RUBS-VAR	101,58	BB=2x2, Ç=A
	3	LPD	96,29	AS=3, Ç=A
	4	RUBS-DLT	96,06	BB=4x4, Ç=A
	5	ADD	95,11	AS=5, Sym8
	6	PTOA	64,34	-
Arabalar	**Sıra**	**Yöntem**	**En İyi Değer**	**Durum**
	1	RUBS-DLT	153,48	BB=32x32, Ç=A
	2	RUBS-URF	133,88	BB=32x32, Ç=A
	3	LPD	106,56	AS=4, Ç=A
	4	ADD	103,08	AS=7, Sym8
	5	RUBS-VAR	91,06	BB=32x32, Ç=A
	6	PTOA	70,09	-

Tablo 2.18'e bakıldığında PSNR metriği açısından her iki test görüntüsü de göz önüne alındığında RUBS-URF yönteminin en başarılı olduğu görülmektedir. RUBS-URF'yi sırasıyla, RUBS-DLT, LPD, RUBS-VAR, ADD ve PTOA takip etmektedir.

Tablo 2.19. Yöntemlerin KTK metriği bazında birbirleri ile kıyaslaması.

Kaya	**Sıra**	**Yöntem**	**En İyi Değer**	**Durum**
	1	RUBS-URF	0,7424	BB=2x2, Ç=A
	2	RUBS-VAR	0,7419	BB=2x2, Ç=A
	3	RUBS-DLT	0,7418	BB=4x4, Ç=A
	4	LPD	0,7366	AS=5, Ç=A
	5	ADD	0,7256	AS=7, Sym8
	6	PTOA	0,6578	-
Arabalar	**Sıra**	**Yöntem**	**En İyi Değer**	**Durum**
	1	RUBS-URF	0,8224	BB=8x8, Ç=A
	2	RUBS-DLT	0,8183	BB=8x8, Ç=A
	3	RUBS-VAR	0,8164	BB=32x32, Ç=A
	4	LPD	0,7984	AS=4, Ç=A
	5	ADD	0,7935	AS=7, Sym8
	6	PTOA	0,7044	-
Lab	**Sıra**	**Yöntem**	**En İyi Değer**	**Durum**
	1	RUBS-URF	0,7479	BB=16x16, Ç=A
	2	RUBS-DLT	0,7479	BB=16x16, Ç=A
	3	RUBS-VAR	0,7476	BB=16x16, Ç=A
	4	LPD	0,7060	AS=3, Ç=A
	5	PTOA	0,6857	-
	6	ADD	0,6738	AS=8, Sym8
Pepsi	**Sıra**	**Yöntem**	**En İyi Değer**	**Durum**
	1	RUBS-URF	0,7666	BB=16x16, Ç=A
	2	RUBS-DLT	0,7663	BB=32x32, Ç=A
	3	RUBS-VAR	0,7651	BB=32x32, Ç=K
	4	LPD	0,7448	AS=2, Ç=A
	5	ADD	0,7249	AS=8, Sym8
	6	PTOA	0,6660	-
Bayrak	**Sıra**	**Yöntem**	**Değer**	**Durum**
	1	RUBS-DLT	0,6820	BB=8x8, Ç=A
	2	RUBS-URF	0,6803	BB=8x8, Ç=A
	3	RUBS-VAR	0,6765	BB=8x8, Ç=A
	4	LPD	0,6494	AS=2, Ç=A
	5	ADD	0,6202	AS=8, Sym8
	6	PTOA	0,6163	-
Saat2	**Sıra**	**Yöntem**	**En İyi Değer**	**Durum**
	1	RUBS-DLT	0,7235	BB=8x8, Ç=A
	2	RUBS-URF	0,7213	BB=8x8, Ç=A
	3	RUBS-VAR	0,7199	BB=16x16, Ç=A
	4	LPD	0,6962	AS=2, Ç=A
	5	PTOA	0,6657	-
	6	ADD	0,6495	AS=8, Sym8

Tablo 2.19 incelendiğinde, tüm görüntüler göz önüne alınırsa KTK metriği açısından en iyiden en kötüye doğru yöntemler RUBS-URF, RUBS-DLT, RUBS-VAR, LPD, ADD ve PTOA olarak sıralanabilir.

Tablo 2.18 ve Tablo 2.19 birlikte değerlendirildiğinde yöntemlerin başarım sıralamalarının uyumlu olmadığı görülecektir. Diğer taraftan, Tablo 2.19'da bazı görüntülerde bazı yöntemler için en iyi KTK metrik sonucunun yöntem içi parametre değişimine bağlı görsel değerlendirme ile de uyumlu olmadığı daha önce de belitirilmiştir. Dolayısıyla, diğer bölümlerde değerlendirme amacıyla referans tabanlı metriklerden PSNR, objektif metriklerden de PSNR ile en uyumlu olan metrik dikkate alınarak değerlendirmeler yapılacaktır.

3. BÖLÜM

GÜRÜLTÜLÜ GÖRÜNTÜLERİN BİRLEŞTİRİLMESİNDE KISTAS FONKSİYONLARININ KARŞILAŞTIRMASI

3.1. Giriş

Literatürde görüntülerin netliğini ölçen pek çok kıstas fonksiyonu önerilmiştir [29-31]. Kameraların algılayıcıları tarafından üretilen gürültüleri ve iletişim kanallarındaki istenmeyen durumlardan dolayı meydana gelen bozulmaları bu fonksiyonlar çoğu kez önemsemezler [32]. Özellikle dürtü gürültüsü, netlik değerinin genelde yanlış hesaplanmasına ve görüntü birleştirmenin performansını önemli ölçüde düşmesine sebep olur.

Bu bölümde, klasik RUBS yönteminde genelde tercih edilen pek çok kıstas fonksiyonunun, ortamda dürtü gürültüsü olduğundaki başarımları test edilmiştir. Ayrıca, literatürde esasen otomatik odaklama sahasında kullanılan ancak görüntü birleştirme için yeni bir kıstas olan *frekans seçici ağırlıklı ortanca süzgeci* (FSS) tanıtılarak test görüntüleri üzerindeki performansları karşılaştırılmıştır.

3.2. Frekans Seçici Ağırlıklı Ortanca Süzgeci (FSS)

Geometrik analizler ve kırınım analizleri, bulanıklığın yüksek uzaysal frekansların azalması sonucu ortaya çıktığını göstermektedir. Bu iyi bilinen gerçek, bulanıklığın derecesinin yüksek uzaysal frekanslardaki enerji miktarı ile ilgili olduğunu belirtir. Neredeyse tüm kıstas fonksiyonları görüntüdeki yüksek frekans bilgisinin miktarı üzerine bina edilmiştir. İyi odaklanmış görüntüler daha keskin kenarlara sahip olduklarından, bulanık olanlara göre daha fazla yüksek frekans içeriğine sahiptir. Yüksek frekans içeriği ise bir değişim (gradyent) kestirici ile elde edilebilir çünkü bir değişim kestirici aslında bir yüksek geçiren süzgeçtir. Değişim kestirici ve yüksek geçiren süzgeç arasındaki ilişki incelendiğinde FSS'nin temel yapısı elde edilmiş olur

[32]. FSS, sadece görüntüdeki yüksek frekans bileşenlerine tepki göstermek ile kalmaz; aynı zamanda dürtü gürültüsünden de etkilenmez. Böylece, görüntünün netliği daha doğru bir şekilde ölçülmüş olur. Yüksek geçiren bir süzgecin karakteristikleri, doğrusal olmayan ağırlıklı ortanca süzgeç ile birlikte güçlendirilebilir. Bir ağırlıklı ortanca süzgeç $<W; F>$ ile ifade edilsin, burada $W = [w_1, w_2,\ldots,w_m]$ ve $F= [f_1, f_2,\ldots,f_m]$ sırasıyla, tekrarlama vektörü ve ayrık zamanlı kayma giriş vektörüdür. F'nin elemanları $f_1<f_2<\ldots<f_m$ şeklinde sıralanır. Ağırlıklı ortanca süzgecinin çıkışı önce her bir f_i'nin w_i kadar tekrar edilmesi ve sonrasında geliştirilen vektörün ortanca değerinin seçilmesiyle hesaplanır. Örneğin; <[1, 2, 3, 2, 1]; [-3, -2, 0, 1, 4]> şeklinde bir süzgeç, $\text{ortanca}\{f(i-3), 2\Diamond f(i-2), 3\Diamond f(i), 2\Diamond f(i+1), f(i+4)\}$ yapısına denk gelmektedir. Burada $\Diamond$ tekrarlama operatörüdür, ör:, $w\Diamond f$, f 'nin w kere tekrar edileceğini gösterir. *ortanca* ifadesi ise vektörün ortanca (medyan) değerini ifade etmektedir. FSS'yi oluşturmak için ağırlıklı ortanca süzgeçler doğrusal olarak birleştirilebilir:

$$H = \sum_i a_i < W_i, F_i > \tag{19}$$

Bir FSS, uygun $a_i \in \mathrm{R}$, W_i ve F_i'lerin belirlenmesi ile elde edilir. Otomatik odaklama için uygun bir yapı aşağıdaki gibi türetilebilir [32]:

$$\begin{aligned} H = {} & \text{ortanca}\{f(n-1), f(n), f(n+1)\} \\ & -\frac{1}{2}\text{ortanca}\{f(n-3), f(n-2), f(n-1)\} \\ & -\frac{1}{2}\text{ortanca}\{f(n+1), f(n+2), f(n+3)\} \end{aligned} \tag{20}$$

Bu çalışmada [32]'de önerilen kıstas fonksiyonu, otomatik odaklama yerine görüntü birleştirmede netliği ölçmek amacıyla kullanılacaktır. H_h ve H_v, sırasıyla yatay ve dikey yönlerdeki FSS sonuçları olsun. Kıstas fonksiyonu bu durumda aşağıdaki gibi tanımlanır:

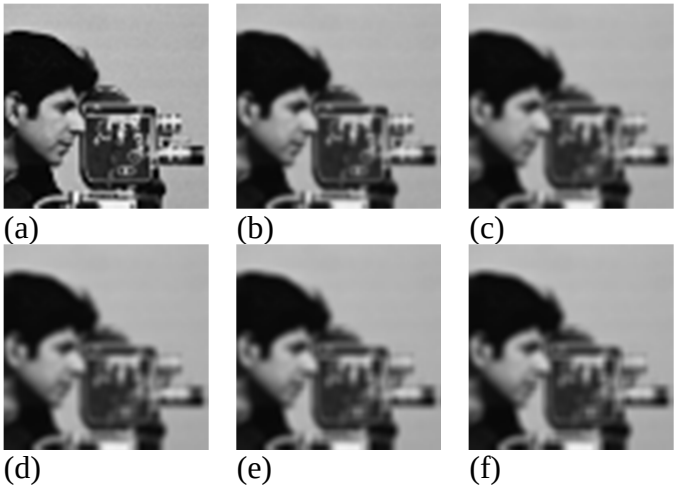
$$FSS = \sum_i \sum_j [H_h{}^2 + H_v{}^2] \tag{21}$$

3.3. Deneyler

Bu bölümde FSS kıstasının gürültülü durumlardaki performansını ortaya koymak amacıyla çeşitli deneyler yapılmıştır. İlk deneyde, kıstas fonksiyonları rastgele seçilmiş bir görüntü bloğu üzerinde çalıştırılarak gürültülü ve gürültüsüz durumlar için kıyaslanmıştır. Sonrasında Bölüm 2'de verilen test görüntüleri kullanılarak klasik yöntemlerden PTOA, LPD, ADD, RUBS-VAR, RUBS-DLT ve RUBS-URF yöntemleri ile bu bölümde önerilmekte olan RUBS-FSS yöntemi sayısal ve görsel olarak karşılaştırılmıştır.

3.3.1. Kıstas Fonksiyonlarının Karşılaştırılması

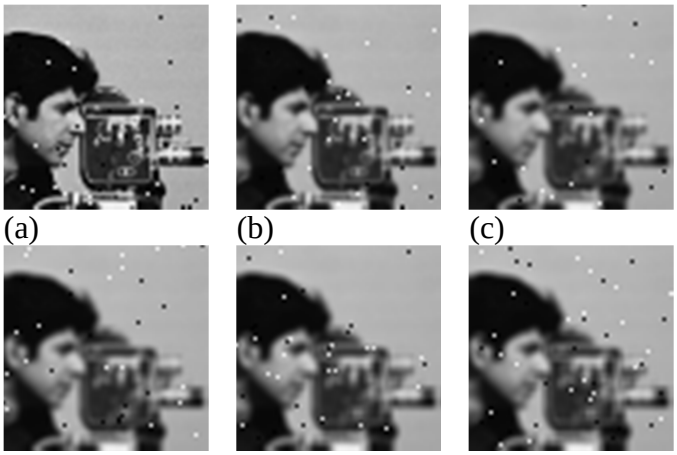
64×64 boyutlarındaki orijinal görüntünün (Şekil 3.1.a) bulanıklaştırılmış halleri (Şekil 3.1.b-f) sırasıyla 3×3 boyutlarında bulanıklık şiddeti (r) 0.6, 0.9, 1.2, 1.5 ve 1.8 değerlerine sahip Gaussian süzgeç uygulanarak elde edilmiştir. Elde edilen görüntülerin netlik değerleri Bölüm 2 ve 3'de anlatılan kıstas fonksiyonları kullanılarak hesaplanmış ve Şekil 3.3.a'da verilmiştir. Görüleceği üzere, görüntü bulanıklaştıkça, kıstas fonksiyonun ürettiği değer azalmaktadır ki bu beklenen bir sonuçtur. Çünkü iyi odaklanmış görüntüler daha net olurlar ve bulanık olanlara göre daha fazla yüksek frekans içeriğine sahiptirler.



Şekil 3.1. Rastgele seçilen net görüntü bloğu ve bulanıklaştırılmış halleri: (a) net, (b) r=0.6, (c) r =0.9, (d) r =1.2, (e) r =1.5, (f) r =1.8.

Aynı deney, gürültülü görüntüler üzerinde de gerçekleştirilmiştir. Şekil 3.1'de verilen görüntüler %1 oranında rastgele 'tuz & biber' dürtü gürültüsü (DG) ile bozulmuştur ve

sonuçlar Şekil 3.2'de verilmiştir. Gürültülü görüntüler kullanılarak hesaplanan netlik değerleri Şekil 3.3.b'de verilmiştir. Görüleceği üzere, bulanıklık arttıkça, daha önceki deneyin aksine kıstas fonksiyonunun değeri azalmamakta hatta bazı durumlarda artmaktadır. Diğer taraftan, FSS değerleri DG'ye rağmen olması gerektiği gibi azalmaktadır. Bundan ziyade, gürültü varken ve yokken kıstas fonksiyonlarının ürettikleri değerler büyük farklılık göstermekte ancak FSS değerleri birbirine çok yakın elde edilmektedir. Bu ise, FSS'den elde edilen netlik değerlerinin gürültüden ziyade görüntünün kendisiyle ilgili olduğunu göstermektedir. Bu bölümdeki deneyler ve Bölüm 3.3.2'de anlatılacak olan deneyler göstermektedir ki FSS haricindeki diğer kıstas fonksiyonlarının, DG ile bozulmuş görüntülerin birleştirilmesinde tercih edilmesi uygun değildir.

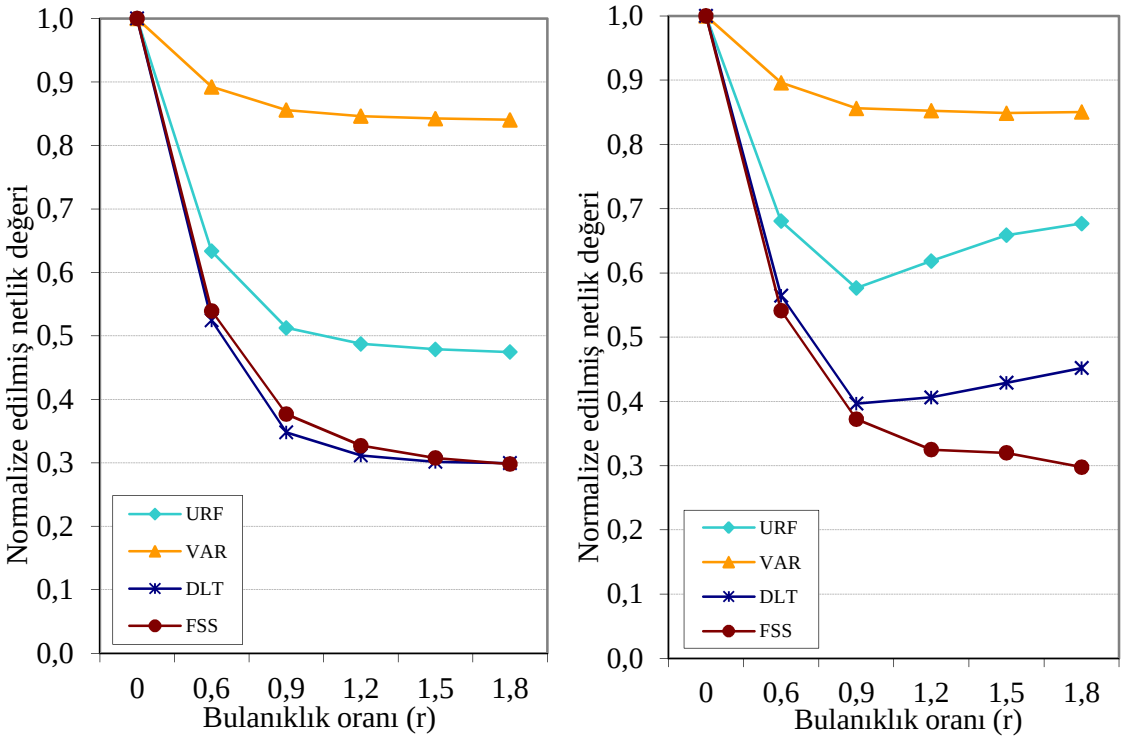


Şekil 3.2. Şekil 3.1'deki görüntülerin gürültülü halleri: (a) net, (b) r=0.6, (c) r =0.9, (d) r =1.2; (e) r =1.5, (f) r =1.8.

3.3.2. Test Görüntüleri Üzerinde Kıstas Fonksiyonlarının ve Diğer Klasik Yöntemlerin Birleştirme Performanslarının Karşılaştırması

Bölüm 2'de toplamda 6 adet test görüntüsüne ait sonuçlar sunulmuştur. Bunlardan *Kaya* ve *Arabalar* yapay olarak üretilmiş çoklu-odaklı test görüntüleri, *Lab* ve *Pepsi* literatürden elde edilmiş doğal çoklu-odaklı test görüntüleri, *Bayrak* ve *Saat2* ise laboratuvar ortamında deneysel olarak elde edilen doğal çoklu-odaklı test görüntüleridir. Bölüm 2'de sonuçların değerlendirilmesi için PSNR, KB ve YB olmak üzere 3 adet referans tabanlı kalite metriğinin yanısıra VAR, BF ve KTK olmak üzere 3 adet de objektif metrik tanıtılmıştır. Yapılan çalışmalar ve rapor edilmeyen pek çok deney göstermiştir ki gürültülü durumlarda pek çok metrik hatalı sonuçlar üretmektedir [44].

Dolayısıyla değerlendirmelerde objektif metrik olarak BF, *Kaya* ve *Arabalar* görüntüsü için BF'ye ek olarak PSNR kullanılmıştır.



Şekil 3.3. Kıstas fonksiyonlarının karşılaştırılması: (a) Şekil 3.1-gürültüsüz ve (b) Şekil 3.2-gürültülü.

Deneyler önce RUBS tabanlı yöntemler arasında yapılmıştır. Deneylerde RUBS tabanlı yöntemler için BB (blok boyutu) parametresi 8×8, 16×16 ve 32×32 olarak seçilmiştir. Diğer taraftan deneyler %0.5, %1, %1.5, %2 ve %2.5 olmak üzere 5 farkı gürültü oranı (GO) için yapılmıştır. Dürtü gürültüsünün rastgele doğasından dolayı tüm deneyler 30'ar kez her bir çoklu-odaklı giriş görüntüsü için rastgele eklenen gürültüler ile yapılmıştır. Her bir durum için yapılan deneylerden elde edilen sonuçların ortalama ve standart sapma değerleri ayrı ayrı verilmiştir. *Kaya* ve *Arabalar* görüntülerine ait sayısal sonuçlar Tablo 3.1 – 3.6'da, görsel sonuçlar ise Şekil 3.4 ve Şekil 3.5'de verilmiştir.

Tablo 3.1. *Kaya* görüntüsü için RUBS yönteminde kıstas fonksiyonlarının BF ile karşılaştırılması.

	BB >	**8×8**					**16×16**					**32×32**				
	GO >	**%0.5**	**%1**	**%1.5**	**%2**	**%2.5**	**%0.5**	**%1**	**%1.5**	**%2**	**%2.5**	**%0.5**	**%1**	**%1.5**	**%2**	**%2.5**
VAR	Ort.	7,466	7,432	7,389	7,354	7,312	7,459	7,432	7,403	7,380	7,351	7,453	7,442	7,423	7,404	7,383
	Std.S.	0,006	0,012	0,018	0,019	0,021	0,014	0,018	0,020	0,019	0,019	0,009	0,011	0,016	0,018	0,017
DLT	Ort.	7,478	7,463	7,441	7,419	7,390	7,474	7,462	7,446	7,425	7,403	7,453	7,445	7,431	7,412	7,393
	Std.S.	0,004	0,006	0,009	0,011	0,012	0,003	0,004	0,006	0,007	0,013	0,004	0,004	0,006	0,005	0,005
URF	Ort.	7,478	7,462	7,441	7,417	7,389	7,473	7,462	7,444	7,424	7,404	7,453	7,443	7,430	7,411	7,393
	Std.S.	0,003	0,006	0,007	0,010	0,011	0,003	0,005	0,007	0,006	0,008	0,004	0,003	0,005	0,004	0,005
FSS	Ort.	**7,481**	**7,472**	**7,456**	**7,438**	**7,418**	**7,475**	**7,465**	**7,450**	**7,431**	**7,410**	**7,457**	**7,447**	**7,433**	**7,414**	**7,394**
	Std.S.	0,001	0,002	0,002	0,003	0,003	0,001	0,002	0,004	0,004	0,006	0,002	0,002	0,003	0,004	0,004

Tablo 3.2. *Kaya* görüntüsü için RUBS yönteminde kıstas fonksiyonlarının PSNR ile karşılaştırılması.

	BB >	**8×8**					**16×16**					**32×32**				
	GO >	**%0.5**	**%1**	**%1.5**	**%2**	**%2.5**	**%0.5**	**%1**	**%1.5**	**%2**	**%2.5**	**%0.5**	**%1**	**%1.5**	**%2**	**%2.5**
VAR	Ort.	28,416	23,248	19,812	17,649	15,635	25,475	22,692	20,611	19,571	18,029	22,269	21,980	21,072	20,933	20,532
	Std.S.	1,128	1,385	1,603	1,408	1,269	1,294	1,762	1,478	1,608	1,890	0,495	0,805	1,340	1,487	1,655
DLT	Ort.	34,186	32,612	30,958	29,607	28,338	28,301	28,069	27,806	27,453	26,956	22,595	22,522	22,366	22,413	22,354
	Std.S.	0,605	0,855	1,111	1,183	1,233	0,187	0,360	0,499	0,672	0,814	0,286	0,315	0,381	0,332	0,349
URF	Ort.	33,098	30,907	28,892	27,525	25,727	28,084	27,782	27,338	26,887	26,292	**22,718**	**22,700**	**22,568**	**22,586**	**22,559**
	Std.S.	0,815	1,207	1,406	1,094	1,341	0,232	0,529	0,628	0,800	1,004	0,135	0,168	0,282	0,270	0,310
FSS	Ort.	**34,750**	**34,650**	**34,527**	**34,076**	**33,755**	**28,302**	**28,233**	**28,206**	**28,087**	**28,069**	22,435	22,414	22,397	22,421	22,477
	Std.S.	0,243	0,384	0,523	0,582	0,746	0,056	0,276	0,355	0,368	0,420	0,207	0,228	0,251	0,270	0,239

Tablo 3.3. *Kaya* görüntüsü için klasik yöntemler ile RUBS-FSS yönteminin BF ve PSNR ile karşılaştırılması.

BF		**%0.5**	**%1**	**%1.5**	**%2**	**%2.5**
PTOA	Ort.	4,442	4,430	4,424	4,422	4,423
	Std. S.	0,002	0,002	0,002	0,003	0,003
LPD	Ort.	5,659	5,451	5,292	5,149	5,044
	Std. S.	0,020	0,019	0,017	0,015	0,020
ADD	Ort.	4,694	4,370	4,164	4,004	3,879
	Std. S.	0,027	0,021	0,017	0,016	0,014
FSS	Ort.	**7,481**	**7,472**	**7,456**	**7,438**	**7,418**
	Std. S.	0,001	0,002	0,002	0,003	0,003

PSNR		**%0.5**	**%1**	**%1.5**	**%2**	**%2.5**
PTOA	Ort.	8,987	8,987	8,986	8,990	8,988
	Std. S.	0,007	0,011	0,010	0,012	0,018
LPD	Ort.	**36,305**	33,369	31,105	28,984	27,370
	Std. S.	0,437	0,462	0,393	0,366	0,346
ADD	Ort.	24,070	18,287	14,698	11,895	9,753
	Std. S.	0,481	0,335	0,260	0,256	0,243
FSS	Ort.	34,750	**34,650**	**34,527**	**34,076**	**33,755**
	Std. S.	0,243	0,384	0,523	0,582	0,746

Tablo 3.4. *Arabalar* görüntüsü için RUBS yönteminde kıstas fonksiyonlarının BF ile karşılaştırılması.

	BB >	**8×8**					**16×16**					**32×32**				
	GO >	**%0.5**	**%1**	**%1.5**	**%2**	**%2.5**	**%0.5**	**%1**	**%1.5**	**%2**	**%2.5**	**%0.5**	**%1**	**%1.5**	**%2**	**%2.5**
VAR	Ort.	10,211	10,044	9,951	9,883	9,826	10,046	10,022	9,970	9,936	9,892	10,131	10,075	10,064	10,008	9,975
	Std.S.	0,033	0,037	0,032	0,033	0,031	0,043	0,047	0,052	0,053	0,054	0,063	0,063	0,090	0,078	0,114
DLT	Ort.	10,167	10,040	9,963	9,887	9,831	10,084	10,053	10,007	9,954	9,908	10,194	10,138	10,095	10,060	9,989
	Std.S.	0,029	0,029	0,035	0,030	0,034	0,035	0,038	0,042	0,043	0,041	0,072	0,059	0,060	0,071	0,052
URF	Ort.	10,265	10,097	9,989	9,908	9,847	10,133	10,054	10,018	9,954	9,919	10,164	10,120	10,063	10,028	9,981
	Std.S.	0,030	0,035	0,034	0,035	0,033	0,044	0,032	0,046	0,037	0,040	0,054	0,049	0,051	0,054	0,051
FSS	Ort.	**10,281**	**10,247**	**10,210**	**10,163**	**10,121**	**10,366**	**10,318**	**10,263**	**10,186**	**10,102**	**10,355**	**10,262**	**10,182**	**10,088**	**10,005**
	Std.S.	0,009	0,011	0,016	0,015	0,021	0,009	0,017	0,020	0,032	0,040	0,023	0,039	0,047	0,060	0,060

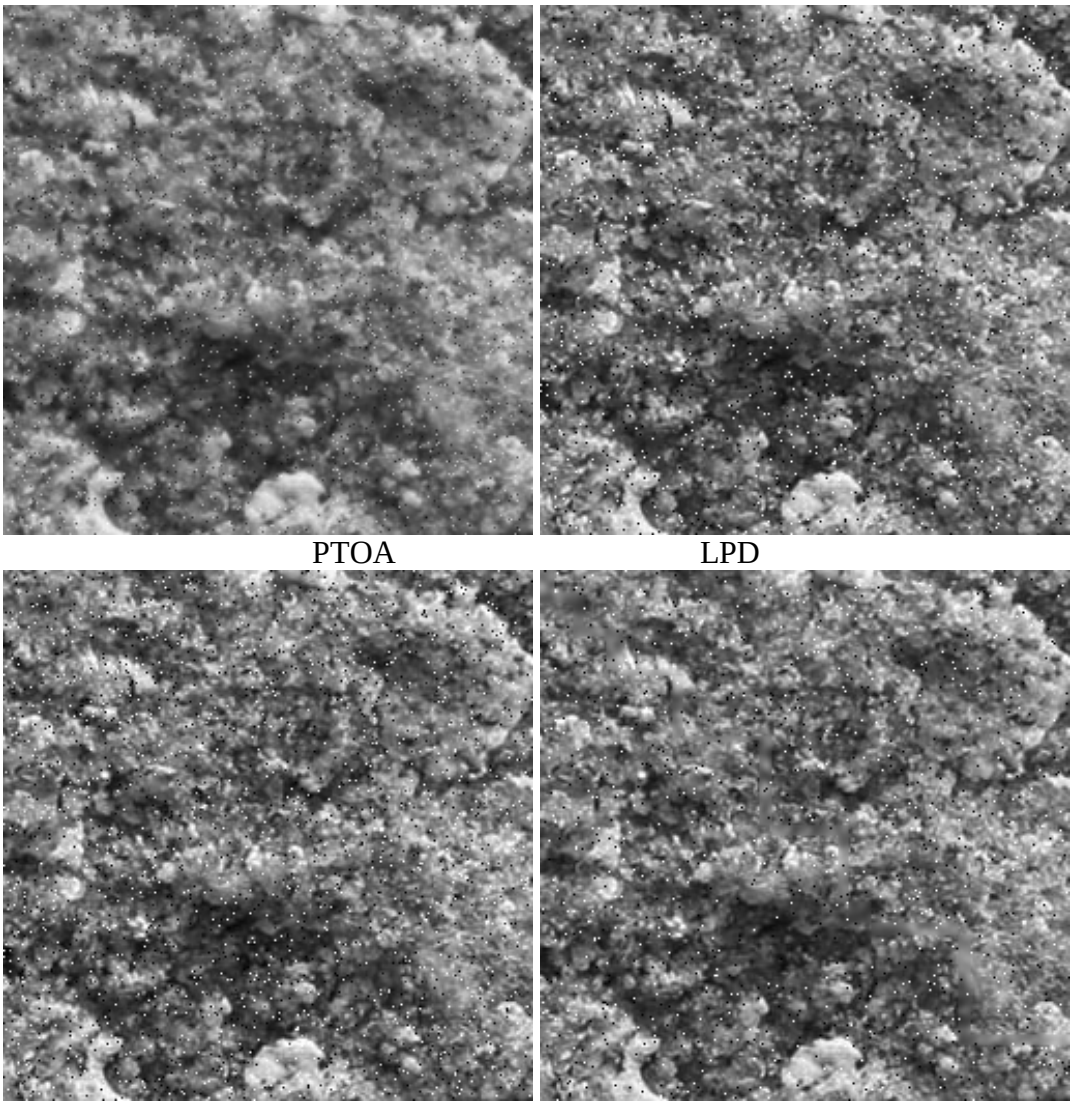
Tablo 3.5. *Arabalar* görüntüsü için RUBS yönteminde kıstas fonksiyonlarının PSNR ile karşılaştırılması.

	BB >	**8×8**					**16×16**					**32×32**				
	GO >	**%0.5**	**%1**	**%1.5**	**%2**	**%2.5**	**%0.5**	**%1**	**%1.5**	**%2**	**%2.5**	**%0.5**	**%1**	**%1.5**	**%2**	**%2.5**
VAR	Ort.	25,490	19,968	16,879	15,958	14,273	24,361	19,630	17,898	17,783	17,065	26,318	24,553	22,393	21,544	20,803
	Std.S.	2,921	2,393	2,409	2,379	2,295	4,161	4,400	3,932	5,209	4,974	6,613	8,820	7,185	5,951	7,743
DLT	Ort.	21,766	23,670	24,397	25,365	25,470	31,553	31,418	32,511	32,284	31,973	34,131	35,188	36,030	35,564	37,692
	Std.S.	1,428	1,865	2,578	2,196	2,529	3,722	2,807	3,786	4,315	4,530	3,881	4,972	6,553	4,516	4,731
URF	Ort.	57,842	36,963	28,125	24,403	21,036	41,258	33,120	31,477	28,113	26,910	44,681	43,184	35,069	36,047	34,632
	Std.S.	12,485	4,780	3,633	4,456	2,543	7,005	4,925	5,611	4,995	5,219	12,012	12,623	8,827	9,335	7,695
FSS	Ort.	**56,607**	**52,870**	**49,312**	**46,484**	**44,586**	**70,973**	**66,622**	**60,122**	**60,864**	**53,474**	**91,222**	**72,104**	**61,072**	**50,623**	**42,508**
	Std.S.	5,350	6,613	6,068	5,041	4,207	17,947	17,300	12,734	14,716	11,943	11,203	19,425	16,698	15,579	13,287

Tablo 3.6. *Arabalar* görüntüsü için klasik yöntemler ile RUBS-FSS yönteminin BF ve PSNR ile karşılaştırılması.

BF		**%0.5**	**%1**	**%1.5**	**%2**	**%2.5**
PTOA	Ort.	8,198	8,187	8,177	8,168	8,159
	Std. S.	0,002	0,003	0,004	0,003	0,005
LPD	Ort.	7,224	6,725	6,339	6,046	5,791
	Std. S.	0,035	0,040	0,042	0,031	0,036
ADD	Ort.	5,959	5,091	4,526	4,108	3,788
	Std. S.	0,057	0,062	0,047	0,037	0,046
FSS	Ort.	**10,355**	**10,262**	**10,182**	**10,088**	**10,005**
	Std. S.	0,023	0,039	0,047	0,060	0,060

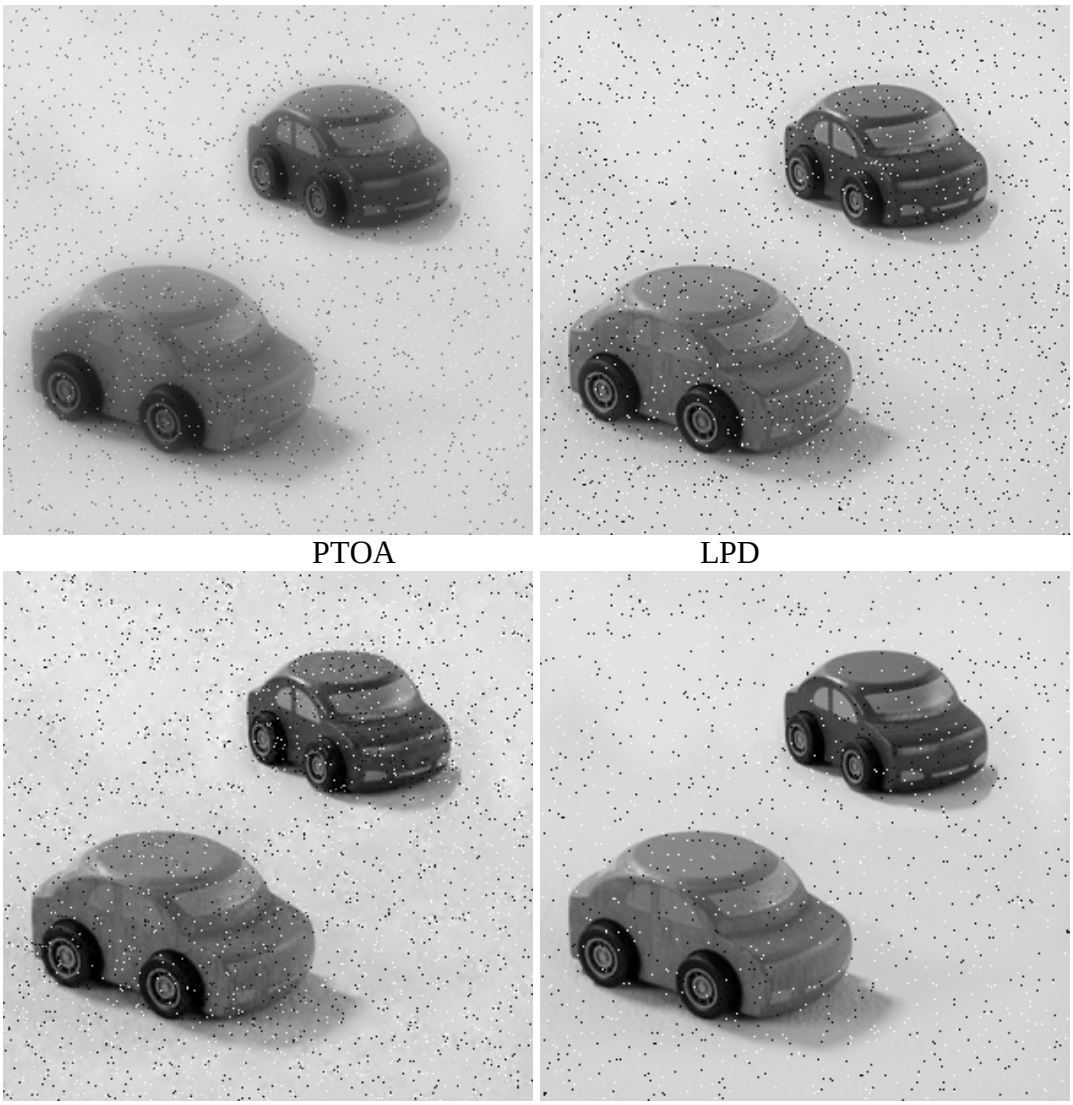
PSNR		**%0.5**	**%1**	**%1.5**	**%2**	**%2.5**
PTOA	Ort.	14,750	14,752	14,754	14,754	14,756
	Std. S.	0,011	0,013	0,019	0,022	0,024
LPD	Ort.	24,755	24,321	23,793	23,296	22,674
	Std. S.	0,068	0,107	0,163	0,159	0,181
ADD	Ort.	34,130	26,338	21,479	17,736	14,654
	Std. S.	0,481	0,484	0,442	0,304	0,415
FSS	Ort.	**91,222**	**72,104**	**61,072**	**50,623**	**42,508**
	Std. S.	11,203	19,425	16,698	15,579	13,287



Şekil 3.4. *Kaya* görüntüsü için %1.5 gürültüde elde edilen en iyi sonuçlar.

Kaya görüntüsü için RUBS tabanlı yöntemde farklı kıstaslar kullanılarak elde edilen BF ve PSNR sonuçları Tablo 3.1 ve 3.2'de sırasıyla verilmiştir. Tablo 3.1'deki BF sonuçları incelendiğinde FSS kıstasının diğer kıstaslara göre tüm durumlar için daha iyi sonuçlar verdiği görülmektedir. Ancak blok boyutunun artmasıyla beraber yöntemlerin performansları birbirine yaklaşmaktadır. Benzer durum Tablo 3.2'de PSNR için de geçerlidir. Ancak, PSNR değerlerine bakıldığında 32×32 blok boyutu için URF kıstası diğer yöntemlere nazaran daha iyi sonuç vermiştir. Ayrıca sonuçlardan görüleceği üzere blok boyutunun artmasıyla beraber yöntemlerin genel başarısı da düşmektedir. Tablo 3.3'deki sonuçlara göre RUBS-FSS yöntemi klasik yöntemlere göre hem BF hem de PSNR açısından oldukça üstündür. Şekil 3.4'de verilen görsel sonuçlar da sayısal

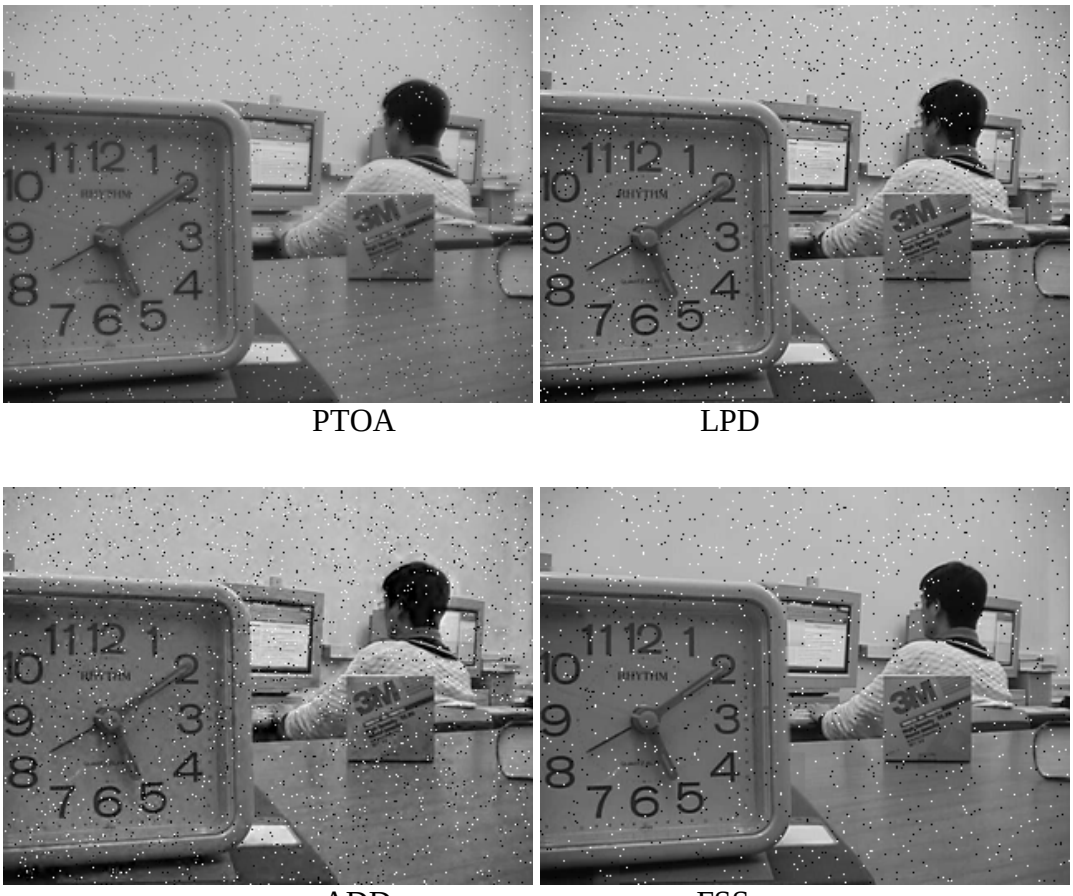
sonuçları desteklemektedir. Standart sapma değerleri açısından da FSS kıstası diğer kıstas ve yöntemlere göre daha düşük değerler üreterek öne çıkmaktadır.



Şekil 3.5. *Arabalar* görüntüsü için %1.5 gürültüde elde edilen en iyi sonuçlar.

Arabalar görüntüsü için RUBS tabanlı yöntemde farklı kıstaslar kullanılarak elde edilen ve Tablo 3.4'de verilen BF sonuçları incelendiğinde FSS kıstasının diğer kıstaslara göre tüm durumlar için daha iyi sonuçlar verdiği görülmektedir. Tablo 3.5'de verilen PSNR sonuçları göstermektedir ki blok boyutunun artmasıyla beraber FSS yönteminin başarımı artarken diğer yöntemlerin performansları birbirine yakın ve küçük blok boyutları ile benzer seyretmektedir. Tablo 3.6'daki sonuçlara göre RUBS-FSS yöntemi klasik yöntemlere göre hem BF hem de PSNR açısından oldukça üstündür.Şekil 3.5'de verilen görsel sonuçlar da sayısal sonuçları desteklemektedir

Lab görüntüsü için RUBS tabanlı yöntemde farklı kıstaslar kullanılarak elde edilen BF sonuçları Tablo 3.7'de verilmiştir. Tablo 3.7'deki sonuçlar incelendiğinde BB=8×8 ve 16×16 durumlarında FSS kıstasının diğer kıstaslara göre daha iyi sonuçlar verdiği görülmektedir. BB=32×32 durumunda ise DLT kıstası daha iyi sonuçlar elde etmiştir. Blok boyutunun artmasıyla beraber yöntemlerin performansları birbirine yaklaşmaktadır. Tablo 3.8'deki sonuçlara göre RUBS-FSS yöntemi klasik yöntemlere göre BF açısından oldukça üstündür. Şekil 3.6'da verilen görsel sonuçlar da sayısal sonuçları desteklemektedir. Standart sapma değerleri açısından da FSS kıstası diğer kıstas ve yöntemlere göre daha düşük değerler üreterek öne çıkmaktadır.



PTOA LPD

ADD FSS

Şekil 3.6. *Lab* görüntüsü için %1.5 gürültüde elde edilen en iyi sonuçlar.

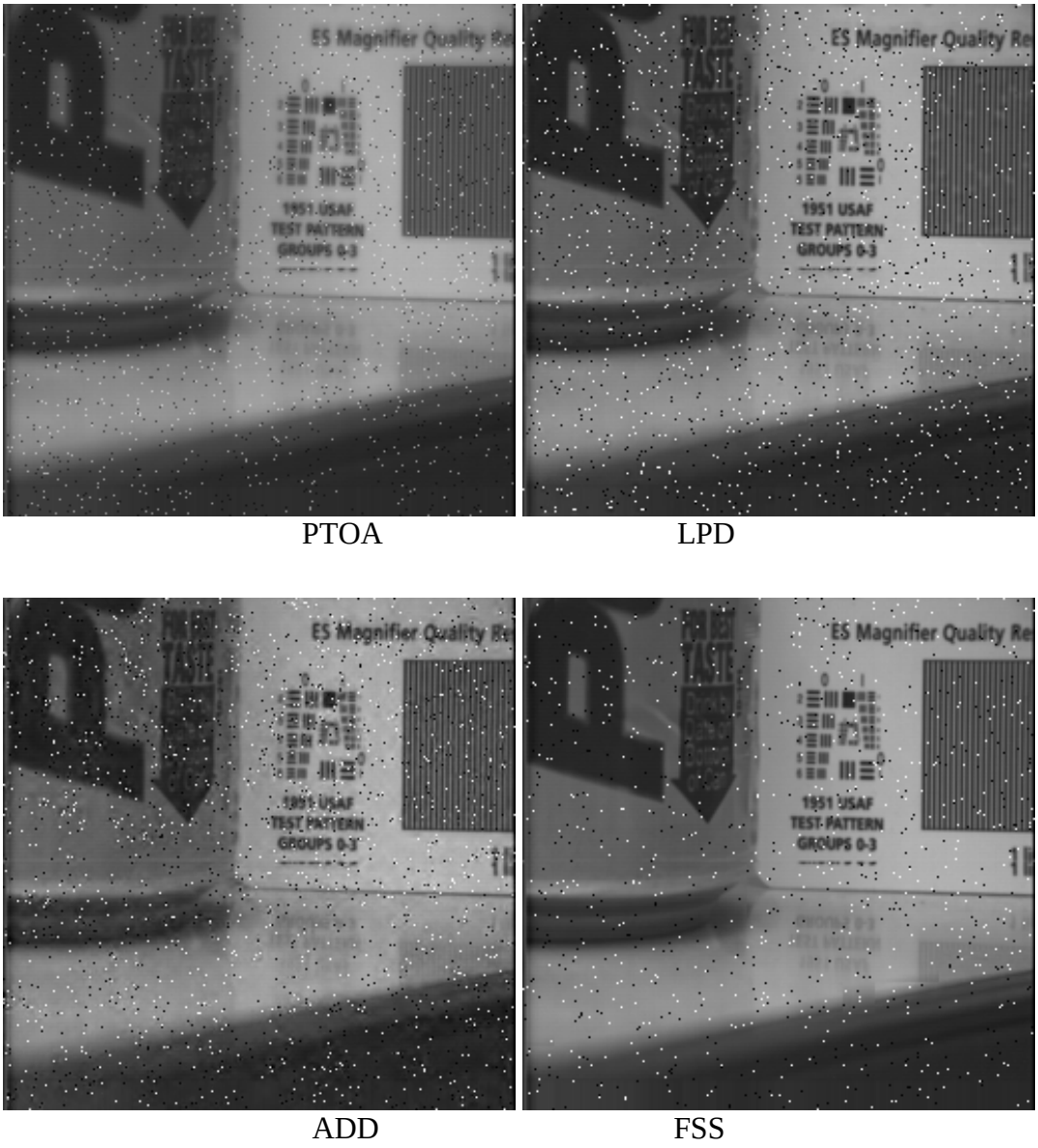
Tablo 3.7. *Lab* görüntüsü için RUBS yönteminde kıstas fonksiyonlarının BF ile karşılaştırılması.

	BB >	**8×8**					**16×16**					**32×32**				
	GO >	**%0.5**	**%1**	**%1.5**	**%2**	**%2.5**	**%0.5**	**%1**	**%1.5**	**%2**	**%2.5**	**%0.5**	**%1**	**%1.5**	**%2**	**%2.5**
VAR	Ort.	9,743	9,635	9,547	9,484	9,431	9,717	9,645	9,591	9,545	9,518	9,788	9,705	9,672	9,632	9,610
	Std.S.	0,031	0,034	0,036	0,037	0,031	0,056	0,053	0,051	0,041	0,052	0,077	0,078	0,062	0,073	0,079
DLT	Ort.	9,782	9,688	9,605	9,544	9,498	9,786	9,718	9,667	9,620	9,584	**9,820**	9,749	**9,728**	**9,675**	**9,642**
	Std.S.	0,026	0,037	0,037	0,037	0,034	0,052	0,041	0,048	0,039	0,047	0,080	0,076	0,058	0,069	0,062
URF	Ort.	9,789	9,703	9,618	9,551	9,506	9,794	9,730	9,672	9,628	9,588	9,804	9,747	9,710	9,655	9,636
	Std.S.	0,026	0,028	0,039	0,035	0,039	0,051	0,043	0,050	0,045	0,043	0,059	0,062	0,051	0,053	0,067
FSS	Ort.	**9,831**	**9,800**	**9,757**	**9,714**	**9,669**	**9,849**	**9,819**	**9,759**	**9,721**	**9,656**	9,810	**9,757**	9,708	9,675	9,623
	Std.S.	0,007	0,011	0,015	0,019	0,018	0,017	0,024	0,027	0,037	0,036	0,021	0,046	0,044	0,061	0,050

Tablo 3.8. *Lab* görüntüsü için klasik yöntemler ile RUBS-FSS yönteminin BF ile karşılaştırılması.

		%0.5	**%1**	**%1.5**	**%2**	**%2.5**
PTOA	Ort.	8,144	8,101	8,064	8,029	7,997
	Std. S.	0,003	0,004	0,004	0,005	0,005
LPD	Ort.	7,822	7,449	7,146	6,882	6,660
	Std. S.	0,024	0,034	0,031	0,028	0,030
ADD	Ort.	6,406	5,853	5,448	5,115	4,856
	Std. S.	0,036	0,042	0,039	0,032	0,027
FSS	Ort.	**9,849**	**9,819**	**9,759**	**9,721**	**9,656**
	Std. S.	0,017	0,024	0,027	0,037	0,036

Pepsi görüntüsü için RUBS tabanlı yöntemde farklı kıstaslar kullanılarak elde edilen BF sonuçları Tablo 3.9'da verilmiştir. Tablo 3.9'daki sonuçlar incelendiğinde sadece BB=32×32 ve GO=%2.5 durumu hariç tüm durumlarda FSS kıstasının diğer kıstaslara göre daha iyi sonuçlar verdiği görülmektedir. BB=32×32 ve GO=%2.5 durumunda ise VAR kıstası daha iyi sonuçlar elde etmiştir. Tablo 3.10'daki sonuçlara göre RUBS-FSS yöntemi klasik yöntemlere göre BF açısından oldukça üstündür.Şekil 3.7'de verilen görsel sonuçlar da sayısal sonuçları desteklemektedir.



Şekil 3.7. *Pepsi* görüntüsü için %1.5 gürültüde elde edilen en iyi sonuçlar.

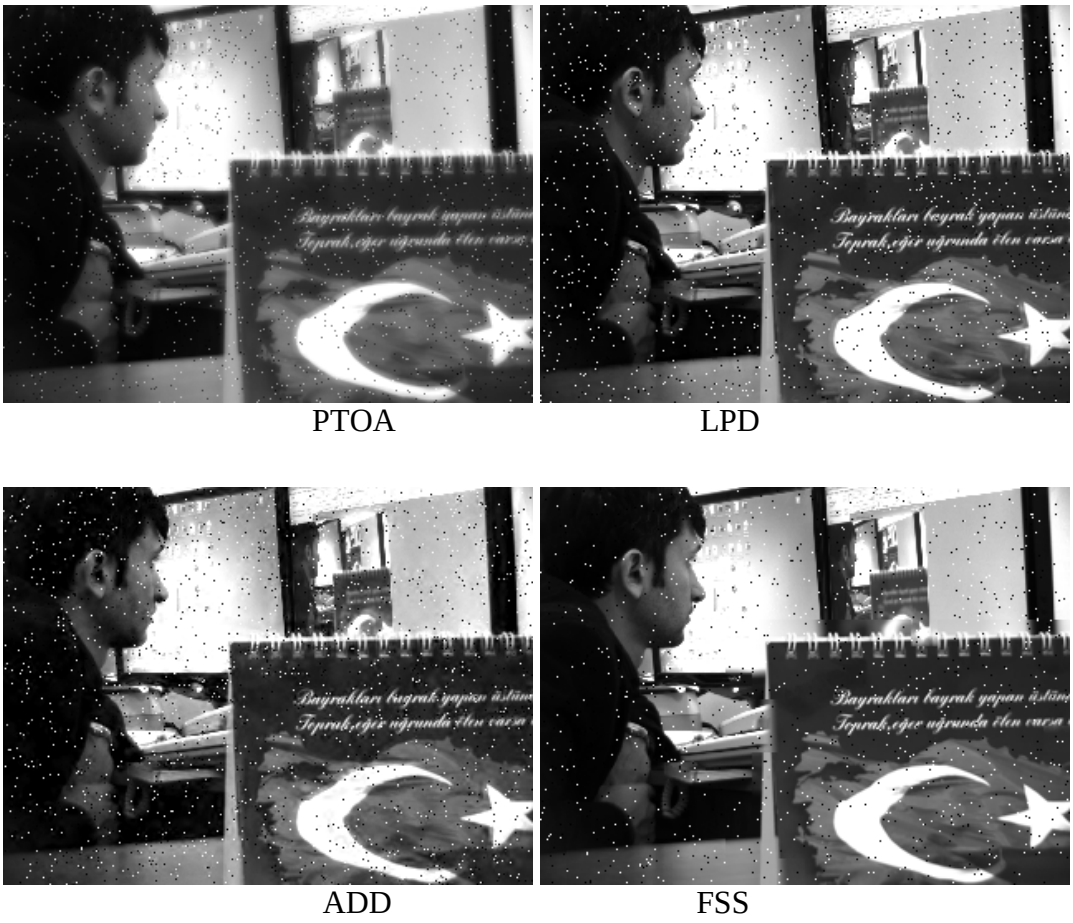
Tablo 3.9. *Pepsi* görüntüsü için RUBS yönteminde kıstas fonksiyonlarının BF ile karşılaştırılması.

	BB >	**8×8**					**16×16**					**32×32**				
	GO >	**%0.5**	**%1**	**%1.5**	**%2**	**%2.5**	**%0.5**	**%1**	**%1.5**	**%2**	**%2.5**	**%0.5**	**%1**	**%1.5**	**%2**	**%2.5**
VAR	Ort.	8,877	8,770	8,697	8,647	8,592	8,879	8,840	8,793	8,751	8,692	8,975	8,930	8,911	8,873	**8,857**
	Std.S.	0,030	0,038	0,034	0,026	0,030	0,045	0,058	0,066	0,067	0,076	0,106	0,117	0,114	0,123	0,163
DLT	Ort.	8,879	8,812	8,749	8,701	8,651	8,897	8,851	8,809	8,776	8,736	8,974	8,929	8,900	8,847	8,808
	Std.S.	0,030	0,030	0,036	0,028	0,033	0,037	0,039	0,048	0,047	0,036	0,055	0,059	0,054	0,052	0,056
URF	Ort.	8,904	8,817	8,739	8,701	8,642	8,905	8,864	8,835	8,780	8,746	8,981	8,934	8,918	8,869	8,841
	Std.S.	0,032	0,028	0,031	0,030	0,029	0,045	0,047	0,064	0,050	0,057	0,084	0,070	0,091	0,101	0,093
FSS	Ort.	**8,996**	**8,967**	**8,928**	**8,886**	**8,835**	**9,107**	**9,063**	**9,012**	**8,955**	**8,881**	**9,164**	**9,067**	**8,977**	**8,883**	8,835
	Std.S.	0,019	0,020	0,025	0,024	0,022	0,015	0,028	0,032	0,038	0,042	0,051	0,066	0,074	0,058	0,069

Tablo 3.10. *Pepsi* görüntüsü için klasik yöntemler ile RUBS-FSS yönteminin BF ile karşılaştırılması.

		%0.5	**%1**	**%1.5**	**%2**	**%2.5**
PTOA	Ort.	7,302	7,275	7,252	7,229	7,207
	Std. S.	0,003	0,003	0,005	0,004	0,005
LPD	Ort.	7,112	6,836	6,604	6,412	6,244
	Std. S.	0,021	0,024	0,025	0,028	0,024
ADD	Ort.	6,068	5,602	5,250	4,967	4,738
	Std. S.	0,039	0,036	0,036	0,036	0,027
FSS	Ort.	**9,107**	**9,063**	**9,012**	**8,955**	**8,881**
	Std. S.	0,015	0,028	0,032	0,038	0,042

Bayrak görüntüsü için RUBS tabanlı yöntemde farklı kıstaslar kullanılarak elde edilen BF sonuçları Tablo 3.11'de verilmiştir. Tablo 3.11'deki sonuçlar incelendiğinde tüm durumlarda FSS kıstasının diğer kıstaslara göre daha iyi sonuçlar verdiği görülmektedir. Blok boyutunun artmasıyla beraber yöntemlerin performansları birbirine yaklaşmaktadır. Tablo 3.12'deki sonuçlara göre RUBS-FSS yöntemi klasik yöntemlere göre BF açısından oldukça üstündür. Şekil 3.8'de verilen görsel sonuçlar da sayısal sonuçları desteklemektedir.



PTOA LPD

ADD FSS

Şekil 3.8. *Bayrak* görüntüsü için %1.5 gürültüde elde edilen en iyi sonuçlar.

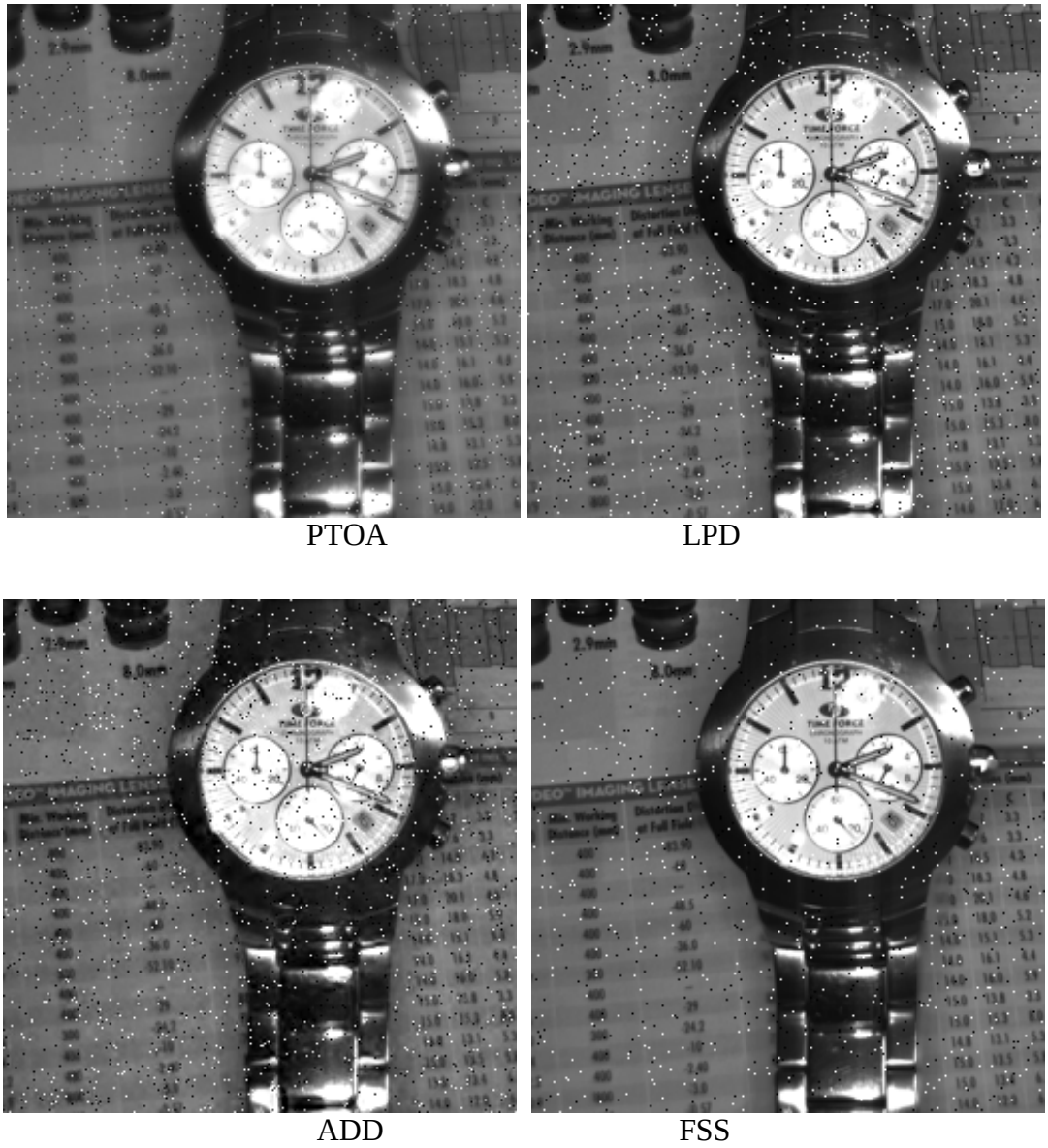
Tablo 3.11. *Bayrak* görüntüsü için RUBS yönteminde kıstas fonksiyonlarının BF ile karşılaştırılması.

	BB >	**8×8**					**16×16**					**32×32**				
	GO >	**%0.5**	**%1**	**%1.5**	**%2**	**%2.5**	**%0.5**	**%1**	**%1.5**	**%2**	**%2.5**	**%0.5**	**%1**	**%1.5**	**%2**	**%2.5**
VAR	Ort.	10,085	9,907	9,763	9,674	9,587	9,971	9,859	9,770	9,713	9,655	9,958	9,895	9,844	9,792	9,739
	Std.S.	0,030	0,042	0,047	0,040	0,033	0,057	0,040	0,044	0,053	0,047	0,056	0,059	0,047	0,059	0,058
DLT	Ort.	10,019	9,899	9,780	9,721	9,641	10,002	9,916	9,832	9,771	9,718	10,014	9,955	9,890	9,839	9,774
	Std.S.	0,033	0,035	0,041	0,041	0,032	0,045	0,045	0,037	0,038	0,038	0,050	0,047	0,045	0,040	0,053
URF	Ort.	10,139	10,010	9,871	9,766	9,677	10,067	9,961	9,861	9,780	9,716	10,036	9,955	9,910	9,836	9,785
	Std.S.	0,023	0,042	0,048	0,051	0,044	0,045	0,052	0,048	0,050	0,051	0,066	0,049	0,063	0,061	0,063
FSS	Ort.	**10,151**	**10,096**	**10,032**	**9,974**	**9,910**	**10,159**	**10,099**	**10,029**	**9,960**	**9,888**	**10,098**	**10,026**	**9,943**	**9,868**	**9,793**
	Std.S.	0,010	0,013	0,017	0,019	0,019	0,013	0,017	0,022	0,026	0,037	0,023	0,041	0,059	0,056	0,052

Tablo 3.12. *Bayrak* görüntüsü için klasik yöntemler ile RUBS-FSS yönteminin BF ile karşılaştırılması.

		%0.5	**%1**	**%1.5**	**%2**	**%2.5**
PTOA	Ort.	7,621	7,557	7,503	7,453	7,410
	Std. S.	0,003	0,004	0,004	0,004	0,006
LPD	Ort.	7,163	6,967	6,794	6,637	6,490
	Std. S.	0,018	0,020	0,018	0,024	0,021
ADD	Ort.	5,891	5,626	5,400	5,189	5,003
	Std. S.	0,027	0,027	0,028	0,027	0,029
FSS	Ort.	**10,159**	**10,099**	**10,029**	**9,960**	**9,888**
	Std. S.	0,013	0,017	0,022	0,026	0,037

Saat2 görüntüsü için RUBS tabanlı yöntemde farklı kıstaslar kulanılarak elde edilen BF sonuçları Tablo 3.13'de verilmiştir. Tablo 3.13'deki sonuçlar incelendiğinde tüm durumlarda FSS kıstası diğer kıstaslara göre daha iyi sonuçlar vermiştir. Tablo 3.14'deki sonuçlara göre RUBS-FSS yöntemi klasik yöntemlere göre BF açısından oldukça üstündür. Şekil 3.9'da verilen görsel sonuçlar da sayısal sonuçları desteklemektedir.



Şekil 3.9. *Saat2* görüntüsü için %1.5 gürültüde elde edilen en iyi sonuçlar.

Tablo 3.13. *Saat2* görüntüsü için RUBS yönteminde kıstas fonksiyonlarının BF ile karşılaştırılması.

	BB >	**8×8**					**16×16**					**32×32**				
	GO >	**%0.5**	**%1**	**%1.5**	**%2**	**%2.5**	**%0.5**	**%1**	**%1.5**	**%2**	**%2.5**	**%0.5**	**%1**	**%1.5**	**%2**	**%2.5**
VAR	Ort.	9,047	8,789	8,633	8,547	8,482	8,803	8,723	8,658	8,603	8,551	8,836	8,752	8,723	8,674	8,626
	Std.S.	0,033	0,056	0,042	0,033	0,038	0,043	0,045	0,051	0,058	0,065	0,057	0,073	0,078	0,073	0,093
DLT	Ort.	9,012	8,823	8,699	8,617	8,554	8,934	8,826	8,755	8,670	8,609	8,914	8,812	8,753	8,695	8,632
	Std.S.	0,041	0,049	0,043	0,036	0,040	0,061	0,064	0,066	0,054	0,051	0,066	0,071	0,079	0,062	0,072
URF	Ort.	9,134	8,944	8,767	8,664	8,584	8,990	8,851	8,771	8,686	8,636	9,059	8,940	8,866	8,795	8,735
	Std.S.	0,030	0,047	0,046	0,041	0,048	0,067	0,063	0,067	0,061	0,059	0,073	0,093	0,095	0,083	0,095
FSS	Ort.	**9,175**	**9,130**	**9,085**	**9,035**	**8,981**	**9,189**	**9,120**	**9,046**	**8,966**	**8,876**	**9,082**	**9,007**	**8,924**	**8,824**	**8,759**
	Std.S.	0,011	0,015	0,016	0,019	0,024	0,015	0,022	0,039	0,038	0,044	0,021	0,044	0,056	0,072	0,068

Tablo 3.14. *Saat2* görüntüsü için klasik yöntemler ile RUBS-FSS yönteminin BF ile karşılaştırılması.

		%0.5	**%1**	**%1.5**	**%2**	**%2.5**
PTOA	Ort.	6,995	6,957	6,926	6,899	6,879
	Std. S.	0,003	0,003	0,003	0,004	0,004
LPD	Ort.	6,794	6,526	6,305	6,112	5,957
	Std. S.	0,022	0,023	0,027	0,024	0,030
ADD	Ort.	5,257	5,009	4,785	4,586	4,422
	Std. S.	0,021	0,025	0,029	0,028	0,025
FSS	Ort.	**9,189**	**9,120**	**9,046**	**8,966**	**8,876**
	Std. S.	0,015	0,022	0,039	0,038	0,044

3.4. Sonuçlar

Neredeyse tüm kıstas fonksiyonları, görüntüdeki yüksek frekans bilgisi ile direkt ilişkilidir. Ancak, görüntüdeki gürültünün çoğunun da yüksek frekanslar ile ilişkili olduğu unutulmamalıdır. Bu problem, görüntü bloklarında netliğin yanlış olarak hesaplanmasına yol açar. Bu yüzden, netlik hesaplamalarında gürültünün etkisi olabildiğince azaltılmalıdır.

Görüntü birleştirmeden önce yapılan gürültü giderme girişimleri görüntülerin orijinal piksel değerlerini değiştirebileceğinden dolayı birleştirme algoritmalarının performansını etkileyebilir. Diğer taraftan, damga içeren görüntüler süzgeçleme işlemlerinden oldukça kötü etkilenirler. Ek olarak, adli tıp ve medikal uygulamalarda orijinal piksel değerlerinin değişmemesi istenir. Bundan dolayı, görüntü birleştirme algoritmaları birleştirme aşamasından önce süzgeçleme operasyonları kullanmamalıdır.

FSS kıstası, gürültüden daha az etkilenmesinden dolayı ilgili görüntü bloğunun netliğini hassas bir şekilde hesaplayabilmektedir. Deneyler, farklı blok boyutları (BB) ve farklı gürültü oranları (GO) için gerçekleştirilmiştir. Elde edilen sayısal sonuçlar genel olarak değerlendirildiğinde FSS kıstasının diğer kıstaslara göre daha başarılı olduğu görülmektedir. FSS kıstasını kullanan RUBS yönteminin diğer piksel ve dönüşüm tabanlı klasik yöntemlerle karşılaştırılması sonucunda da RUBS-FSS yönteminin daha başarılı olduğu görülmektedir. GO arttıkça yöntemlerin hepsinin başarımlarının düştüğü görülmektedir. Başarım düşüşünden ve dolayısıyla gürültüden en az etkilenen yöntem ise yine RUBS-FSS'dir. Standart sapma değerlerinde de genel olarak RUBS-FSS yöntemi diğer kıstas ve yöntemlere göre daha iyi olduğu söylenebilir.

Görsel sonuçlar genel olarak değerlendirildiğinde RUBS-FSS yöntemi hariç diğer klasik yöntemlerde gürültü miktarının daha fazla olduğu görülmektedir. Bunun sebebi; PTOA, LPD ve ADD yönteminde birleşik görüntüdeki her bir pikselin her iki kaynak görüntüdeki piksel veya piksellerin birleşimiyle meydana getirilmesinden dolayıdır. Ancak, RUBS tabanlı yöntemlerde birleşik görüntüdeki her bir blok, kaynak görüntülerin sadece net olanından seçilerek oluşturulur. Dolayısıyla, RUBS-FSS yönteminin görsel sonuçlarına bakıldığında gürültü miktarının diğer yöntemlerdekinden yaklaşık olarak yarı yarıya daha az olduğu görülecektir.

4. BÖLÜM

RUBS YÖNTEMİ İÇİN UYGUN BLOK BOYUTUNUN BELİRLENMESİ

4.1. Giriş

Bu bölümde klasik RUBS yöntemindeki blok boyutunun değerini sabit olarak seçmek yerine kaynak görüntülerin içeriğine göre adaptif olarak en uygun şekilde belirlemeyi sağlayacak yeni bir yöntem sunulmuştur: RUBS-B. Ayrıca, hem bu bölümde hem de bir sonraki bölümde optimizasyon amacıyla kullanılan genetik algoritma (GA), diferansiyel gelişim algoritması (DGA) ve yapay arı kolonisi (ABC) algoritmaları bu bölümde kısaca tanıtılmıştır.

4.2. Optimizasyon Algoritmaları

Nümerik fonksiyon optimizasyonu (minimizasyon veya maksimizasyon) için önerilmiş pek çok genel amaçlı algoritma uzun yıllardır bir çok araştırma sahasında başarıyla kullanılmaktadır. Bu bölümde ve Bölüm 5'te önerilen yöntemlerde optimizasyon algoritması olarak GA, DGA ve ABC kullanılmıştır. Diğer algoritmalar arasından bu algoritmaların belirlenmesinin sebepleri aşağıdaki gibi sıralanabilir:

- GA, literatürdeki sezgisel algoritmaların en temeli ve belki de en çok kullanılanıdır.
- DGA, sezgisel algoritmalar arasında yüksek performans ve basitliği ile öne çıkmış bir algoritmadır.
- ABC, sürü tabanlı algoritmalar arasında yeni, basit ve etkili yapısıyla oldukça ilgi çeken bir algoritmadır.

4.2.1. Genetik Algoritma

1975 yılında Holand tarafından önerilen ve en temel evrimsel algoritmalardan olan genetik algoritmanın temel bileşenleri rastgele sayı üreteci, uygunluk değerlendirici, yeniden üreme, çaprazlama ve mutasyon gibi genetik operatörlerdir [65].

Başlangıç popülasyonu algoritmanın en başta ihtiyacı olan gerçek sayı veya bit metin içeren verilerdir ve rastgele oluşturulur. Popülasyondaki her bir birey çözülmek istenen problemi adresleyen bir çözümü içerir. Değerlendirme birimi her bir bireyin kalitesini uygunluk fonksiyonu ile ölçer. Uygunluk değeri ilgili bireyin ne kadar kaliteli olduğunun bir göstergesidir. Genetik operatörlerin amacı bireyleri daha kaliteli bireylere dönüştürmektir.

Yeniden üreme operatörü doğal seleksiyonu sağlar. Bir nesilden diğer nesile bireyler aktarılırken kaliteleriyle orantılı olarak seçilme şansları artar.

Çaprazlama operatörü reel veya ikili olarak kodlanmış bireyleri rastgele parçalarından bölüp birleştirerek yeni çiftler üretir. En temel çaprazlama operatörü, orijinal ebeveyn olarak seçilen iki çiftin belirli bir noktasından kesilerek kuyruk kısımlarının yer değiştirilmesiyle gerçekleştirilir. Çaprazlama işlemlerinin sayısı önceden belirlenen bir çaprazlama oranı (ÇO) ile tayin edilir.

Mutasyon operatörü ikili dizilerde her hangi bir bit'i tersine çevirerek veya reel sayılarla kodlanmış dizilerde ise mevcut bir bireyi atıp yerine rastgele değerler içeren yeni bir bireyi oluşturarak değişimi sağlar. Mutasyon işlemlerinin sayısı önceden belirlenen bir mutasyon oranı (MO) ile tayin edilir. Algoritmanın bir nesil ilerlemesi, değerlendirme, yeniden üreme, çaprazlama ve mutasyon operatörlerinin popülasyona uygulanması ile sağlanır. Her adımda çözümlerin yeni bir nesli oluşturulmuş olur. Belirli bir durdurma kriteri sağlanana kadar işlemlere devam edilir.

4.2.2. Diferansiyel Gelişim Algoritması

Diferansiyel gelişim algoritması (DGA), popülasyon-tabanlı, oldukça hızlı ve kararlı bir stokastik doğrudan arama optimizasyon algoritmasıdır [66]. DGA, doğrusal olmayan, türevlenemeyen ve çok-modlu sürekli uzay fonksiyonun reel parametrelerinden oluşan optimal çözümleri bulmak için kullanılabilir. DGA, bir sezgisel algoritmanın yapısını

kullanmasına rağmen yeni çözümlerin oluşturulması ve ‘açgözlü’ seçme mekanizmasındaki farklılıklar ile diğerlerinden ayrılır. DGA, diğer evrimsel algoritmalar gibi, başlangıç popülasyonunun üretilmesi, çaprazlama, mutasyon ve seçme gibi benzer operatörler kullanır. DGA’nın temel adımları; başlangıç popülasyonunun oluşturulması, popülasyondaki bireylerin değerlendirilmesi, mutasyon, çaprazlama ve seçmedir. Her bir nesil için maksimum iterasyon sayısına (İS) ulaşma gibi önceden belirlenen bir durdurma kriterine kadar operatörler ardışık olarak tekrar tekrar uygulanır. DGA’nın temel operatörleri devam eden bölümlerde kısaca anlatılmıştır [67].

D-boyutlu optimizasyon problemi *D*-boyutlu bir vektör ile ifade edilebilir. Evrimsel algoritmalar ailesinin bir üyesi olarak DGA da PB (popülasyon büyüklüğü) adet çözüm vektörü ile başlar. Eğer optimize edilecek problem ile ilgili bir ön-bilgi yoksa, ilk popülasyon aşağıdaki gibi rastgele olarak oluşturulur:

$$x_{i,G} = x_{i(L)} + rand_i[0,1](x_{i(H)} - x_{i(L)}) \tag{22}$$

burada $x_{i,(L)}$ ve $x_{i,(H)}$, sırasıyla *D*-boyutlu vektör $x = \{x_{j,i}\} = \{x_{1,i}, x_{2,i}, ..., x_{D,i}\}^T$ ’in alt ve üst sınırlarıdır.

Mutasyon operatörü arama uzayını genişletmek için kullanılır. Rastgele seçilen vektörlerin kombinasyonu ile *G*. nesilde her bir hedef $x_{i,G}$ vektörü için bir mutant $v_{i,G+1}$ vektörü oluşturulur:

$$v_{i,G+1} = x_{r1,G} + AB(x_{r2,G} - x_{r3,G}) \tag{23}$$

burada *i*, r_1, r_2, ve r_3 bir birinden farklı ve $\{1, 2, ..., PB\}$ aralığında seçilen rastgele tam sayılardır. Bunun bir sonucu olarak, popülasyon sayısı PB en az 4 olmalıdır. $AB \in [0, 2]$ bir reel sabit ağırlıklandırma faktörüdür veya adım büyüklüğüdür ve farksal varyasyonun $(x_{r2,G} - x_{r3,G})$ kuvvetini kontrol eder. AB’in küçük değerleri hızlı yakınsamaya neden olurken, büyük değerleri daha fazla farklılığa sebep olur.

DGA, popülasyondaki farklılaşmayı sağlamak için bir önceki nesildeki başarılı çözümleri birleştirmek için çaprazlama operatörünü kullanır. Deneme vektörü $u_{i,G+1}$

mutasyon sonucu olaşan vektörün $v_{i,G+1}$ ve hedef vektörün $x_{i,G}$ elemanlarından elde edilir:

$$u_{j,i,G+1} = \begin{cases} v_{j,i,G+1} & \text{eger } rand_{j,i} \le ÇO \text{ veya } j = I_{rand} \\ x_{j,i,G} & \text{eger } rand_{j,i} > ÇO \text{ ve } j \neq I_{rand} \end{cases} \quad (24)$$

burada $j = 1,2,\ldots,D$; $rand_{j,i} \in [0; 1]$ rastgele bir sayı; ÇO $\in [0; 1]$ önceden belirlenmiş çaprazlama oranı ve $I_{rand} \in [1, 2, \ldots, D]$ ise rastgele seçilmiş bir indis. I_{rand} ile $v_{i,G+1} \neq x_{i,G}$ durumu garanti edilir.

Deneme vektörünün bir sonraki nesile (G+1) dâhil edilip edilmeyeceğine, bu vektör ile hedef vektörü ile karşılaştırılmasıyla karar verilir. Bu işleme 'açgözlü' seçme adı verilir. Deneme vektörü $u_{i,G+1}$ ile elde edilen amaç fonksiyonu değeri hedef vektörün amaç fonksiyonu değerinden daha iyi veya eşitse, deneme vektörü bir sonraki nesile hedef vektörü $x_{i,G}$ yerine aktarılır. Tersi durumda hedef vektör korunur.

$$x_{i,G+1} = \begin{cases} u_{i,G+1} & \text{eger } f(u_{i,G+1}) \le f(x_{i,G}) \\ x_{i,G} & \text{diger} \end{cases} \quad i = 1,2,\ldots,PB \quad (25)$$

4.2.3. Yapay Arı Kolonisi Algoritması

Yapay Arı Kolonisi (Artificial Bee Colony-ABC) algoritması bal arılarının zeki yiyecek arama davranışlarından esinlenerek nümerik optimizasyon problemleri için önerilmiş sürü zekasına dayalı bir optimizasyon algoritmasıdır [68, 69].

Bal arısı kolonilerinin yiyecek aramadaki kollektif zekâsının üç temel bileşeni bulunmaktadır: nektar kaynakları, işçi arılar ve gözcü arılar. Bir nektar kaynağının kalitesi kovana yakınlık, içeriğinin zenginliği veya yoğunluğu gibi parametrelere bağlıdır. İşçi arılar, nektar kaynaklarını araştıran ve nektar kaynağı ile ilgili bilgileri taşıyan arılardır. Gözcü arılar, hangi kaynağı araştıracaklarına karar vermek için işçi arıların dansını izleyen arı grubudur.

Nektar kaynaklarının pozisyonu optimizasyon problemini çözümü için olası bir çözümü ifade eder ve nektar miktarı ise o çözümün kalitesini temsil eden amaç fonksiyon değeridir. Çözüm sayısı işçi sayısına eşittir.

Algoritmanın temel adımları aşağıdaki gibidir:

1) Öncelikle, olası çözümleri temsil eden başlangıç nektar kaynakları tüm işçi arılar sayısınca rastgele üretilir.
2) Aşağıdaki adımlar durdurma koşulları sağlanıncaya kadar tekrar edilir:
   - Her bir işçi arı bir nektar kaynağına gider ve bu kaynağın komşuluğunda araştırma yaparak nektar miktarını değerlendirir (çözümün kalitesini).
   - Her bir gözcü arı işçi arıların dansları aracılığıyla edindiği bilgilere göre bir kaynak belirleyerek bu kaynak komşuluğunda araştırma yapar ve nektar miktarını değerlendirir.
   - Bulunan en iyi nektar kaynağı hafızaya alınır.
   - Tükenen kaynakların arıları, kâşif arı haline gelir ve yeni nektar kaynakları ararlar.

Birinci adımda, tekdüze olarak dağılmış rastgele bir başlangıç pozisyonu oluşturulur (nektar kaynağı pozisyonları). İkinci adımda aramanın çevrimlerini tekrarlamak üzere işçi, gözcü ve kâşif arılar popülasyonu değerlendirir ve günceller.

Bir işçi arı seçtiği kaynak civarında araştırmayı aşağıda ifade ile gerçekleştirir:

$$v_{ij} = x_{ij} + \phi_{ij}(x_{ij} - x_{kj}) \tag{26}$$

burada *PB* nektar kaynağı sayısı ve *D* problemin boyutu olmak üzere, *x* var olan nektar kaynağını, *v* yeni belirlenen nektar kaynağını, $k \in \{1,2,...,PB\}$ rastgele seçilmiş komşu çözüm indisini, $j \in \{1,2,...,D\}$ olmak üzere rastgele seçilmiş parametre indisini, ϕ -1 ile 1 arasında uniform dağılımlı rastgele bir reel sayıyı ifade etmektedir.

Arılar araştırma yaptıkları süre boyunca mevcut kaynaklarından (çözümlerinden) daha iyi bir kaynak buldukları takdirde yeni kaynağı (çözümü) hafızalarına alırlar. Tüm işçi arılar arama işlemini bitirdikten sonra pozisyon bilgileri gözcü arılarla paylaşılır. Gözcü

arılar işçi arılardan elde edilen bilgilere değerlendirir ve nektar miktarlarına bağlı olarak kaynaklar seçerler.

Her bir nektar kaynağının (i) seçilme olasılığı (p_i) kalite değeriyle orantılı olarak şu eşitlik ile belirlenir:

$$p_i = \frac{uygunluk_i}{\sum_n^{PB} uygunluk_n} \tag{27}$$

Bazı kaynaklarda *limit* parametresiyle belirlenen değerlendirme sayısınca gelişim olmazsa bu kaynak tükenmiş olarak düşünülür ve kâşif arılar bu kaynak yerine yeni bir kaynağı rastgele ararlar.

4.3. Önerilen Yöntem

Çoklu-odaklı görüntü birleştirme teknikleri tamamen net birleşik görüntüler elde etmek için kaynak görüntülerdeki net bölgeleri tespit ederler. RUBS yöntemi kaynak görüntüleri sabit boyutlu bloklara ayırır. Sonrasında, kaynak görüntülerin her bir blok çifti bir netlik kıstası ile net olanı belirlemek için karşılaştırılır. 2. ve 3. bölümlerde yapılan deneyler göstermiştir ki en iyi sonucun elde edilmesi için blok boyunun uygun şekilde seçilmesi gerekmektedir. Ancak, önceden belirlenmiş sabit bir blok boyutu tüm görüntüler için uygun olmayabilir. Dolayısıyla, blok boyutunun optimizasyonu RUBS yönteminin performansını artıracak ve yöntemi adaptif bir hale getirecektir. Önerilen optimal yöntemin blok diyagramı (RUBS-B) Şekil 4.1'de verilmiştir.

A ve *B* çoklu-odaklı kaynak görüntülerinin, aynı sahnenin farklı odak uzaklıkları kullanılarak çekilen görüntüleri olduğu kabul edilsin. Dolayısıyla, *A* ve *B* odaklı ve bulanık bölgelere sahip olacaklardır. *A* ve *B* görüntülerinin net bölgeleri, tamamı odaklanmış birleşik görüntüyü elde edebilmek için doğru bir şekilde tespit edilmelidir.

Optimal birleşik görüntüyü elde etmek için bu yöntemde GA, DGA ve ABC algoritmaları kullanılmıştır. Optimizasyon sürecinde ayarlanan parametreler görüntü bloklarının eni ve boyudur. Yöntemin adımları aşağıdaki gibi sıralanabilir:

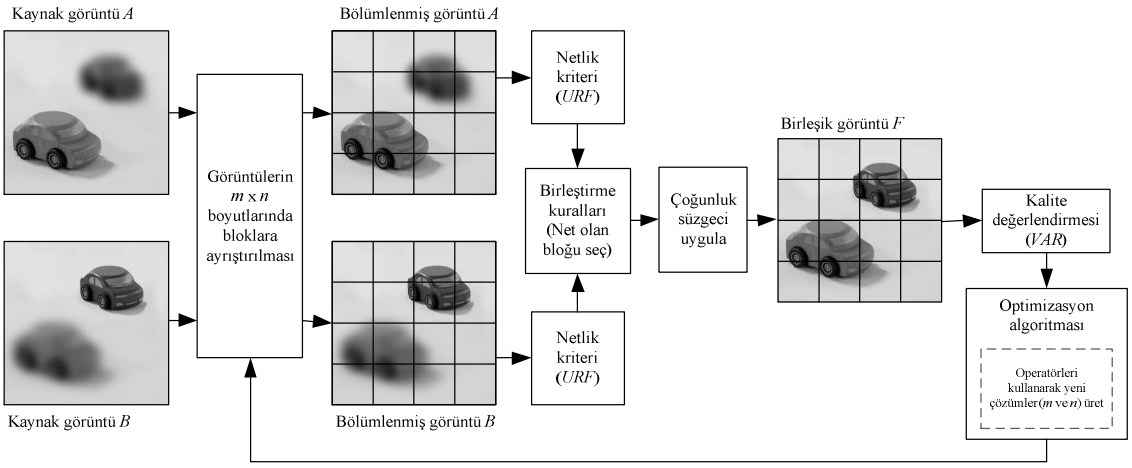
1. Optimizasyon algoritmasının kontrol parametreleri ve durdurma kriterleri tanımlanır.
2. Olası çözümleri içeren başlangıç popülasyonu oluşturulur. Popülasyondaki bireyler blokların genişliği (m) ve yüksekliğini (n) içerir.
3. Popülasyondaki tüm bireylerin (P) kalite değerleri belirlenir:
    a. A ve B görüntüleri $m \times n$ boyutlarında aralarında boşluk olmayan ve üst üste gelmeyen bloklara bölünür. A ve B görüntülerinin k. görüntü blokları A_k ve B_k olarak ifade edilir:
    b. A_k ve B_k bloklarının uzaysal resim frekansı (URF) [47] hesaplanır ve blokların netlik değerleri sırasıyla URF_k^A ve URF_k^B olarak ifade edilir.
    c. Karşılıklı görüntü bloklarının (A_k ve B_k) netlik değerleri karşılaştırılarak daha net olan görüntü bloğu F birleşik görüntüsünün k. bloğu olarak atanır:

$$F = \begin{cases} A_k, & URF_k^A > URF_k^B \\ B_k, & URF_k^A < URF_k^B \\ \dfrac{A_k + B_k}{2}, & diger \end{cases} \tag{28}$$

    d. Çoğunluk süzgeci uygulanır ve birleşik görüntü oluşturulur.
    e. Birleşik görüntünün kalite değeri objektif bir metrik olan varyans (VAR) ile hesaplanır. Daha büyük VAR değeri daha iyi bir çözümü ifade eder. Kullanılan kalite fonksiyonu aşağıdaki gibi ifade edilebilir:

$$\text{uygunluk}(m,n) = \text{VAR}(F) \tag{29}$$

4. Optimizasyon algoritmasının operatörleri yeni çözümler üretmek için uygulanır.
5. 3. ve 4. adımlar ön-tanımlı durdurma ölçütlerinden birisi sağlanana kadar tekrar edilir.



Şekil 4.1. RUBS-B yönteminin şematik diyagramı.

4.4. Deneyler

Bu bölümde RUBS-B yöntemi kullanılarak test görüntüleri üzerinde çeşitli deneyler gerçekleştirilmiştir. RUBS-B yönteminde blok boyutunun optimizasyonu için Genetik algoritma (GA), diferansiyel gelişim algoritması (DGA) ve yapay arı kolonisi (ABC) algoritması kullanılmıştır.

Önerilen yöntemin optimizasyon algoritmasından bağımsız kendine has parametrelerinden ilki blok tabanlı karşılaştırmalarda hangi netlik kıstasının kullanılacağıdır. Diğer bir parametre ise, optimizasyon esnasında üretilen bir çözümün (parametrelerin) kalitesini ölçmek için kullanılan kalite metriğidir. Bu bölümde önerilen RUBS-B yöntemi için yapılmış ancak not edilmemiş pek çok detaylı deneyde blok tabanlı karşılaştırmada netlik kıstası olarak URF, optimizasyon esnasında birleşik görüntünün kalitesini ölçme için de VAR metriğinin kullanıldığı durumda en iyi sonuçların elde edildiği görülmüştür.

Tüm deneyler, kullanılan optimizasyon algoritmalarının rastgelelik içermelerinden dolayı 30'ar kez bağımsız olarak farklı farklı 'random seed' değerlerinde koşulmuş ve elde edilen sonuçların ortalama ve standart sapmaları hesaplanmıştır.

Tez çalışması kapsamında kullanılan optimizasyon algoritmalarının ortak kontrol parametreleri popülasyon büyüklüğü (PB) ve iterasyon sayısıdır (İS). Bütün bir optimizasyon süreci boyunca kalite fonksiyonunun değerlendirilme sayısı (DS), PB ve

İS ile doğru orantılıdır ve DS≅PB×İS'dir. Dolayısıyla, adil bir karşılaştırma yapılabilmesi için DS'nin sabit tutulması kaydıyla PB=8, İS=30 ve PB=16, İS=15 kombinasyonları deneylerde kullanılmıştır.

4.4.1. RUBS-B-GA Yönteminin Deneysel Sonuçları

GA'nın kendisine has bazı kontrol parametreleri bulunmaktadır. Bu parametreler; çaprazlama oranı ve çaprazlama fonksiyonu, seçme fonksiyonu, mutasyon oranı (MO) ve mutasyon fonksiyonudur. Bu parametrelerden mutasyon oranı hariç diğerleri için en uygun değerler burada not edilmeyen detaylı deneylerle önceden belirlenmiştir. Deneylerde, deneme yanılma yolu ile uygun olduğu belirlenen kontrol parametreleri Tablo 4.1'de verilmiştir.

Tablo 4.1. RUBS-B-GA yöntemi için GA'nın kontrol parametreleri.

Seçme fonksiyonu	Rulet tekerleği
Çaprazlama fonksiyonu	Tek noktadan
Çaprazlama oranı	0.2
Mutasyon fonksiyonu	Tekdüze (reel)

Tablo 4.2 ve Tablo 4.3'de RUBS-B-GA'yöntemine ait deneysel sayısal sonuçlar verilmiştir. Tablo 4.2'de *Kaya* ve *Arabalar* test görüntüleri için referans tabanlı metrikler ile elde edilen sonuçlar verilirken, Tablo 4.3'de ise tüm test görüntülerin objektif metrikler ile elde edilen sonuçları verilmiştir.

Deneylerde GA'nın kontrol parametrelerinden MO, PB ve İS parametrelerinin birleşik görüntünün kalitesine etkisi gözlemlenmek istenmiştir. MO parametresi için 0.1, 0.2 ve 0.4 değerleri denenmiştir. Bu değerlerden daha küçük veya daha büyük değerlerle yapılan ancak burada ifade edilmeyen pek çok deneyde ise bu üç değere ya benzer ya da daha kötü sonuçlar elde edilmiştir. Dolayısıyla, bu sonuçlar tablolara konulmamıştır.

Tablo 4.2'ye göz atıldığında, hem *Kaya* hem de *Arabalar* görüntüleri için en iyi sonucun tüm metrikler için PB=16, İS=15, MO=0.4 durumunda elde edildiği görülmektedir. Genel olarak bir değerlendirme yapılacak olursa PB=16, İS=15 durumunun bir miktar PB=8, İS=30 durumundan daha iyi olduğu, MO=0.4 durumunun da diğer MO değerlerinden daha iyi sonuç verdiği görülmektedir.

Tablo 4.2. RUBS-B-GA yöntemi için yapılan deneylerin referans tabanlı metrik sonuçları.

		PB=8, İS=30									PB=16, İS=15								
		PSNR			KB			YB			PSNR			KB			YB		
MO>		0.1	0.2	0.4	0.1	0.2	0.4	0.1	0.2	0.4	0.1	0.2	0.4	0.1	0.2	0.4	0.1	0.2	0.4
Kaya	Ort.	92,3119	94,3833	95,3870	7,3299	7,3661	7,3823	0,9942	0,9958	0,9962	93,3542	96,3303	**96,7571**	7,3499	7,3908	**7,3986**	0,9951	0,9967	**0,9969**
	Std.	5,5214	4,4648	4,0614	0,0916	0,0561	0,0492	0,0036	0,0021	0,0018	4,9455	3,9851	3,4137	0,0698	0,0420	0,0354	0,0027	0,0016	0,0013
Arabalar	Ort.	148,8630	152,0617	157,5611	7,6087	7,6125	7,6244	0,9997	0,9998	0,9999	148,0832	155,4643	**159,5494**	7,6136	7,6230	**7,6270**	0,9997	0,9999	**0,9999**
	Std.	14,8959	14,8472	9,4862	0,0329	0,0288	0,0184	0,0004	0,0003	0,0001	13,1903	10,5968	9,4863	0,0204	0,0185	0,0157	0,0003	0,0001	0,0001

Tablo 4.3. RUBS-B-GA yöntemi için yapılan deneylerin objektif metrik sonuçları.

		PB=8, İS=30									PB=16, İS=15								
		VAR			BF			KTK			VAR			BF			KTK		
MO>		0.1	0.2	0.4	0.1	0.2	0.4	0.1	0.2	0.4	0.1	0.2	0.4	0.1	0.2	0.4	0.1	0.2	0.4
Kaya	Ort.	2104,642	2107,435	2108,738	7,4743	7,4768	7,4777	0,7392	0,7404	0,7408	2106,167	2109,398	**2109,971**	7,4753	7,4783	**7,4790**	0,7398	0,7412	**0,7415**
	Std.	7,3253	4,4612	3,7366	0,0067	0,0038	0,0037	0,0029	0,0017	0,0015	5,9577	3,5134	2,8952	0,0056	0,0032	0,0026	0,0024	0,0012	0,0010
Arabalar	Ort.	3176,785	3176,857	3177,025	10,3834	10,3841	10,3886	0,8181	0,8181	0,8181	3176,838	3176,999	**3177,072**	10,3853	10,3879	**10,3901**	0,8181	0,8181	**0,8181**
	Std.	0,4663	0,3955	0,1999	0,0133	0,0116	0,0086	0,0001	0,0001	0,0001	0,2953	0,2049	0,1640	0,0092	0,0091	0,0076	0,0002	0,0001	0,0001
Lab	Ort.	2259,242	2260,615	2261,325	9,9716	9,9993	10,0042	0,7461	0,7456	0,7459	2259,907	**2261,674**	2261,506	9,9842	**10,0192**	10,0127	**0,7463**	0,7456	0,7456
	Std.	2,8793	3,0471	2,6102	0,0741	0,0740	0,0693	0,0022	0,0024	0,0023	3,3871	2,9600	2,5262	0,0795	0,0684	0,0686	0,0020	0,0023	0,0024
Pepsi	Ort.	2021,129	2021,731	2022,379	9,1243	**9,1310**	9,1222	0,7655	**0,7658**	0,7655	2021,485	2022,139	**2022,511**	9,1233	9,1287	9,1194	0,7656	0,7656	0,7655
	Std.	1,2816	1,1029	0,8594	0,0432	0,0351	0,0381	0,0009	0,0008	0,0009	1,1197	1,0112	0,7938	0,0431	0,0395	0,0382	0,0012	0,0007	0,0010
Bayrak	Ort.	7145,434	7148,303	**7151,085**	10,3079	10,3095	10,3145	0,6785	**0,6793**	0,6791	7147,382	7150,387	7150,886	10,3153	**10,3196**	10,3150	0,6788	0,6788	0,6791
	Std.	8,1243	6,0026	4,1708	0,0558	0,0476	0,0501	0,0027	0,0020	0,0020	6,9633	4,6385	4,0324	0,0515	0,0526	0,0525	0,0020	0,0023	0,0017
Saat2	Ort.	3267,943	3268,897	3270,594	**9,2005**	9,1633	9,1708	**0,7195**	0,7185	0,7188	3268,270	3269,721	**3270,774**	9,1724	9,1964	9,1685	0,7187	0,7192	0,7178
	Std.	2,8434	2,7351	2,3992	0,0930	0,1082	0,1067	0,0029	0,0037	0,0038	2,5695	2,4382	2,4098	0,1047	0,0913	0,1197	0,0035	0,0029	0,0038

Tablo 4.3 incelendiğinde, objektif metrikler arasında tam bir uyum olduğunu söylemek zor olsa da *Kaya* ve *Arabalar* görüntüleri için Tablo 4.2'de verilen referans tabanlı metrik sonucu ile aynı durumda tüm metrikler için en iyi sonuçların elde edildiği görülmektedir. *Lab* görüntüsü için PB=16, İS=15 durumunda tüm metrikler için daha iyi sonuçlar elde edildiği, VAR ve BF için MO=0.2 durumunda, KTK için MO=0.1 durumunda en iyi sonucun elde edildiği görülmektedir. *Pepsi* görüntüsünde BF ve KTK açısından PB=8, İS=30 ve MO=0.2 durumunda daha iyi sonuçlar elde edildiği, VAR açısından ise PB=16, İS=15 ve MO=0.4 durumunda daha iyi sonuçlar elde edildiği görülmektedir. *Bayrak* görüntüsü için tüm metriklerin farklı durumlarda iyi sonuç vermesinden dolayı bir genelleme yapmak mümkün olamamaktadır. *Saat2* görüntüsü için BF ve KTK metrikleri açısından PB=8, İS=30 ve MO=0.1 durumunda en iyi sonuçların elde edildiği, VAR metriği açısından PB=16, İS=15, MO=0.4 durumunda en iyi sonucun elde edildiği sonucuna varılmaktadır.

Tablo 4.3'deki sonuçlar genel olarak değerlendirilecek olursa tüm metrikler açısından **PB=16, İS=15 ve MO=0.4** durumunun diğer durumlardan daha iyi olduğu söylenebilir.

4.4.2. RUBS-B-DGA Yönteminin Deneysel Sonuçları

DGA'nın kendisine has kontrol parametreleri; çaprazlama oranı (ÇO) ve adım büyüklüğüdür (AB). Bu parametrelerden çaprazlama oranı için en uygun değerler tezde not edilmeyen detaylı deneylerle önceden belirlenmiştir. Deneylerde, deneme yanılma yolu ile uygun olduğu belirlenen çaprazlama oranı 0.5 olarak kullanılmıştır.

DGA'nın kontrol parametlerinden AB, PB ve İS parametrelerinin birleşik görüntünün kalitesine etkisi gözlemlenmek istenmiştir. AB parametresi için 0.6, 1 ve 1.4 değerleri denenmiştir. Bu değerlerden farklı değerlerle yapılan ancak not edilmeyen pek çok deneyde ise bu üç değere ya benzer ya da daha kötü sonuçlar elde edilmiştir.

Tablo 4.4'de *Kaya* ve *Arabalar* test görüntüleri için referans tabanlı metrikler ile elde edilen sonuçlar verilirken, Tablo 4.5'de ise tüm test görüntülerinin objektif metrikler ile elde edilen sonuçları verilmiştir.

Tablo 4.4. RUBS-B-DGA yöntemi için yapılan deneylerin referans tabanlı metrik sonuçları.

		PS=8, İS=30									PS=16, İS=15								
		PSNR			KB			YB			PSNR			KB			YB		
AB>		0,6	1	1,4	0,6	1	1,4	0,6	1	1,4	0,6	1	1,4	0,6	1	1,4	0,6	1	1,4
Kaya	Ort.	**101,0280**	100,0481	96,1701	**7,4282**	7,4230	7,3901	**0,9981**	0,9980	0,9966	97,1697	95,0084	94,2433	7,3973	7,3758	7,3642	0,9970	0,9961	0,9956
	Std.	2,8565	3,0035	3,9208	0,0294	0,0253	0,0424	0,0012	0,0010	0,0017	3,8320	4,3078	4,6947	0,0400	0,0527	0,0599	0,0015	0,0020	0,0024
Arabalar	Ort.	**160,5005**	157,5319	155,2861	7,6277	7,6271	7,6249	0,9999	0,9999	0,9998	160,1600	155,1778	155,8562	**7,6280**	7,6221	7,6267	**0,9999**	0,9999	0,9999
	Std.	9,9823	10,7185	11,9218	0,0207	0,0183	0,0184	0,0001	0,0001	0,0002	7,3448	10,5825	10,7825	0,0147	0,0175	0,0138	0,0001	0,0001	0,0001

Tablo 4.5. RUBS-B-DGA yöntemi için yapılan deneylerin objektif metrik sonuçları.

		PS=8, İS=30									PS=16, İS=15								
		VAR			BF			KTK			VAR			BF			KTK		
AB>		0,6	1	1,4	0,6	1	1,4	0,6	1	1,4	0,6	1	1,4	0,6	1	1,4	0,6	1	1,4
Kaya	Ort.	**2113,113**	2112,357	2109,350	**7,4815**	7,4806	7,4780	**0,7420**	0,7420	0,7410	2110,221	2108,123	2107,347	7,4788	7,4772	7,4762	0,7413	0,7406	0,7403
	Std.	2,2703	2,1497	3,3852	0,0021	0,0022	0,0034	0,0007	0,0006	0,0013	2,9915	4,3829	4,6926	0,0029	0,0038	0,0046	0,0011	0,0017	0,0018
Arabalar	Ort.	3177,078	3177,041	3176,999	**10,3910**	10,3902	10,3890	**0,8181**	0,8181	0,8181	**3177,089**	3177,002	3177,026	10,3906	10,3887	10,3902	0,8181	0,8181	0,8181
	Std.	0,1973	0,1889	0,2311	0,0087	0,0086	0,0093	0,0001	0,0001	0,0001	0,1305	0,2000	0,1729	0,0073	0,0085	0,0070	0,0001	0,0001	0,0001
Lab	Ort.	**2262,345**	2261,334	2260,498	10,0134	9,9989	9,9935	**0,7464**	0,7463	0,7458	2261,886	2261,153	2260,261	**10,0177**	9,9993	10,0006	0,7459	0,7462	0,7457
	Std.	3,1168	2,5124	2,8150	0,0665	0,0644	0,0745	0,0018	0,0021	0,0025	2,7431	3,1203	2,4370	0,0691	0,0708	0,0654	0,0024	0,0019	0,0021
Pepsi	Ort.	**2022,816**	2022,410	2022,106	9,1149	9,1196	9,1276	0,7656	0,7656	0,7656	2022,450	2022,042	2021,999	9,1248	9,1255	**9,1291**	0,7655	0,7656	**0,7657**
	Std.	0,7810	0,7881	1,0658	0,0295	0,0345	0,0385	0,0007	0,0007	0,0008	0,6806	0,9265	0,8113	0,0409	0,0393	0,0435	0,0008	0,0008	0,0008
Bayrak	Ort.	**7152,620**	7150,857	7148,776	10,3064	10,3087	10,3119	0,6788	**0,6792**	0,6789	7149,863	7148,587	7147,091	10,3152	**10,3228**	10,3173	0,6789	0,6791	0,6786
	Std.	3,5693	4,5259	5,1802	0,0485	0,0498	0,0486	0,0016	0,0017	0,0022	3,9204	4,7346	5,9170	0,0508	0,0557	0,0493	0,0020	0,0021	0,0025
Saat2	Ort.	3270,929	3271,073	3269,676	9,1772	9,1704	**9,1827**	0,7184	**0,7190**	0,7188	**3271,538**	3270,052	3269,057	9,1526	9,1753	9,1619	0,7179	0,7180	0,7185
	Std.	2,5682	1,7050	2,2163	0,1032	0,1122	0,1056	0,0034	0,0037	0,0032	2,0535	2,1128	2,3836	0,1056	0,0923	0,0951	0,0043	0,0032	0,0032

Tablo 4.4'deki sonuçlara bakıldığında *Kaya* görüntüsü için tüm metrikler açısından en iyi sonucun PB=8, İS=30 ve AB=0.6 durumunda elde edildiği görülmektedir. *Arabalar* görüntüsü için VAR metriği açısından en iyi sonucun yine PB=8, İS=30 ve AB=0.6 durumunda elde edildiği ancak KB ve YB metrikleri açısından en iyi sonuçların PB=16, İS=15 ve AB=0.6 durumunda elde edildiği görülmektedir. Tablo 4.4'deki sonuçlar genel olarak değerlendirilecek olursa PB=8, İS=30 durumunun bir miktar PB=16, İS=15 durumundan daha iyi olduğu, AB=0.6 durumunun da diğer AB değerlerinden daha iyi sonuç verdiği sonucu ortaya çıkmaktadır.

Tablo 4.5'deki sonuçlar incelendiğinde tüm objektif metrikler açısından *Kaya* görüntüsü için en iyi sonuçların PB=8, İS=30 ve AB=0.6 durumda elde edildiği görülmektedir. Bu görüntü için hem referans hem de objektif metrikler arasında tam bir uyum söz konusudur. *Arabalar* görüntüsü için VAR metriği açısından en iyi sonucun PB=16, İS=15 ve AB=0.6 durumunda elde edildiği ancak KB ve YB metrikleri açısından en iyi sonuçların PB=8, İS=30 ve AB=0.6 durumunda elde edildiği görülmektedir. *Lab* görüntüsü için BF metriği açısından en iyi sonucun PB=16, İS=15 ve AB=0.6 durumunda elde edildiği ancak VAR ve KTK metrikleri açısından en iyi sonuçların PB=8, İS=30 ve AB=0.6 durumunda elde edildiği görülmektedir. *Pepsi* görüntüsü için VAR metriği açısından en iyi sonucun PB=8, İS=30 ve AB=0.6 durumunda elde edildiği ancak BF ve KTK metrikleri açısından en iyi sonuçların PB=16, İS=15 ve AB=1.4 durumunda elde edildiği görülmektedir. *Bayrak* ve *Saat2* görüntüleri için tüm metriklerin farklı durumlarda en iyi sonuçları ürettiğinden dolayı genel bir değerlendirme yapmak mümkün olmamaktadır. Tablo 4.5'deki sonuçlar genel olarak değerlendirilerecek olursa tüm metrikler açısından **PB=8, İS=30 ve AB=0.6** durumunun diğer durumlardan daha iyi olduğu söylenebilir.

4.4.3. RUBS-B-ABC Yönteminin Deneysel Sonuçları

ABC'nin temel kontrol parametresi limittir (L). Deneylerde; L, PB ve İS parametrelerinin birleşik görüntünün kalitesine etkisi gözlemlenmiştir. L parametresi için 10, 20 ve 50 değerleri denenmiştir. Farklı değerlerle yapılan ancak not edilmeyen pek çok deneyde ise bu üç değere ya benzer ya da daha kötü sonuçlar elde edilmiştir.

Tablo 4.6’da *Kaya* ve *Arabalar* test görüntüleri için referans tabanlı metrikler ile elde edilen sonuçlar verilirken, Tablo 4.7’de ise tüm test görüntülerinin objektif metrikler ile elde edilen sonuçlar sunulmuştur.

Tablo 4.6’daki sonuçlara bakıldığında *Kaya* ve *Arabalar* görüntüleri için tüm metrikler açısından en iyi sonucun PB=16, İS=15 ve L=20 durumunda elde edildiği görülmektedir. Tablo 4.6’daki sonuçlar genel olarak değerlendirilecek olursa PB=16, İS=15 ve L=20 durumunun diğer durumlardan daha iyi sonuç verdiği görülmektedir.

Tablo 4.7’deki sonuçlar incelendiğinde tüm objektif metrikler açısından *Kaya* görüntüsü için en iyi sonuçların PB=8, İS=30 ve L=20 durumda elde edildiği görülmektedir. *Arabalar* görüntüsü için en iyi sonuçların PB=16, İS=15 ve L=20 durumda elde edildiği görülmektedir. *Lab* görüntüsü için KTK metriği açısından en iyi sonucun PB=8, İS=30 ve L=50 durumunda elde edildiği ancak VAR ve BF metrikleri açısından en iyi sonuçların PB=16, İS=15 ve L=20 durumunda elde edildiği görülmektedir. *Pepsi* görüntüsü için BF metriği açısından en iyi sonucun PB=8, İS=30 ve L=50 durumunda elde edildiği ancak VAR ve KTK metrikleri açısından en iyi sonuçların PB=16, İS=15 ve L=50 durumunda elde edildiği görülmektedir. *Bayrak* görüntüsü için tüm metriklerin farklı durumlarda en iyi sonuçları ürettiğinden dolayı genel bir değerlendirme yapmak mümkün olmamaktadır. *Saat2* görüntüsü için tüm metrikler açısından en iyi sonuçların **PB=8, İS=30 ve L=50** durumunda elde edildiği sonucuna varılabilir.

Tablo 4.6. RUBS-B-ABC yöntemi için yapılan deneylerin referans tabanlı metrik sonuçları.

		PS=8, İS=30									PS=16, İS=15								
		PSNR			KB			YB			PSNR			KB			YB		
	L>	10	20	50	10	20	50	10	20	50	10	20	50	10	20	50	10	20	50
Kaya	Ort.	102,9398	102,6036	100,3486	7,4388	7,4333	7,3936	0,9988	0,9986	0,9969	102,8657	**103,0105**	102,8178	7,4382	**7,4398**	7,4371	0,9988	**0,9989**	0,9988
	Std.	1,5144	3,1510	7,1374	0,0144	0,0446	0,1350	0,0006	0,0020	0,0057	1,3488	0,8844	2,1903	0,0135	0,0082	0,0240	0,0005	0,0003	0,0010
Arabalar	Ort.	161,8830	161,8793	161,1616	7,6288	7,6269	7,6216	0,9999	0,9999	0,9999	161,1620	**162,1425**	161,4658	7,6294	**7,6328**	7,6280	0,9999	**0,9999**	0,9999
	Std.	7,8622	10,7607	9,6856	0,0192	0,0270	0,0288	0,0001	0,0001	0,0001	8,7813	8,8423	8,5756	0,0146	0,0127	0,0185	0,0001	0,0001	0,0001

Tablo 4.7. RUBS-B-ABC yöntemi için yapılan deneylerin objektif metrik sonuçları.

		PS=8, İS=30									PS=16, İS=15								
		VAR			BF			KTK			VAR			BF			KTK		
	L>	10	20	50	10	20	50	10	20	50	10	20	50	10	20	50	10	20	50
Kaya	Ort.	**2114,338**	2113,897	2110,601	**7,4825**	7,4822	7,4793	**0,7422**	0,7420	0,7406	2114,288	2114,340	2114,183	7,4824	7,4825	7,4824	0,7422	0,7422	0,7421
	Std.	1,1854	3,6826	11,3367	0,0014	0,0031	0,0106	0,0004	0,0017	0,0048	0,8967	0,6700	1,8724	0,0011	0,0011	0,0018	0,0004	0,0002	0,0007
Arabalar	Ort.	3177,096	3177,075	3177,049	10,3902	10,3907	10,3876	0,8181	0,8181	0,8181	3177,097	**3177,112**	3177,093	10,3916	**10,3924**	10,3909	0,8181	**0,8181**	0,8181
	Std.	0,1626	0,2376	0,2383	0,0098	0,0112	0,0131	0,0001	0,0001	0,0001	0,1467	0,1269	0,1607	0,0066	0,0063	0,0077	0,0001	0,0001	0,0001
Lab	Ort.	2263,669	2263,325	2262,928	10,0580	10,0520	10,0474	0,7453	0,7455	**0,7456**	2263,236	**2263,771**	2263,356	10,0524	**10,0678**	10,0560	0,7453	0,7453	0,7454
	Std.	3,1042	3,1942	4,3432	0,0700	0,0684	0,0740	0,0029	0,0027	0,0027	2,6876	2,6643	3,0528	0,0671	0,0584	0,0673	0,0027	0,0027	0,0027
Pepsi	Ort.	2022,832	2022,826	2022,506	9,1221	9,1195	**9,1315**	0,7656	0,7656	0,7656	2022,732	2022,621	**2022,876**	9,1205	9,1274	9,1254	0,7656	0,7657	**0,7657**
	Std.	0,8260	1,0737	1,3937	0,0289	0,0252	0,0319	0,0007	0,0007	0,0009	0,7501	0,9918	0,7170	0,0298	0,0329	0,0337	0,0007	0,0007	0,0007
Bayrak	Ort.	7153,835	7154,224	7153,676	10,3050	**10,3108**	10,3107	0,6789	0,6786	0,6785	7153,515	**7154,303**	7154,087	10,3078	10,3032	10,3012	**0,6790**	0,6788	0,6787
	Std.	2,8055	2,6481	2,9586	0,0449	0,0463	0,0451	0,0012	0,0011	0,0014	2,7877	2,3973	2,5790	0,0475	0,0429	0,0439	0,0014	0,0011	0,0013
Saat2	Ort.	3271,994	3272,257	**3272,672**	9,1504	9,1625	**9,1692**	0,7172	0,7177	**0,7187**	3271,339	3271,866	3271,596	9,1522	9,1450	9,1557	0,7181	0,7184	0,7179
	Std.	1,9945	2,1564	2,5585	0,1130	0,1110	0,1150	0,0040	0,0042	0,0038	2,0076	1,6975	2,0710	0,1238	0,1096	0,1066	0,0037	0,0033	0,0036

4.4.4. Genel Değerlendirme

Tablo 4.8 ve 4.9'da, önerilen RUBS-B tabanlı yöntemler ve RUBS-URF yöntemi için sayısal sonuçlar sırasıyla PSNR ve VAR metrikleri kullanılarak verilmiştir. RUBS-URF yöntemi tez çalışması kapsamında değerlendirilen klasik yöntemlerin en başarılısı olarak ortaya çıktığından dolayı, sadece RUBS-URF yöntemi ile karşılaştırma yapılmıştır. Tablolarda RUBS-B tabanlı yöntemler için elde edilen en iyi ortalama değer ve parantez içlerinde standart sapması verilmiştir.

Tablo 4.8. Test görüntülerinin RUBS-B yöntemleri ve klasik RUBS-URF yöntemiyle birleştirilmesinin PSNR ile karşılaştırması.

		RUBS-B		
	RUBS-URF	**GA**	**DGA**	**ABC**
Kaya	103,1886	96,7571 (3,4)	101,0280 (2,8)	103,0105 (0,8)
Arabalar	133,8834	159,5494 (9,4)	160,5005 (9,9)	162,1425 (8,8)

Tablo 4.8'de referans tabanlı metriklerden PSNR ile yapılan değerlendirmelerde önerilen RUBS-B tabanlı yöntemler arasında en iyiden en kötüye doğru sıralamanın her iki test görüntüsü için de ABC, DGA ve GA şeklinde olduğu görülmektedir. RUBS-B tabanlı yöntemler *Kaya* görüntüsü için klasik RUBS-URF yönteminin bir miktar altında kalırken, *Arabalar* görüntüsü için çok daha iyi sonuçlar elde edebilmişlerdir.

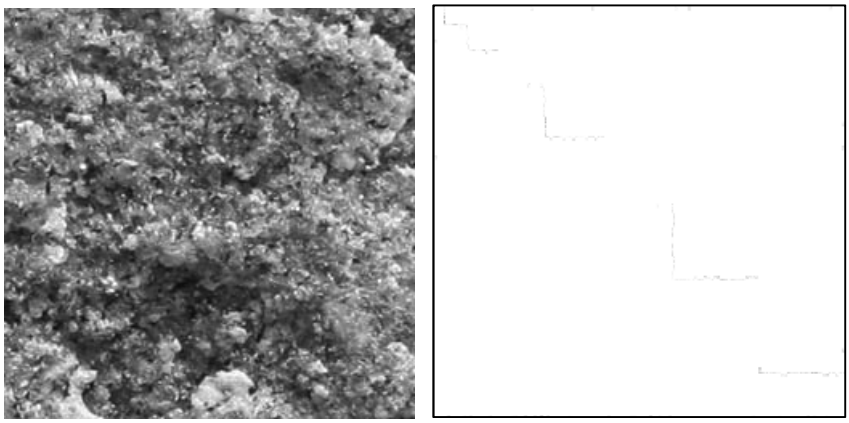
Tablo 4.9. Test görüntülerinin RUBS-B yöntemleri ve klasik RUBS-URF yöntemiyle birleştirilmesinin VAR ile karşılaştırması.

	RUBS-URF	**RUBS-B**		
		GA	**DGA**	**ABC**
Kaya	2113,6169	2109,9713 (2,8)	2113,1128 (2,2)	2114,3397 (1,1)
Arabalar	3176,2268	3177,0721 (0,1)	3177,0894 (0,1)	3177,1124 (0,1)
Lab	2255,6568	2261,6736 (2,9)	2262,3450 (3,1)	2263,7713 (2,6)
Pepsi	2019,4752	2022,5106 (0,8)	2022,8157 (0,7)	2022,8755 (0,7)
Bayrak	7112,1534	7151,0854 (4,1)	7152,6204 (3,5)	7154,3032 (2,3)
Saat2	3256,9340	3270,7741 (2,4)	3271,5384 (2,0)	3272,6723 (2,5)

Tablo 4.9'da objektif metriklerden VAR ile yapılan değerlendirmelerde tüm test görüntüleri için RUBS-B tabanlı yöntemler arasında en iyiden en kötüye doğru sıralamanın ABC, DGA ve GA şeklinde olduğu görülmektedir ki bu durum Tablo 4.8

ile de paralellik arz etmektedir. RUBS-B tabanlı yöntemler ile klasik RUBS-URF yöntemi karşılaştırıldığında *Arabalar*, *Lab*, *Pepsi* ve *Bayrak* görüntüleri için her üç RUBS-B yöntemi de klasik RUBS-URF den daha iyi sonuç elde ederken, sadece *Kaya* görüntüsünde RUBS-B-ABC yöntemi daha iyi sonuç elde etmiştir.

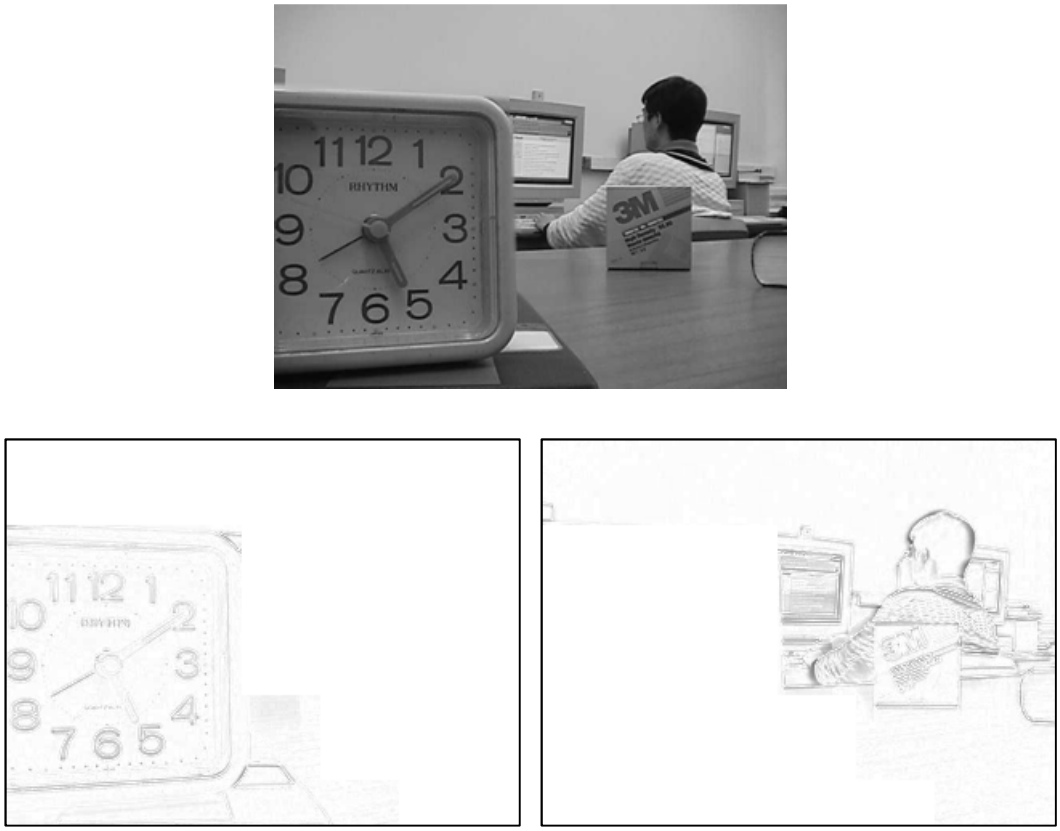
Test görüntüleri kullanılarak yapılan kapsamlı deneyler ile hesaplanan sayısal sonuçlara ek olarak elde edilen görsel sonuçlar Şekil 4.2 - 4.7'de verilmiştir. Verilen görsel sonuçlar yapılan tüm koşmalar sonucu en yüksek metrik değerine sahip optimizasyonda elde edilen sonuçlar olup, *Kaya* ve *Arabalar* için PSNR, diğer görüntüler içinse VAR metriği dikkate alınmıştır. Her bir görüntü için bulunan optimal değerler, Şekil metinlerinde parantez içinde verilmiştir. Elde edilen birleşik görüntülerin yanı sıra hata görüntüleri de daha iyi karşılaştırma yapabilmek adına verilmiştir. Hata görüntüleri *Kaya* ve *Arabalar* görüntülerinde birleşik görüntü ile tamamı odaklanmış olduğu kabul edilen ve bu yapay görüntülerin oluşturulmasında kullanılan referans görüntünün mutlak farkı alınarak elde edilmiştir. Doğal yollarla çoklu-odaklı olarak elde edilen diğer test görüntülerinde ise hata görüntüleri elde edilirken birleşik görüntü ile kaynak görüntülerin her ikisinin de mutlak farkları hesaplanmıştır.



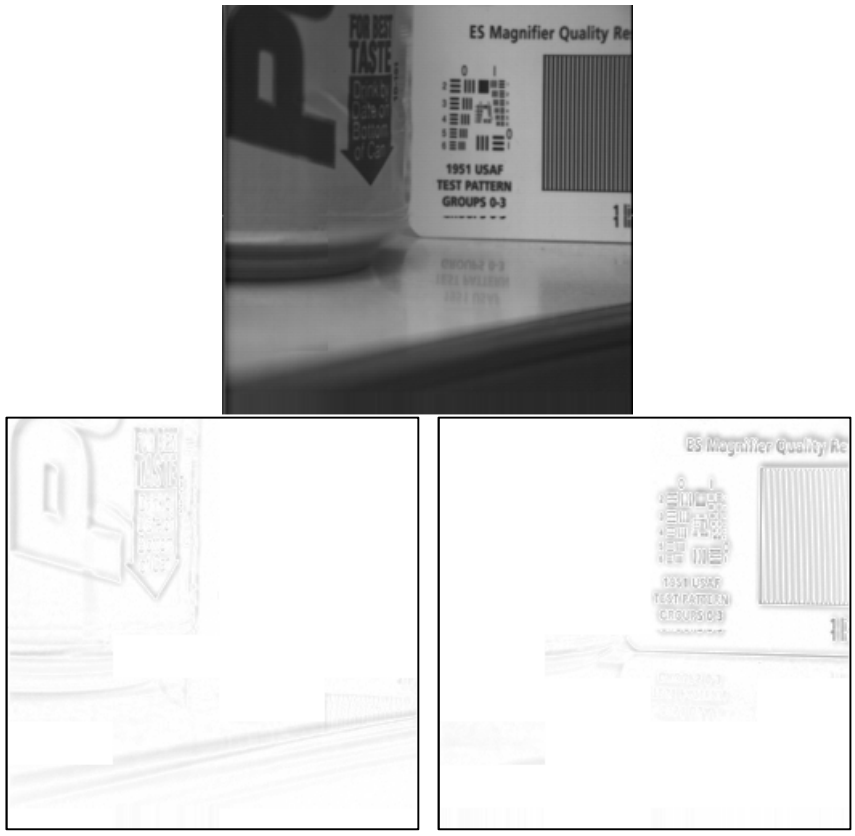
Şekil 4.2. *Kaya*: RUBS-B-ABC yöntemi sonucu ve hata görüntüsü (3×2).



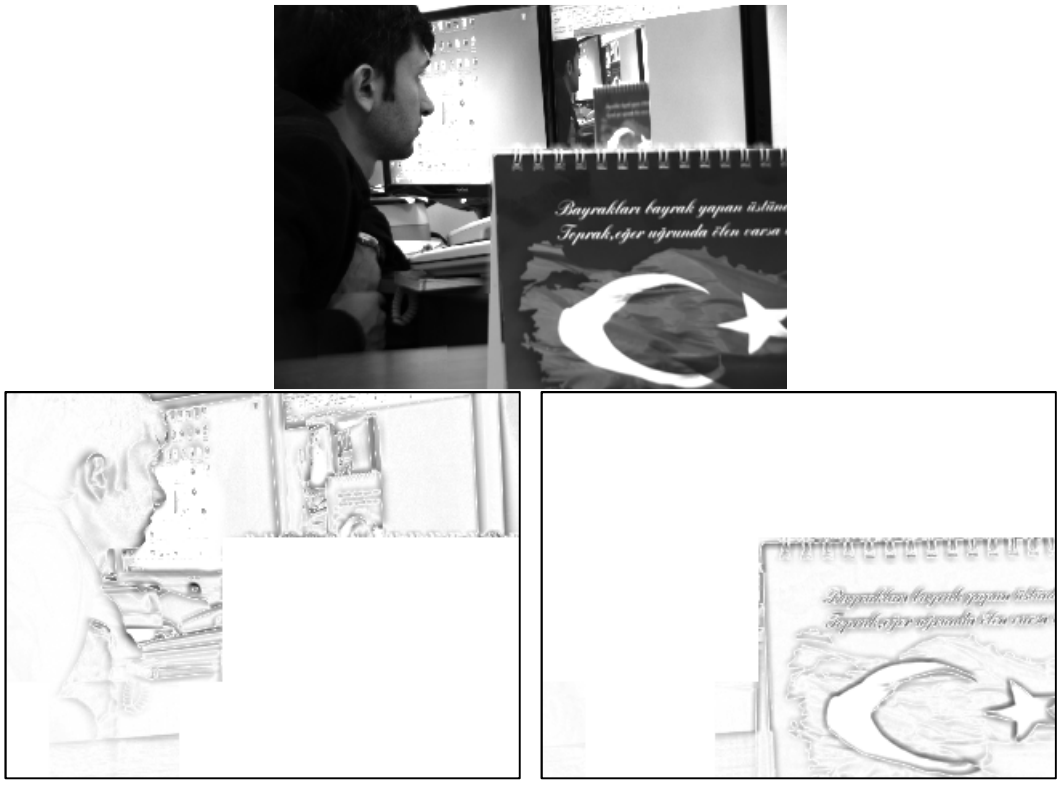
Şekil 4.3. *Arabalar*: RUBS-B-ABC yöntemi sonucu ve hata görüntüsü (21×37).



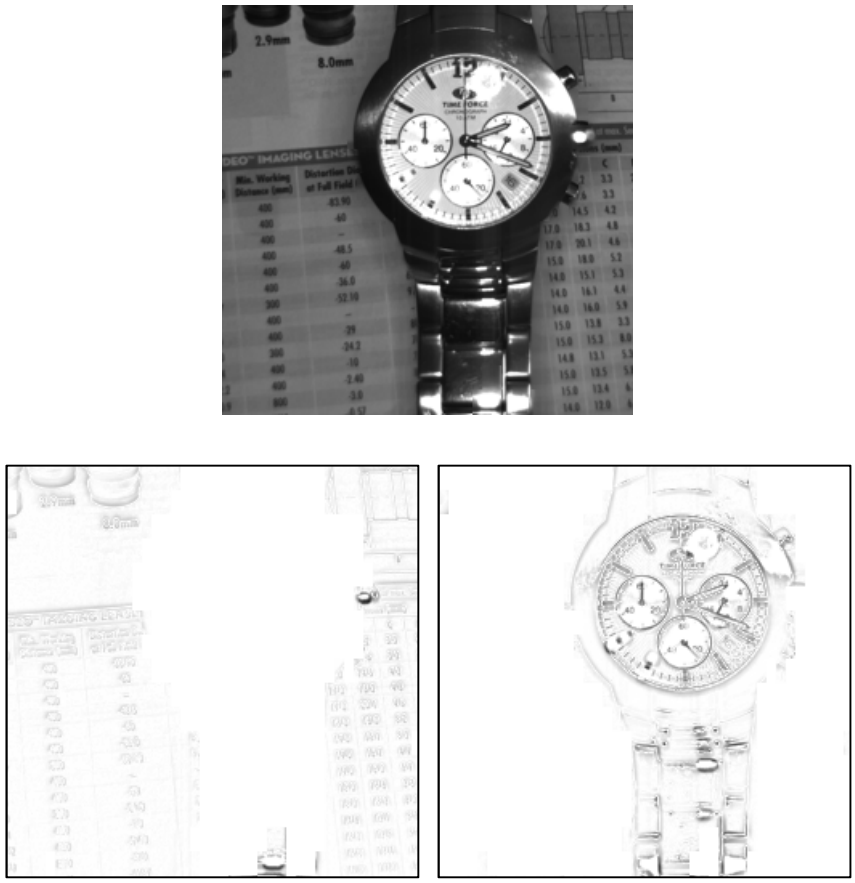
Şekil 4.4. *Lab*: RUBS-B-ABC yöntemi sonucu ve hata görüntüsü (53×49).



Şekil 4.5. *Pepsi*: RUBS-B-ABC yöntemi sonucu ve hata görüntüsü (22×67).



Şekil 4.6. *Bayrak*: RUBS-B-ABC yöntemi sonucu ve hata görüntüsü (90×27).



Şekil 4.7. *Saat2*: RUBS-B-ABC yöntemi sonucu ve hata görüntüsü (15×6).

4.5. Sonuçlar

Klasik RUBS yöntemi kendi içerisindeki netlik değerlendirme kıstasına bağlı olsa da klasik algoritmalar arasında en iyi sonuçları veren yöntem olarak ortaya çıkmaktadır. Ancak klasik RUBS yönteminin en büyük dezavantajı görüntülerin ayrıştırılmasında kullanılacak olan blok boyutu (BB) parametresinin kullanıcı tarafından belirlenmesi zorunluluğudur. Literatürdeki pek çok çalışma [5, 33, 34] ve tez kapsamında yapılan detaylı çalışmalar BB'nin birleştirme sonucunu ciddi anlamda etkilediğini ortaya koymaktadır. BB parametresi görüntülerin karakteristiği ve bulanık/net bölgelerin sınırlarıyla ilişkilidir. Dolayısıyla, klasik RUBS yönteminin performansı BB parametresinin otomatik olarak en uygun değerinde seçilmesiyle artırılabilir.

Bu bağlamda tez çalışması kapsamında, klasik RUBS yöntemindeki BB parametresinin otomatik ve adaptif olarak belirlenmesine dayalı bir optimal yöntem sunulmuştur. Önerilen yöntem en temel optimizasyon algoritmalarından birisi olan genetik algoritma (GA), hızlı ve kararlı çözümler üretebilen diferansiyel gelişim algoritması (DGA) ve

literatüre yeni girmiş olan ve sürü zekasına dayalı yapay arı kolonisi (ABC) algoritmaları kullanılarak gerçekleştirilmiştir.

Önerilen yöntem öncelikle optimizasyon algoritması tarafından üretilen ve BB parametresini ihtiva eden aday çözümü kullanarak klasik RUBS yöntemini giriş görüntüleri üzerinde uygulamakta ve birleşik görüntüyü elde etmektedir. Birleşik görüntünün dolayısıyla o an için değerlendirilen BB parametresinin kalitesinin ölçülmesi ve optimizasyon algoritmasının bu bilgiyi kullanarak yeni ve daha iyi çözümler üretmesi gerekmektedir. Birleşik görüntünün kalitesi ise VAR metriği yardımıyla elde edilmiştir. Belirli bir iterasyon sonucunda elde edilen en iyi çözüm son birleştirme işleminde kullanılmakta ve optimum birleşik görüntü elde edilmektedir. Dolayısıyla, önerilen RUBS-B yönteminde BB parametresi kullanıcı tarafından seçilmesine ihtiyaç duyulmadan, algoritma tarafından adaptif olarak belirlenmektedir.

Bu bölümde, önerilen yöntemin başarımını test etmek amacıyla çok fazla sayıda deney yapılmıştır. Tüm deneyler 1. bölümde verilen 6 çift test görüntüsü üzerinde gerçekleştirilmiştir.

Öncelikle RUBS-B yöntemi kapsamında kullanılan 3 farklı optimizasyon algoritmasının bazı kontrol parametrelerinin sonuca olan etkisi araştırılmıştır. Tez kapsamında kullanılan optimizasyon algoritmaları yapıları itibariyle rastgelelik içerdiklerinden dolayı deterministik değillerdir ve her bir koşmada farklı sonuçlar üretebilmektedirler. Bundan dolayı, yapılan tüm deneylerde belli kontrol parametrelerinin başarıma olan etkileri araştırılırken aynı şartlar altında algoritmalar 30 kez koşulmuş ve elde edilen sonuçların ortalama ve standart sapma değerleri elde edilmiştir. Ortalama değer, seçilen kontrol parametrelerine ilişkin genel bir performans kriteri olurken, standart sapma ise seçilen kontrol parametresinde algoritmanın ne kadar değişkenlik gösterdiğinin bir ölçüsüdür. Ortalama değerin yüksek olması başarımın yüksek olduğu anlamına gelirken, standart sapmanın düşük olması ise algoritmanın stabilitesinin iyi oluduğunun bir göstergesi olarak olarak değerlendirilmektedir.

Tablo 4.10'da RUBS-B yöntemi kapsamında kullanılan optimizasyon algoritmalarının deneyleri gerçekleştirilen test görüntülerindeki başarımları, en iyi ortalama değerleri üzerinden değerlendirilmiş ve iyiden kötüye doğru sıralanarak her bir test görüntüsü için ayrı ayrı verilmiştir. Tablonun satırlarında verilmiş olan optimizasyon algoritması ile

sütunlarda verilmiş olan metriklerin kesiştiği hücrelerde verilen sayılar sırasıyla *Kaya*, *Arabalar*, *Lab*, *Pepsi*, *Bayrak* ve *Saat2* görüntüleri için algoritmanın ilgili metrik bazında kaçıncı olduğu ifade etmektedir. PSNR, KB ve YB referans tabanlı metrikler olduğu için sadece *Kaya* ve *Arabalar* görüntülerine ait sonuçlar verilirken, diğer objektif metriklerde tüm görüntüler için sıralama sonuçları verilmiştir.

Tablo 4.10. RUBS-B yönteminde kullanılan optimizasyon algoritmalarının test görüntüleri bazında iyiden kötüye doğru başarı sıralamaları.

	PSNR	**KB**	**YB**	**VAR**	**BF**	**KTK**
GA	3,3	3,3	3,3	3,3,3,3,3,3	3,3,2,2,2,1	3,3,2,1,1,1
DGA	2,2	2,2	2,2	2,2,2,2,2,2	2,2,3,3,1,2	2,2,1,3,2,2
ABC	1,1	1,1	1,1	1,1,1,1,1,1	1,1,1,1,1,3	1,1,3,2,3,3

Tablo 4.10'daki sonuçlar değerlendirildiğinde referans tabanlı metriklerin tümünde ABC başarım olarak DGA'yı ve GA'yı geride bırakmıştır. Objektif metrikler göz önüne alındığında hem optimizasyon sırasında uygunluk fonksiyonunda kullanılan hem de karşılaştırmalarda kullanılan VAR metriğinde yine başarım sıralaması en iyiden en kötüye doğru ABC, DGA ve GA şeklinde olmuştur. BF ve KTK metrikleri açısından *Kaya* ve *Arabalar* görüntüleri için sıralama yine aynı olurken, diğer görüntüler bu iki metrik için sıralamalarda farklılıklar meydana gelmektedir. Bu durumda görsel değerlendirme yapılarak metrikler arasında ilişki kurulması anlamlıdır ancak daha önce de belirtildiği gibi optimizasyon temelli olan bu yöntemlerde tek bir koşma sonucu ortaya çıkan görüntüler değerlendirilememektedir. Sonuçların anlamlı olabilmesi için en az 30'ar kez yapılan koşmaların sonuçları istatistiksel olarak değerlendirilmektedir. Ortalama değerler üzerinden ancak sayısal karşılaştırmalar yapılabilmektedir.

RUBS-B yöntemi ile elde edilen en iyi çözümü görsel olarak değerlendirmek bazı sebeplerden dolayı çok anlamlı olmayabilir. Öncelikle, 30 koşma sonucunun hangisinin ele alınarak değerlendirme yapılacağı önem taşımaktadır. Diğer taraftan, gerçekleştirilen deneylere ait sonuçlar incelendiğinde görülecektir ki yapılan 30'ar kez koşmalarda optimizasyon algoritmaların elde ettikleri en iyi değer, esasında problemin küresesel optimum çözümü olup, olabilecek en iyi çözümdür. Dolayısıyla her üç algoritma da mümkün olan en iyi çözümü 30'ar kez koşmaların en az birinde yakalamıştır.

Anlatılan bu sebeplerden dolayı optimizasyon algoritmalarının birbirleri arasında karşılaştırmalarında görsel sonuçlar değerlendirmeye alınmamış sadece sayısal sonuçlar üzerinden bir değerlendirme yapılmıştır.

Önerilen RUBS-B yöntemleri klasik görüntü birleştirme algoritmalarıyla karşılaştırıldığında daha üstün sonuçlar elde etmişlerdir. Tablo 4.8 ve Tablo 4.9'daki sayısal sonuçlar ile klasik yöntemler arasında öne çıkan RUBS-URF yönteminin sonuçları karşılaştırıldığında özellikle RUBS-B-ABC yönteminin başarımı açıkça görülmektedir.

5. BÖLÜM

SABİT BOYUTLU BLOKLARIN OPTİMUM YERLEŞİMİ YÖNTEMİ

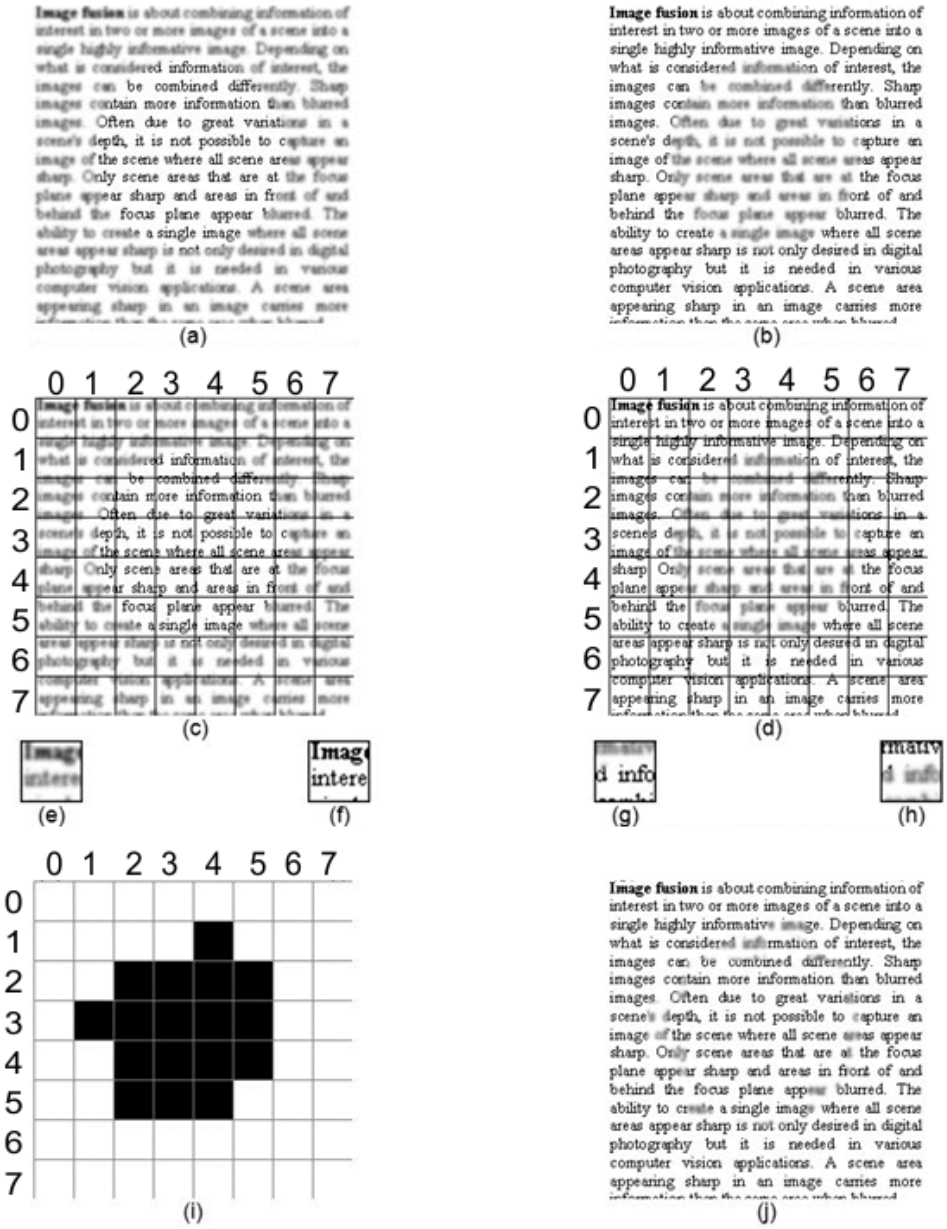
5.1. Giriş

Bu bölümde, klasik RUBS ve RUBS-B yöntemindeki blokların kaynak görüntülere fayans vari, düzenli bir şekilde (üst-üste gelmeyecek ve aralarında boşluklar olmayacak şekilde) yerleştirilmesi prensibi yerine, blokları kaynak görüntülerin içeriğine göre adaptif olarak en uygun pozisyonlara yerleştirmeyi sağlayacak RUBS-Y isminde yeni bir yöntem sunulmuştur.

5.2. Önerilen Yöntem

RUBS tabanlı geleneksel yöntemin ve literatürdeki diğer RUBS tabanlı yöntemlerin bir dezavantajı blokların yerleşimidir. Özellikle bulanıklık ile netlik arasındaki geçiş bölgelerine denk gelen bloklar, RUBS yönteminde ciddi hatalar meydana getirmektedir. Klasik RUBS yönteminde ve diğer yöntemlerde, görüntü düzgün bir şekilde bloklara bölünmektedir. Bloklar üst üste gelmemekte ve bloklar arası herhangi bir boşluk bulunmamaktadır.

RUBS yönteminin bu dezavantajı Şekil 5.1'de gösterilmiştir. Şekil 5.1.a ve Şekil 5.1.b'de farklı odaklara sahip iki yapay görüntü verilmiştir. Şekil 5.1.c ve Şekil 5.1.d'de bu görüntülerin RUBS yöntemine göre bloklara bölümlenmesi verilmiştir. Şekil 5.1.e ve Şekil 5.1.f bölümlenmiş kaynak görüntülerdeki ilk bloğun (blok 0;0) büyütülmüş halini vermektedir. Bu blokların karşılaştırılmasında kıstas fonksiyonları her hangi bir zorluk ile karşılaşmamakta ve net bloğu (Şekil 5.1.f) kolay bir şekilde tespit edebilmektedirler. Ancak geçiş bölgelerine denk gelen bloklarda (mesela blok 1;3) durum böyle değildir. Şekil 5.1.g ve Şekil 5.1.h'de büyütülmüş halleri verilen görüntüler incelendiğinde her iki kaynaktan gelen bloğunda hem net hem bulanık bölgeler içerdiği görülmektedir.

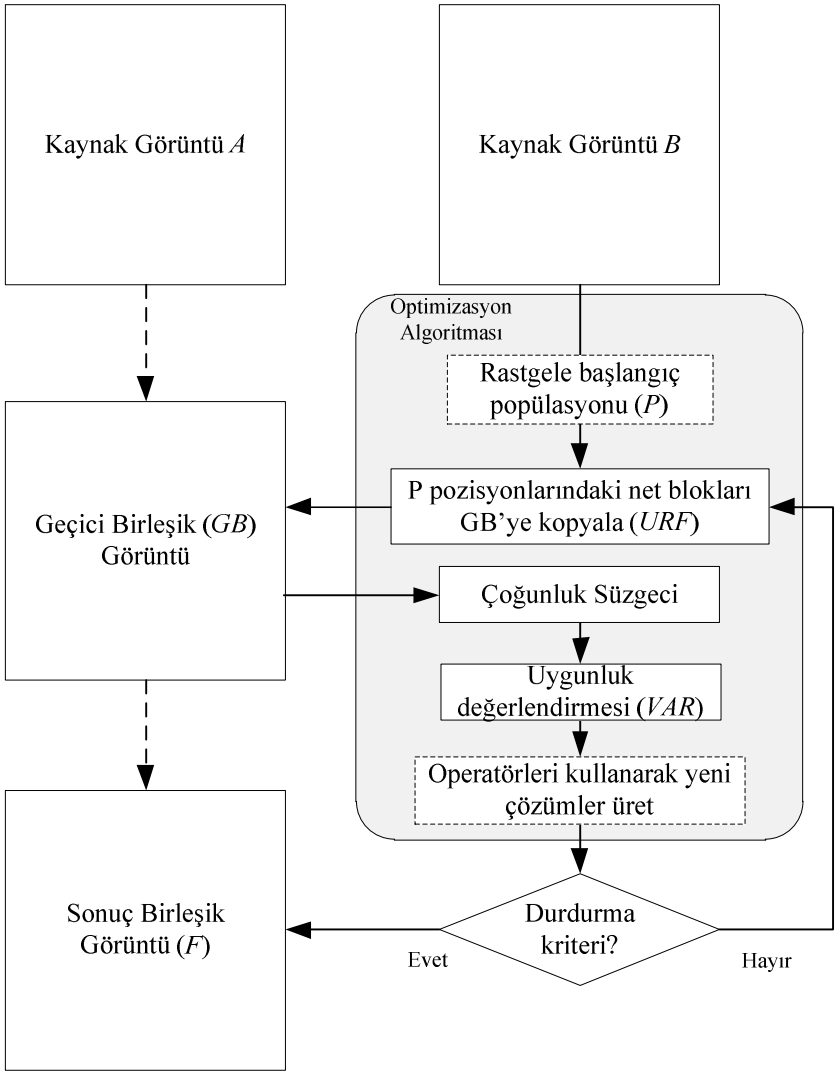


Şekil 5.1. RUBS yönteminde netliği değerlendirme problemi: a) giriş görüntüsü A, b) giriş görüntüsü B, c) A'nın bloklanmış hali, d) B'nin bloklanmış hali, e) A'daki blok 0;0, f) B'deki blok 0;0, g) A'daki blok 1;3, h) B'deki blok 1;3, i) taşıma haritası, j) birleşik görüntü.

Bu durum, kıstas fonksiyonunun yanlış hesaplamalar yapmasına neden olmaktadır. Klasik RUBS yöntemi ile elde edilen birleştirme haritası ve birleşik görüntü sırasıyla Şekil 5.1.i ve Şekil 5.1.j'de verilmiştir. Sonuç görüntü üzerindeki hatalar kolayca görülebilmektedir. Burada, ilk olarak blok boyutunun küçük seçilmesiyle bu problemin üstesinden gelinebileceği düşünülse de burada verilmeyen pek çok deney, çok küçük blok boyutlarında netliği doğru değerlendirememe gibi başka problemlerin ortaya

çıktığını göstermektedir. Nitekim literatürdeki çalışmalarda da küçük blok boyutlarının her zaman daha iyi sonuç vermediği görülmektedir [5, 28].

Bu problemi gidermek için, Şekil 5.2'de blok diyagramı verilen yeni ve özgün bir yöntem önerilmektedir. Bu yöntemin temel prensibi, blokları fayans gibi kaynak görüntüler üzerine sıralı bir şekilde yerleştirmek yerine daha uygun serbest pozisyonlara üst üste gelebilecek ve hatta aralarında boşluk kalabilecek şekilde yerleştirilmesi üzerine kurulmuştur.



Şekil 5.2. RUBS-Y yönteminin blok diyagramı.

Önerilen RUBS-Y yöntemin adımları aşağıdaki gibi sıralanabilir:

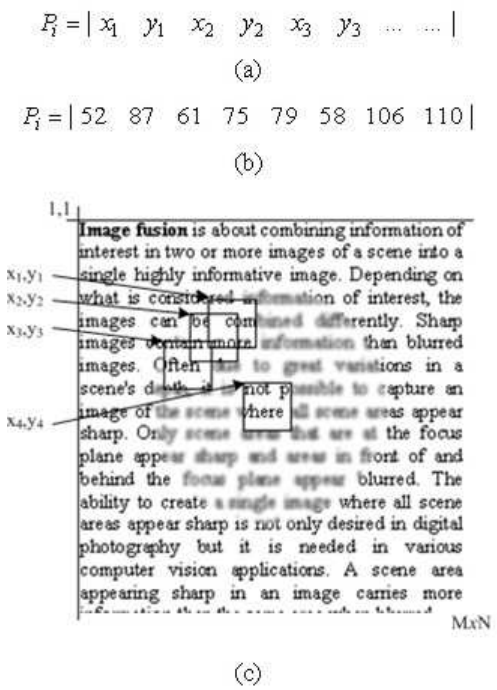
1. Başlangıç parametrelerini belirle, *A* görüntüsünü geçici birleştirilmiş görüntü *GB* olarak ata
2. Optimizasyon algoritması için blok pozisyonlarını içeren *P* popülasyonunu rastgele oluştur
3. *B* görüntüsünden *P* posizyonlarındaki blokları seç, eğer *A*'daki karşılığından daha net ise *GB*'ye aktar (netliği değerlendirmek için *URF* kıstas fonksiyonunu kullan)
4. Bölge içi hataları gidermek için morfolojik çoğunluk süzgecini uygula: birleşik görüntünün piksellerinin hangi kaynak görüden aktarılacağını belirten ikili birleştirme haritasını üret (*fmap*), morfolojik kapama operatörü kullanarak boşlukları doldur ve *fmap*'i kullanarak sonuç birleşik görüntü *F* i oluştur
5. *GB*'nin genel netliğini *VAR* ile hesaplayarak *P* popülasyonundaki her bir bireyin kalitesini değerlendir
6. Yeni bireyler (çözümler) oluşturmak için optimizasyon algoritmasının operatörlerini kullan
7. Durdurma kriterlerine erişildiyse dur, yoksa 3-6 adımlarını tekrarla

burada *A* ve *B* kaynak çoklu-odaklı görüntüleri, *P* kaynak görüntü *B*'den *A*'ya taşınacak olan blokların başlangıç koordinatlarını tutan parametre popülasyonunu, *GB* geçici birleşik görüntüyü, *fmap* ikili kodlanmış birleştirme haritasını ve *F* ise sonuç birleşik görüntüyü ifade etmektedir.

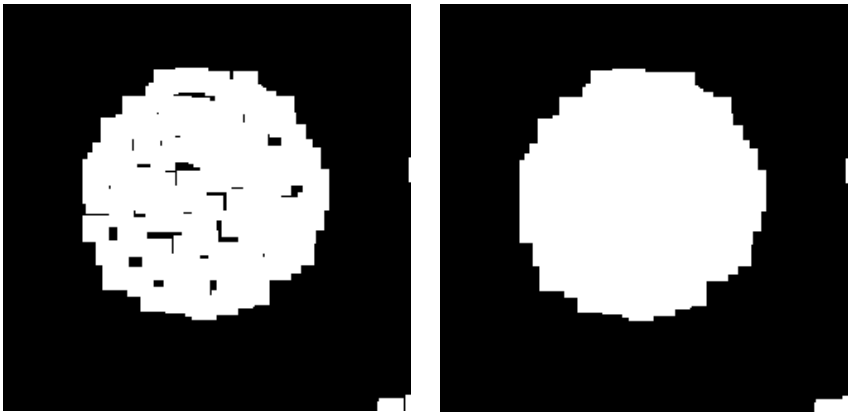
Optimizasyon algoritması için optimize edilecek olan parametreler blokların hangi pozisyonlara yerleştirileceğidir (*P*). Bu bireylerin gösterimi Şekil 5.3'de verilmiştir.

Optimizasyon aşamasında sonuç görüntüdeki gürültüleri gidermek ve taşınan bloklar arası boşlukları kapatmak için çoğunluk süzgeci uygulanmaktadır. Şekil 5.4.a birleştirme haritasını temsil ediyor olsun: *fmap*. Burada siyah pikseller *A* görüntüsünden transfer edilmesi gereken pikselleri, beyazlar ise *B* görüntüsünden taşınması gereken pikselleri ifade etmektedir. Taşınan kısımlarda bloklar arası boşluklar Şekil 5.4.a'da görülmektedir. 30×30 boyutunda karesel yapılandırma elemanı kullanılarak uygulanan morfolojik kapama operatörü (aynı yapısal eleman ile önce ekleme-dilation ardından

çıkarma-erosion işlemi) beyaz pikseller arasındaki boşlukları doldurarak Şekil 5.4.b'de görülen birleştirme haritasını elde etmeyi sağlamaktadır.



Şekil 5.3. Optimizasyon algoritması için bireylerin (çözümlerin) temsili: a) bireylerin yerleşimi, b) örnek bir birey, c) bir bireyin görselleştirilmesi.



(a) (b)

Şekil 5.4. Çoğunluk süzgeci: Morfolojik kapama operatörü: a) süzgeçten öncesi, b) süzgeçten sonrası.

RUBS-Y'nin önemli bir parametresi taşınacak olan blokların büyüklüğüdür. Blok boyutunun çok küçük olması taşınacak blok sayısının artmasına ve dolayısıyla optimize edilecek parametre sayısının artmasına neden olur ki, bu durum yöntemi

karmaşıklaştırır. Büyük blok boyutları seçildiğinde, özellikle yuvarlak hatlara sahip nesneleri tam olarak kapsayamama problemi meydana gelmektedir. Bu nedenle, tez kapsamında 16×16 ve 32×32 blok boyutları kullanılarak deneyler gerçekleştirilmiştir.

RUBS-Y'nin bir diğer önemli parametresi ise, bir görüntüden diğerine taşınacak bölgenin büyüklüğüdür. Yöntemin başarımını artırmak ve taşınacak bölgenin büyüklüğünü garantilemek için blok sayısı şu ifade ile belirlenmiştir:

$$BS = k\frac{MxN}{BB^2} \tag{30}$$

burada $M \times N$ görüntünün boyutlarını, BB blok boyutunu ve k ise taşınacak toplam piksel sayısının görüntünün ne kadarını kaplayacağını belirmektedir. Uygulamada k=1 alınmıştır. Yani B görüntüsünün tamamını kaplacak kadar blok A görüntüsüne taşınmaktadır. Örneğin: 256×256'lık A ve B görüntüleri göz önüne alınır ve 16×16 blok boyutu seçilirse BS=256 olarak elde edilmektedir.

Optimizasyon algoritmasında optimize edilen parametreler taşınacak blokların sol-üst köşelerinin koordinatlarıdır. Dolayısıyla optimizasyon algoritmaları açısından problemin boyutu diğer bir ifadeyle optimize edilecek parametre sayısı BS×2'dir.

5.3. Deneyler

Bu bölümde RUBS-Y yöntemi kullanılarak test görüntüleri üzerinde çeşitli deneyler gerçekleştirilmiştir. RUBS-Y yönteminde de, bir önceki bölümde tanıtılan RUBS-B yöntemi için kullanılmış olan genetik algoritma (GA), diferansiyel gelişim algoritması (DGA) ve yapay arı kolonisi (ABC) algoritması kullanılmıştır.

Önerilen yöntemin optimizasyon algoritmasından bağımsız kendine has parametrelerinden ilki blok tabanlı karşılaştırmalarda hangi netlik kıstasının kullanılacağıdır. Diğer bir parametre ise, optimizasyon esnasında üretilen bir çözümün (parametrelerin) kalitesini ölçmek için kullanılan kalite metriğidir. Bu bölümde önerilen RUBS-Y yöntemi için yapılmış ancak tezde not edilmemiş detaylı deneylerde, optimizasyon amacıyla kullanılan GA, DGA ve ABC tabanlı her üç yöntemde de blok tabanlı karşılaştırmada netlik kıstası olarak URF, optimizasyon esnasında birleşik

görüntünün kalitesini ölçme için de VAR metriğinin kullanıldığı durumda en iyi sonuçların elde edildiği görülmüştür. Benzer durumun bir önceki bölümde tanıtılan RUBS-B yöntemi için de geçerli olduğu ilgili bölümde de belirtilmiştir.

Tüm deneyler, kullanılan optimizasyon algoritmalarının rastgelelik içermelerinden dolayı 30'ar kez bağımsız olarak farklı farklı 'random seed' değerlerinde koşulmuş ve elde edilen sonuçların ortalama ve standart sapmaları hesaplanmıştır.

Bir önceki bölümde de olduğu gibi, adil bir değerlendirme yapmak için, algoritmaların gerçekleştirdiği değerlendirme sayısı sabit tutulmak kaydıyla popülasyon büyüklüğü (PB) ve iterasyon sayısı (İS) parametreleri için PB=20, İS=400 ve PB=40, İS=200 kombinasyonları deneylerde kullanılmıştır.

5.3.1. RUBS-Y-GA Yönteminin Deneysel Sonuçları

GA'nın kontrol parametreleri şu şekilde listelenebilir; çaprazlama oranı ve çaprazlama fonksiyonu, seçme fonksiyonu, mutasyon oranı (MO) ve mutasyon fonksiyonudur. Bu parametrelerden mutasyon oranı hariç diğerleri için en uygun değerler detaylı deneylerle önceden belirlenmiştir. Deneylerde, deneme yanılma yolu ile uygun olduğu belirlenen kontrol parametreleri Tablo 5.1'de verilmiştir.

Tablo 5.1. RUBS-Y-GA yöntemi için GA'nın kontrol parametreleri.

Seçme fonksiyonu	Rulet tekerleği
Çaprazlama fonksiyonu	Tek noktadan
Çaprazlama oranı	0.4
Mutasyon fonksiyonu	Tekdüze (reel)

GA'nın kontrol parametrelerine ek olarak önerilen RUBS-Y yönteminin bir parametresi de kullanılacak olan blok boyutudur (BB). Deneylerde 16×16 ve 32×32 olmak üzere iki farklı blok boyutu tercih edilmiştir.

BB=16×16 durumu için RUBS-Y-GA yöntemine ait sayısal sonuçlar Tablo 5.2 ve Tablo 5.3'de, BB=32×32 durumu için sayısal sonuçlar da Tablo 5.4 ve Tablo 5.5'de verilmiştir.

Tablo 5.2. RUBS-Y-GA yöntemi için yapılan deneylerin referans tabanlı metrik sonuçları: BB=16×16.

BB=16x16		PB=20, İS=400									PB=40, İS=200								
		PSNR			KB			YB			PSNR			KB			YB		
MO>		0.01	0.05	0.1	0.01	0.05	0.1	0.01	0.05	0.1	0.01	0.05	0.1	0.01	0.05	0.1	0.01	0.05	0.1
Kaya	Ort.	101,4364	**102,6916**	99,8012	7,4281	**7,4385**	7,4186	0,9982	**0,9985**	0,9978	101,1681	102,2477	99,9028	7,4289	7,4343	7,4181	0,9982	0,9983	0,9978
	Std.	3,1274	2,7638	2,0786	0,0186	0,0140	0,0151	0,0006	0,0005	0,0005	2,0835	2,4768	2,3374	0,0137	0,0137	0,0175	0,0005	0,0005	0,0006
Arabalar	Ort.	188,5206	187,2807	188,1129	7,6531	7,6523	7,6529	1,0000	1,0000	1,0000	**189,0203**	187,2346	187,4301	**7,6533**	7,6523	7,6524	**1,0000**	1,0000	1,0000
	Std.	2,2984	1,8383	1,9800	0,0015	0,0012	0,0013	0,0000	0,0000	0,0000	2,7065	2,0076	2,5586	0,0016	0,0015	0,0019	0,0000	0,0000	0,0000

Tablo 5.3. RUBS-Y-GA yöntemi için yapılan deneylerin objektif metrik sonuçları: BB=16×16.

BB=16x16		PB=20, İS=400									PB=40, İS=200								
		VAR			BF			KTK			VAR			BF			KTK		
MO>		0.01	0.05	0.1	0.01	0.05	0.1	0.01	0.05	0.1	0.01	0.05	0.1	0.01	0.05	0.1	0.01	0.05	0.1
Kaya	Ort.	2113,646	2113,975	2112,764	7,4818	**7,4824**	7,4812	0,7422	**0,7424**	0,7421	2113,409	**2114,042**	2112,755	7,4818	7,4823	7,4808	0,7422	0,7424	0,7421
	Std.	1,3465	0,9959	0,9422	0,0014	0,0013	0,0012	0,0004	0,0003	0,0003	1,0552	0,9675	1,1507	0,0012	0,0011	0,0015	0,0004	0,0003	0,0004
Arabalar	Ort.	3177,296	3177,299	3177,297	10,4019	10,4019	10,4019	0,8182	0,8182	0,8182	3177,295	**3177,300**	3177,298	**10,4020**	10,4019	10,4019	**0,8182**	0,8182	0,8182
	Std.	0,0049	0,0031	0,0024	0,0005	0,0005	0,0006	0,0000	0,0000	0,0000	0,0040	0,0031	0,0028	0,0004	0,0005	0,0006	0,0000	0,0000	0,0000
Lab	Ort.	**2271,598**	2270,473	2267,901	**10,1651**	10,1501	10,0930	0,7463	0,7470	**0,7472**	2271,209	2269,947	2267,802	10,1587	10,1424	10,0892	0,7466	0,7470	0,7472
	Std.	0,4716	0,5957	1,3539	0,0089	0,0131	0,0342	0,0006	0,0004	0,0007	0,5116	0,6902	1,1397	0,0103	0,0186	0,0406	0,0005	0,0005	0,0005
Pepsi	Ort.	2024,800	**2025,015**	2024,376	9,1509	9,1691	**9,1794**	0,7658	0,7657	0,7652	2024,769	2024,915	2024,420	9,1554	9,1664	9,1776	0,7658	0,7658	**0,7659**
	Std.	0,6748	0,4574	0,5136	0,0170	0,0218	0,0268	0,0003	0,0013	0,0021	0,6565	0,5181	0,4903	0,0219	0,0200	0,0298	0,0003	0,0003	0,0003
Bayrak	Ort.	**7178,883**	7177,583	7174,720	10,3311	10,3257	10,3311	0,6775	0,6775	**0,6776**	7177,068	7178,880	7177,622	10,3266	**10,3314**	10,3291	0,6776	0,6775	0,6767
	Std.	9,4600	4,1070	4,8133	0,0130	0,0152	0,0120	0,0019	0,0014	0,0015	4,2922	9,0716	9,7596	0,0102	0,0100	0,0161	0,0007	0,0016	0,0028
Saat2	Ort.	3295,452	**3295,951**	3295,604	**9,2732**	9,2673	9,2603	**0,7203**	0,7203	0,7201	3295,473	3295,743	3295,199	9,2678	9,2616	9,2636	0,7201	0,7202	0,7201
	Std.	1,0995	0,9551	0,7316	0,0157	0,0211	0,0172	0,0005	0,0007	0,0005	0,9694	0,6657	0,6977	0,0143	0,0164	0,0201	0,0006	0,0006	0,0005

Tablo 5.2 ve 5.4'de *Kaya* ve *Arabalar* test görüntüleri için referans tabanlı metrikler ile elde edilen sonuçlar verilirken, Tablo 5.3 ve 5.5'de ise tüm test görüntülerin objektif metrikler ile elde edilen sonuçları verilmiştir.

Gerçekleştirilen deneylerde GA'nın kontrol parametlerinden MO, PB ve İS parametrelerinin birleşik görüntünün kalitesine etkisi gözlemlenmek istenmiştir. MO parametresi için 0.01, 0.05 ve 0.1 değerleri denenmiştir. Farklı değerlerle yapılan ancak burada verilmeyen pek çok deneyde bu üç değer ile elde edilenlere yakın ya da daha kötü sonuçlar elde edilmiştir

Tablo 5.2'ye bakıldığında, BB=16×16 durumunda, *Kaya* görüntüsü için en iyi sonucun tüm metrikler için PB=20, İS=400, MO=0.05 durumunda, *Arabalar* görüntüsü için en iyi sonucun tüm metrikler için PB=40, İS=200, MO=0.01 durumunda elde edildiği görülmektedir. Genel olarak bir değerlendirme yapılacak olursa tüm durumlarda da elde edilen sonuçların birbirlerine oldukça yakın olduğu görülecektir.

Tablo 5.3 incelendiğinde ilk iki görüntü için objektif metrikler ile referans tabanlı metrik sonuçlarının tüm durumlar için birbirleri ile uyuşmasa da benzerlikler taşıdığı görülmektedir. *Kaya* görüntüsü için en iyi sonuçların genel olarak PB=20, İS=400, MO=0.05 durumunda elde edildiği, *Arabalar* görüntüsü için en iyi sonuçların genel olarak PB=40, İS=200, MO=0.01 durumunda elde edildiği görülmektedir. Diğer görüntüler için objektif metrik sonuçları kendi aralarında değerlendirildiğinde hemen hemen hiçbir görüntü için PB, İS ve MO açısından bir genelleme yapmak mümkün olamamaktadır. Bu durumun en temel sebebi zaten önceki bölümlerde yapılan pek çok deneyde de ortaya çıktığı gibi referans ve objektif metriklerin duruma, görüntüye ve yönteme oldukça bağımlı olduğu gerçeğidir. Diğer taraftan, uyumsuzluğun bu denli artmış olması RUBS-Y yönteminin birleştirme stratejisinden ve optimize edilecek parametre sayısının artmasıyla beraber arama uzayının oldukça büyümesinden kaynaklanmaktadır. Bunlara ek olarak, elde edilen sonuçların birbirlerine oldukça yakın olması parametre değişiminden çok da fazla etkilenmediği göstermektedir. Dolayısıyla en iyi sonuçların elde edildiği en iyi parametreleri genellemek metriklerin mevcut uyumsuzlukları da göz önüne alındığında mümkün olmamaktadır. Tüm bu açıklamalara rağmen Tablo 5.3'deki sonuçlar genel olarak değerlendirilerecek olursa en çok en iyi sonucun elde edildiği durumun **PB=20, İS=400 ve MO=0.01** olduğu söylenebilir.

Tablo 5.4. RUBS-Y-GA yöntemi için yapılan deneylerin referans tabanlı metrik sonuçları: BB=32×32.

BB=32x32		PB=20, İS=400									PB=40, İS=200								
		PSNR			KB			YB			PSNR			KB			YB		
MO>		0.01	0.05	0.1	0.01	0.05	0.1	0.01	0.05	0.1	0.01	0.05	0.1	0.01	0.05	0.1	0.01	0.05	0.1
Kaya	Ort.	93,8523	95,1128	94,8923	7,3802	7,3997	7,3948	0,9959	0,9966	0,9965	93,7973	**95,8391**	94,5706	7,3817	**7,4051**	7,3864	0,9959	**0,9968**	0,9962
	Std.	2,5124	1,4997	1,6343	0,0345	0,0146	0,0199	0,0013	0,0007	0,0007	1,5496	1,6313	1,9531	0,0196	0,0188	0,0231	0,0007	0,0007	0,0008
Arabalar	Ort.	179,3833	179,4274	180,3102	7,6462	7,6461	7,6472	1,0000	1,0000	1,0000	**181,2474**	179,3811	180,6471	**7,6481**	7,6462	7,6471	**1,0000**	1,0000	1,0000
	Std.	4,1157	2,1382	2,3259	0,0042	0,0026	0,0025	0,0000	0,0000	0,0000	3,5176	1,6588	3,3236	0,0033	0,0021	0,0033	0,0000	0,0000	0,0000

Tablo 5.5. RUBS-Y-GA yöntemi için yapılan deneylerin objektif metrik sonuçları: BB=32×32.

BB=32x32		PB=20, İS=400									PB=40, İS=200								
		VAR			BF			KTK			VAR			BF			KTK		
MO>		0.01	0.05	0.1	0.01	0.05	0.1	0.01	0.05	0.1	0.01	0.05	0.1	0.01	0.05	0.1	0.01	0.05	0.1
Kaya	Ort.	2108,572	2110,051	2109,797	7,4784	7,4792	7,4795	0,7403	0,7408	0,7408	2108,946	**2110,460**	2109,420	7,4785	**7,4801**	7,4790	0,7404	**0,7410**	0,7406
	Std.	2,4892	1,1634	1,3045	0,0030	0,0014	0,0018	0,0009	0,0005	0,0005	1,3589	1,1765	1,4888	0,0012	0,0013	0,0019	0,0005	0,0005	0,0005
Arabalar	Ort.	3177,292	3177,308	3177,305	10,4013	10,4023	10,4023	0,8181	0,8181	0,8181	3177,296	**3177,309**	3177,304	10,4016	**10,4024**	10,4021	**0,8182**	0,8181	0,8181
	Std.	0,0299	0,0060	0,0053	0,0020	0,0006	0,0008	0,0000	0,0000	0,0000	0,0129	0,0051	0,0063	0,0010	0,0007	0,0006	0,0000	0,0000	0,0000
Lab	Ort.	2271,159	**2271,543**	2271,016	10,1591	**10,1670**	10,1603	0,7466	0,7467	**0,7468**	2271,189	2271,466	2271,041	10,1614	10,1639	10,1611	0,7467	0,7466	0,7468
	Std.	0,5008	0,3255	0,4654	0,0084	0,0079	0,0085	0,0004	0,0003	0,0004	0,5998	0,4366	0,4158	0,0101	0,0067	0,0085	0,0003	0,0004	0,0004
Pepsi	Ort.	2021,407	**2021,685**	2021,577	9,2474	9,2520	**9,2528**	**0,7666**	0,7661	0,7657	2021,454	2021,662	2021,479	9,2498	9,2518	9,2512	0,7664	0,7660	0,7661
	Std.	0,3095	0,1185	0,1137	0,0147	0,0109	0,0114	0,0003	0,0016	0,0022	0,3679	0,1195	0,1513	0,0170	0,0139	0,0149	0,0012	0,0017	0,0017
Bayrak	Ort.	7200,062	**7210,743**	7203,974	10,3121	10,3212	10,3335	**0,6705**	0,6683	0,6672	7205,183	7210,460	7206,475	10,3149	10,3276	**10,3442**	0,6692	0,6677	0,6661
	Std.	15,9683	9,5843	4,6800	0,0322	0,0314	0,0405	0,0046	0,0040	0,0037	15,5716	12,2551	5,2872	0,0226	0,0288	0,0417	0,0045	0,0049	0,0039
Saat2	Ort.	3284,579	**3286,751**	3286,249	9,2716	9,2698	9,2749	0,7214	0,7218	0,7218	3285,835	3286,374	3285,758	**9,2794**	9,2735	9,2680	**0,7218**	0,7218	0,7216
	Std.	2,0813	0,8575	0,7270	0,0164	0,0138	0,0169	0,0006	0,0005	0,0006	1,1223	0,7857	0,9641	0,0162	0,0137	0,0211	0,0005	0,0005	0,0007

Tablo 5.4 incelendiğinde, BB=32×32 durumu için, *Kaya* görüntüsü için en iyi sonucun tüm metrikler için PB=40, İS=200, MO=0.05 durumunda, *Arabalar* görüntüsü için en iyi sonucun tüm metrikler için PB=40, İS=200, MO=0.01 durumunda elde edildiği görülmektedir.

Tablo 5.5'e bakıldığında ilk iki görüntü için objektif metrikler ile referans tabanlı metrik sonuçlarının çoğu durumda uyuşarak aynı parametre değerlerinde en iyi sonucu verdiği görülmektedir. Diğer görüntüler için objektif metrik sonuçları kendi aralarında değerlendirildiğinde hemen hemen hiçbir görüntü için PB, İS ve MO açısından BB=16×16 durumununda da olduğu gibi bir genelleme yapmak mümkün olamamaktadır. Ancak, Tablo 5.5'deki sonuçlar genel olarak değerlendirilerecek olursa en çok en iyi sonucun elde edildiği durumun **MO=0.05** olduğu söylenebilir.

BB=16×16 (Tablo 5.2 – 5.3) ve BB=32×32 (Tablo 5.4 – 5.5) durumlarının sonuçlara olan etkisi incelendiğinde, BB=16×16 durumunda tüm görüntüler için elde edilen hem referans tabanlı hem de objektif metrik sonuçlarının BB=32×32 durumundan daha iyi olduğu görülmektedir.

5.3.2. RUBS-Y-DGA Yönteminin Deneysel Sonuçları

DGA'nın kontrol parametreleri; çaprazlama oranı (ÇO) ve adım büyüklüğüdür (AB). Bu parametrelerden çaprazlama oranı için en uygun değer yapılan detaylı deneylerle 0.8 olarak belirlenmiştir. RUBS-Y-DGA yöntemine ait deneysel sayısal sonuçlar BB=16×16 durumu için Tablo 5.6 ve Tablo 5.7'de, BB=32×32 durumu için Tablo 5.8 ve Tablo 5.9'da verilmiştir.

Tablo 5.6. RUBS-Y-DGA yöntemi için yapılan deneylerin referans tabanlı metrik sonuçları: BB=16×16.

BB=16x16		PB=20, İS=400									PB=40, İS=200								
		PSNR			KB			YB			PSNR			KB			YB		
AB>		0.8	1.2	1.6	0.8	1.2	1.6	0.8	1.2	1.6	0.8	1.2	1.6	0.8	1.2	1.6	0.8	1.2	1.6
Kaya	Ort.	87,7857	87,6740	87,7942	7,2711	7,2714	7,2718	0,9921	0,9919	0,9920	87,5713	**87,9436**	87,4369	7,2666	**7,2746**	7,2672	0,9918	**0,9922**	0,9919
	Std.	0,8142	0,9981	0,7549	0,0211	0,0210	0,0204	0,0009	0,0010	0,0008	0,8674	1,0484	0,7324	0,0184	0,0249	0,0212	0,0008	0,0011	0,0008
Arabalar	Ort.	192,4402	191,0508	191,5629	7,6543	7,6539	7,6541	1,0000	1,0000	1,0000	192,1688	**193,9359**	191,4833	7,6544	**7,6548**	7,6541	1,0000	**1,0000**	1,0000
	Std.	7,2030	6,3082	6,5250	0,0027	0,0024	0,0026	0,0000	0,0000	0,0000	6,5815	7,5194	6,4235	0,0025	0,0027	0,0025	0,0000	0,0000	0,0000

Tablo 5.7. RUBS-Y-DGA yöntemi için yapılan deneylerin objektif metrik sonuçları: BB=16×16.

BB=16x16		PB=20, İS=400									PB=40, İS=200								
		VAR			BF			KTK			VAR			BF			KTK		
AB>		0.8	1.2	1.6	0.8	1.2	1.6	0.8	1.2	1.6	0.8	1.2	1.6	0.8	1.2	1.6	0.8	1.2	1.6
Kaya	Ort.	2100,342	2099,885	**2100,448**	7,4720	7,4722	7,4719	0,7375	0,7373	**0,7375**	2100,040	2100,388	2099,518	**7,4723**	7,4712	7,4710	0,7373	0,7375	0,7373
	Std.	1,3124	1,5108	1,1870	0,0022	0,0028	0,0025	0,0007	0,0008	0,0007	1,4293	1,5108	0,9904	0,0023	0,0036	0,0024	0,0006	0,0007	0,0006
Arabalar	Ort.	**3177,277**	3177,276	3177,276	**10,4009**	10,4008	10,4009	**0,8182**	0,8182	0,8182	3177,275	3177,277	3177,276	10,4007	10,4008	10,4008	0,8182	0,8182	0,8182
	Std.	0,0056	0,0052	0,0045	0,0012	0,0007	0,0005	0,0000	0,0000	0,0000	0,0054	0,0062	0,0050	0,0005	0,0008	0,0004	0,0000	0,0000	0,0000
Lab	Ort.	2259,387	2259,640	2259,572	9,9314	9,9299	**9,9349**	0,7472	**0,7474**	0,7472	**2259,712**	2259,557	2259,267	9,9279	9,9237	9,9219	0,7474	0,7470	0,7472
	Std.	0,8169	0,9539	1,2685	0,0285	0,0311	0,0285	0,0008	0,0009	0,0007	1,1584	0,9340	1,1877	0,0373	0,0252	0,0312	0,0008	0,0009	0,0007
Pepsi	Ort.	**2021,178**	2021,043	2021,071	9,2027	**9,2050**	9,1953	**0,7665**	0,7664	0,7664	2020,939	2021,038	2021,055	9,1976	9,1942	9,2026	0,7663	0,7664	0,7664
	Std.	0,3766	0,4031	0,3616	0,0331	0,0341	0,0282	0,0004	0,0004	0,0004	0,3503	0,3493	0,3607	0,0349	0,0396	0,0326	0,0006	0,0006	0,0005
Bayrak	Ort.	7154,751	7155,080	**7155,547**	10,3381	10,3384	**10,3413**	0,6771	**0,6777**	0,6772	7155,002	7154,512	7154,964	10,3351	10,3369	10,3374	0,6772	0,6770	0,6768
	Std.	2,1129	2,4864	2,2907	0,0247	0,0217	0,0247	0,0020	0,0017	0,0023	2,8823	2,3984	2,4652	0,0185	0,0239	0,0194	0,0014	0,0020	0,0023
Saat2	Ort.	3290,103	**3290,119**	3289,643	9,2351	9,2405	9,2528	0,7179	0,7181	0,7185	3289,788	3290,014	3289,242	**9,2566**	9,2423	9,2452	0,7184	**0,7185**	0,7183
	Std.	1,2081	1,4566	1,2695	0,0426	0,0447	0,0348	0,0012	0,0012	0,0008	1,0724	1,1608	1,0725	0,0298	0,0366	0,0320	0,0009	0,0012	0,0010

Tablo 5.6 – 5.8'de *Kaya* ve *Arabalar* test görüntüleri için referans tabanlı metrikler ile elde edilen sonuçlar verilirken, Tablo 5.7 – 5.9'da ise tüm test görüntülerin objektif metrikler ile elde edilen sonuçları verilmiştir.

DGA'nın kontrol parametlerinden AB, PB ve İS parametrelerinin birleşik görüntünün kalitesine etkisi gerçekleştirilen deneyler ile belirlenmeye çalışılmıştır. AB parametresi için 0.8, 1.2 ve 1.6 değerleri denenmiştir. Farklı değerlerde arzu edilen sonuçlar elde edilememiştir.

Tablo 5.6'ya bakıldığında, BB=16×16 durumunda, *Kaya* görüntüsü için en iyi sonucun tüm metrikler için PB=40, İS=200, AB=1.2 durumunda, *Arabalar* görüntüsü için en iyi sonucun tüm metrikler için PB=40, İS=200, MO=1.2 durumunda elde edildiği görülmektedir. Genel olarak bir değerlendirme yapılacak olursa tüm durumlarda da elde edilen sonuçların birbirlerine oldukça yakın olduğu görülecektir.

Tablo 5.7 incelendiğinde ilk iki görüntü için objektif metrikler ile referans tabanlı metrik sonuçlarının hemen hemen hiç uyuşmadıkları görülmektedir. Tüm görüntüler için objektif metrik sonuçları kendi aralarında değerlendirildiğinde hemen hemen hiçbir görüntü için PB, İS ve AB açısından bir genelleme yapmak mümkün olamamaktadır. Benzer durum RUBS-Y-GA yönteminde de ortaya çıkmış olup temel sebepleri ilgili bölümde açıklanmıştır. Dolayısıyla en iyi sonuçların elde edildiği en iyi parametreleri genellemek metriklerin mevcut uyumsuzlukları da göz önüne alındığında mümkün olmamaktadır.

Buna rağmen, Tablo 5.7'deki sonuçlar genel olarak değerlendirilerecek olursa en çok en iyi sonucun elde edildiği durumun **PB=20, İS=400 ve AB=0.8** olduğu söylenebilir.

Tablo 5.8. RUBS-Y-DGA yöntemi için yapılan deneylerin referans tabanlı metrik sonuçları: BB=32×32.

BB=32x32		PB=20, İS=400									PB=40, İS=200								
		PSNR			KB			YB			PSNR			KB			YB		
AB>		0.8	1.2	1.6	0.8	1.2	1.6	0.8	1.2	1.6	0.8	1.2	1.6	0.8	1.2	1.6	0.8	1.2	1.6
Kaya	Ort.	83,0828	82,9693	82,8226	7,1535	7,1474	7,1476	0,9865	0,9864	0,9863	83,3855	**83,4752**	83,2593	7,1584	**7,1668**	7,1528	0,9869	**0,9873**	0,9867
	Std.	0,7544	0,8711	0,9759	0,0245	0,0332	0,0365	0,0011	0,0015	0,0018	1,0962	1,0076	1,1178	0,0378	0,0367	0,0400	0,0016	0,0017	0,0021
Arabalar	Ort.	**178,8490**	177,9946	178,1621	**7,6471**	7,6458	7,6459	**1,0000**	1,0000	1,0000	177,1225	175,9511	178,3497	7,6440	7,6435	7,6458	1,0000	1,0000	1,0000
	Std.	5,6227	5,6109	4,9834	0,0049	0,0054	0,0053	0,0000	0,0000	0,0000	5,0046	4,2235	5,9092	0,0054	0,0054	0,0054	0,0000	0,0000	0,0000

Tablo 5.9. RUBS-Y-DGA yöntemi için yapılan deneylerin objektif metrik sonuçları: BB=32×32.

BB=32x32		PB=20, İS=400									PB=40, İS=200								
		VAR			BF			KTK			VAR			BF			KTK		
AB>		0.8	1.2	1.6	0.8	1.2	1.6	0.8	1.2	1.6	0.8	1.2	1.6	0.8	1.2	1.6	0.8	1.2	1.6
Kaya	Ort.	2089,615	2089,377	2088,989	7,4631	7,4617	7,4629	0,7329	0,7327	0,7326	2090,268	**2090,493**	2090,051	7,4636	**7,4644**	7,4624	0,7333	**0,7335**	0,7331
	Std.	2,0707	2,5956	2,4984	0,0049	0,0054	0,0053	0,0009	0,0011	0,0012	2,8224	2,4207	2,9493	0,0044	0,0040	0,0054	0,0013	0,0012	0,0015
Arabalar	Ort.	3177,248	3177,245	3177,246	10,3987	10,3981	10,3980	0,8182	0,8182	0,8182	3177,247	3177,246	**3177,250**	10,3977	10,3978	**10,3986**	0,8181	0,8181	**0,8182**
	Std.	0,0161	0,0155	0,0120	0,0014	0,0014	0,0018	0,0000	0,0000	0,0000	0,0154	0,0153	0,0110	0,0019	0,0017	0,0013	0,0000	0,0000	0,0000
Lab	Ort.	2266,815	**2267,059**	2266,757	10,1150	10,1176	10,1112	0,7467	0,7469	0,7469	2266,717	2266,864	2266,636	10,1114	**10,1184**	10,1133	**0,7472**	0,7469	0,7469
	Std.	0,7330	0,8089	0,6612	0,0336	0,0270	0,0313	0,0012	0,0008	0,0009	0,7460	0,7413	0,6828	0,0323	0,0341	0,0290	0,0007	0,0008	0,0007
Pepsi	Ort.	2019,605	2019,673	**2019,721**	9,2466	**9,2589**	9,2557	0,7668	**0,7668**	0,7662	2019,619	2019,578	2019,572	9,2563	9,2518	9,2546	0,7663	0,7668	0,7668
	Std.	0,3206	0,3026	0,4044	0,0237	0,0160	0,0208	0,0005	0,0004	0,0015	0,3882	0,3080	0,3246	0,0261	0,0210	0,0168	0,0018	0,0004	0,0009
Bayrak	Ort.	7155,842	7154,768	7154,699	10,2980	10,3122	10,3121	0,6701	0,6709	0,6707	7154,073	7154,859	**7156,293**	10,3109	10,3147	**10,3201**	**0,6710**	0,6704	0,6703
	Std.	6,4012	5,2125	5,2252	0,0408	0,0511	0,0497	0,0059	0,0054	0,0057	6,5316	6,4627	6,5369	0,0460	0,0400	0,0382	0,0051	0,0057	0,0071
Saat2	Ort.	3275,321	3275,349	**3275,870**	9,1007	9,1251	9,1267	0,7156	0,7147	0,7158	3275,044	3275,050	3274,819	**9,1323**	9,1103	9,1030	**0,7159**	0,7159	0,7146
	Std.	1,9233	2,3745	1,9901	0,0527	0,0678	0,0654	0,0025	0,0028	0,0027	2,3839	2, 4074	1,9852	0,0777	0,0853	0,0758	0,0025	0,0024	0,0026

Tablo 5.8 incelendiğinde, BB=32×32 için, *Kaya* görüntüsü için en iyi sonucun tüm metrikler için PB=40, İS=200, AB=1.2 durumunda, *Arabalar* görüntüsü için en iyi sonucun tüm metrikler için PB=20, İS=400, MO=0.8 durumunda elde edildiği görülmektedir. Genel olarak bir değerlendirme yapılacak olursa tüm durumlarda da elde edilen sonuçların birbirlerine oldukça yakın olduğu görülecektir.

Tablo 5.9'a bakıldığında *Kaya* görüntüsü için en iyi sonuçlar göz önüne alındığında tüm objektif metriklerin referans tabanlı metrikler ile uyuştuğu görülmektedir. *Arabalar* görüntüsü için en iyi sonuçlar tüm objektif metrikler için için PB=40, İS=200, AB=1.2 durumunda elde edildiği ancak referans tabanlı metrikler ile uyum sağlamadığı görülmektedir. Diğer görüntüler için objektif metrik sonuçları kendi aralarında değerlendirildiğinde BB=16×16 durumunda da olduğu gibi hemen hemen hiçbir görüntü için PB, İS ve AB açısından bir genelleme yapmak mümkün olamamaktadır.

Bununla birlikte, Tablo 5.9'daki sonuçlar genel olarak değerlendirilerecek olursa en çok en iyi sonucun elde edildiği durumun **PB=40, İS=200 ve AB=1.2** olduğu söylenebilir.

BB=16×16 (Tablo 5.6 – 5.7) ve BB=32×32 (Tablo 5.8 – 5.9) durumlarının sonuçlara olan etkisi araştırıldığında, BB=16×16 durumunda tüm görüntüler için elde edilen hem referans tabanlı hem de objektif metrik sonuçlarının BB=32×32 durumundan daha iyi olduğu söylenebilir.

5.3.3. RUBS-Y-ABC Yönteminin Deneysel Sonuçları

ABC'nin kendisine has kontrol parametresi sadece limit (L) değeridir. Gerçekleştirilen deneylerde L, PB ve İS parametrelerinin birleşik görüntünün kalitesine etkisi gözlemlemiştir. L parametresi için 100, 200 ve 400 değerleri denenmiştir. Farklı değerler kullanıldığında uygun sonuçlar elde edilememiştir.

RUBS-Y-ABC yöntemine ait deneysel sayısal sonuçlar BB=16×16 durumu için Tablo 5.10 ve Tablo 5.11'de, BB=32×32 durumu için Tablo 5.12 ve Tablo 5.13'de verilmiştir.

Tablo 5.10 ve Tablo 5.12'de *Kaya* ve *Arabalar* test görüntüleri için referans tabanlı metrikler ile elde edilen sonuçlar verilirken, Tablo 5.11 ve Tablo 5.13'de ise tüm test görüntülerin objektif metrikler ile elde edilen sonuçları verilmiştir.

Tablo 5.10'a bakıldığında, BB=16×16 durumu için, *Kaya* görüntüsü için en iyi sonucun tüm metrikler için PB=20, İS=400, L=200 durumunda, *Arabalar* görüntüsü için en iyi sonucun tüm metrikler için PB=20, İS=400, L=400 durumunda elde edildiği görülmektedir. Genel olarak bir değerlendirme yapılacak olursa tüm durumlarda da elde edilen sonuçların birbirlerine oldukça yakın olduğu görülecektir.

Tablo 5.11 incelendiğinde ilk iki görüntü için objektif metrikler ile referans tabanlı metrik sonuçlarının uyum içinde olduğu görülmektedir. *Lab* görüntüsü için tüm metriklerde en iyi sonuç PB=20, İS=400, L=400 durumunda elde edilmiştir. *Pepsi* görüntüsü için BF ve KTK metrikleri açısından en iyi sonuç. PB=40, İS=200, L=100 durumunda elde edilmiştir. *Bayrak* görüntüsü için BF ve KTK metrikleri açısından en iyi sonuç. PB=20, İS=400, L=400 durumunda elde edilmiştir. *Saat2* görüntüsü için BF metriği açısından en iyi sonuç PB=20, İS=400, L=200 durumda, KTK metriği açısından en iyi sonuç PB=20, İS=400, L=400 durumunda elde edilmiştir. *Pepsi*, *Bayrak* ve *Saat2* görüntüleri için VAR metriği açısından en iyi sonuç. PB=20, İS=400, L=200 durumlarında elde edilmiştir.

Tablo 5.11'deki sonuçlar genel olarak değerlendirilerecek olursa en çok en iyi sonucun elde edildiği durumun **PB=20, İS=400 ve L=400** olduğu söylenebilir.

Tablo 5.12'ye bakıldığında, BB=32×32 durumunda, *Kaya* görüntüsü için en iyi sonucun tüm metrikler için PB=20, İS=400, L=200 durumunda, *Arabalar* görüntüsü için en iyi sonucun tüm metrikler için PB=20, İS=400, L=100 durumunda elde edildiği görülmektedir. Genel olarak bir değerlendirme yapılacak olursa tüm durumlarda elde edilen sonuçların birbirlerine oldukça yakın olduğu görülecektir.

Tablo 5.10. RUBS-Y-ABC yöntemi için yapılan deneylerin referans tabanlı metrik sonuçları: BB=16×16.

BB=16x16		PB=20, İS=400									PB=40, İS=200								
		PSNR			KB			YB			PSNR			KB			YB		
	L>	100	200	400	100	200	400	100	200	400	100	200	400	100	200	400	100	200	400
Kaya	Ort.	90,3738	**90,9738**	90,7400	7,3174	**7,3289**	7,3211	0,9941	**0,9943**	0,9941	88,5667	88,6507	88,9954	7,2858	7,2863	7,2915	0,9926	0,9929	0,9929
	Std.	1,7557	1,8681	1,8276	0,0279	0,0299	0,0328	0,0011	0,0012	0,0013	1,5473	1,2578	1,6443	0,0279	0,0293	0,0345	0,0011	0,0011	0,0013
Arabalar	Ort.	185,7361	186,4482	**187,9395**	7,6520	7,6524	**7,6529**	1,0000	1,0000	**1,0000**	184,4523	184,0094	182,8871	7,6518	7,6506	7,6507	1,0000	1,0000	1,0000
	Std.	6,8217	5,3340	5,9428	0,0035	0,0030	0,0032	0,0000	0,0000	0,0000	8,8725	9,4407	8,1079	0,0043	0,0052	0,0041	0,0000	0,0000	0,0000

Tablo 5.11. RUBS-Y-ABC yöntemi için yapılan deneylerin objektif metrik sonuçları: BB=16×16.

BB=16x16		PB=20, İS=400									PB=40, İS=200								
		VAR			BF			KTK			VAR			BF			KTK		
	L>	100	200	400	100	200	400	100	200	400	100	200	400	100	200	400	100	200	400
Kaya	Ort.	2104,325	**2105,103**	2105,004	7,4756	**7,4756**	7,4745	0,7390	**0,7394**	0,7392	2101,496	2101,719	2102,071	7,4730	7,4732	7,4727	0,7379	0,7380	0,7382
	Std.	2,4746	2,3747	2,5315	0,0022	0,0027	0,0035	0,0009	0,0010	0,0011	2,2672	2,0587	2,5235	0,0028	0,0026	0,0036	0,0010	0,0010	0,0011
Arabalar	Ort.	3177,261	3177,267	**3177,270**	10,3999	10,4001	**10,4004**	0,8182	0,8182	**0,8182**	3177,251	3177,252	3177,253	10,3991	10,3988	10,3993	0,8182	0,8182	0,8182
	Std.	0,0190	0,0128	0,0160	0,0014	0,0011	0,0012	0,0000	0,0000	0,0000	0,0219	0,0295	0,0255	0,0016	0,0027	0,0016	0,0000	0,0000	0,0000
Lab	Ort.	2258,303	2259,065	**2259,440**	9,9289	9,9302	**9,9355**	0,7476	0,7475	**0,7477**	2255,110	2255,293	2255,664	9,8817	9,8824	9,8932	0,7476	0,7476	0,7475
	Std.	2,1320	1,8026	1,9779	0,0389	0,0264	0,0356	0,0006	0,0006	0,0006	1,7220	1,6816	2,1571	0,0258	0,0295	0,0382	0,0008	0,0005	0,0007
Pepsi	Ort.	2022,357	**2022,572**	2022,472	9,1952	9,1955	9,1744	0,7663	0,7663	0,7661	2021,588	2021,427	2021,346	**9,1960**	9,1875	9,1853	**0,7664**	0,7662	0,7664
	Std.	0,7259	0,5129	0,5551	0,0313	0,0294	0,0240	0,0005	0,0004	0,0005	0,5445	0,6389	0,5737	0,0310	0,0336	0,0382	0,0005	0,0006	0,0005
Bayrak	Ort.	7153,930	**7157,007**	7155,884	10,3293	10,3318	**10,3396**	0,6764	0,6763	**0,6771**	7150,443	7149,995	7149,773	10,3290	10,3276	10,3367	0,6767	0,6759	0,6768
	Std.	5,4674	4,0223	5,4204	0,0249	0,0212	0,0151	0,0023	0,0019	0,0019	5,3817	3,3899	4,4601	0,0230	0,0219	0,0235	0,0023	0,0026	0,0019
Saat2	Ort.	3287,419	**3289,114**	3287,544	9,2533	**9,2576**	9,2570	0,7191	0,7192	**0,7195**	3286,650	3286,234	3285,908	9,2574	9,2511	9,2458	0,7190	0,7188	0,7189
	Std.	3,3961	3,2308	3,9031	0,0201	0,0224	0,0203	0,0009	0,0012	0,0008	3,3453	3,1304	3,4701	0,0227	0,0301	0,0289	0,0011	0,0011	0,0012

Tablo 5.13 incelendiğinde, *Kaya* görüntüsü için en iyi sonuçlar göz önüne alındığında, tüm objektif metriklerin referans tabanlı metrikler ile uyuştuğu görülmektedir.

Arabalar görüntüsü için en iyi sonuçlar tüm objektif metrikler için PB=20, İS=400, L=400 durumunda elde edildiği ancak referans tabanlı metrikler ile uyum sağlamadığı söylenebilir.

Lab görüntüsü için VAR ve BF metrikleri açısından en iyi sonucun PB=20, İS=400, L=400 durumunda elde edildiği, KTK metriği açısından en iyi sonucun PB=40, İS=200, L=200 durumunda elde edildiği sonucu ortaya çıkmaktadır.

Pepsi görüntüsü için BF ve KTK metrikleri açısından en iyi sonucun PB=20, İS=400, L=100 durumunda elde edildiği, VAR metriği açısından en iyi sonucun PB=20, İS=400, L=200 durumunda elde edildiği görülmektedir.

Bayrak görüntüsü için VAR ve BF metrikleri açısından en iyi sonucun PB=20, İS=400, L=400 durumunda elde edildiği, KTK metriği açısından en iyi sonucun PB=20, İS=400, L=100 durumunda elde edildiği söylenebilir.

Saat2 görüntüsü için tüm metrikler açısından en iyi sonucun PB=20, İS=400, L=100 durumunda elde edildiği ifade edilebilir.

Tablo 5.13'deki sonuçlar genel olarak değerlendirilerecek olursa en çok en iyi sonucun elde edildiği durumun **PB=20, İS=400 ve L=400** olduğu söylenebilir.

BB=16×16 (Tablo 5.10 – 5.11) ve BB=32×32 (Tablo 5.12 – 5.13) durumlarının sonuçlara olan etkisine bakıldığında, BB=16×16 durumunda tüm görüntüler için elde edilen hem referans tabanlı hem de objektif metrik sonuçlarının BB=32×32 durumundan daha iyi olduğu görülmektedir.

Tablo 5.12. RUBS-Y-ABC yöntemi için yapılan deneylerin referans tabanlı metrik sonuçları: BB=32×32.

BB=32x32		PB=20, İS=400									PB=40, İS=200								
		PSNR			KB			YB			PSNR			KB			YB		
	L>	100	200	400	100	200	400	100	200	400	100	200	400	100	200	400	100	200	400
Kaya	Ort.	90,1036	**90,5721**	90,3753	7,3187	**7,3303**	7,3252	0,9937	**0,9941**	0,9939	87,4643	88,0549	88,4906	7,2664	7,2797	7,2895	0,9915	0,9920	0,9924
	Std.	1,8160	1,6075	1,8178	0,0336	0,0281	0,0309	0,0013	0,0011	0,0013	1,4603	1,3332	1,5065	0,0377	0,0313	0,0304	0,0016	0,0013	0,0014
Arabalar	Ort.	**181,8088**	181,5443	181,0536	**7,6483**	7,6478	7,6474	**1,0000**	1,0000	1,0000	179,9804	180,5008	180,2426	7,6474	7,6476	7,6476	1,0000	1,0000	1,0000
	Std.	5,1914	6,1304	4,9007	0,0047	0,0050	0,0042	0,0000	0,0000	0,0000	5,5858	5,3988	4,0119	0,0042	0,0041	0,0034	0,0000	0,0000	0,0000

Tablo 5.13. RUBS-Y-ABC yöntemi için yapılan deneylerin objektif metrik sonuçları: BB=32×32.

BB=32x32		PB=20, İS=400									PB=40, İS=200								
		VAR			BF			KTK			VAR			BF			KTK		
	L>	100	200	400	100	200	400	100	200	400	100	200	400	100	200	400	100	200	400
Kaya	Ort.	2104,079	**2104,863**	2104,481	7,4749	7,4757	**7,4761**	0,7387	**0,7390**	0,7389	2099,814	2100,791	2101,675	7,4721	7,4728	7,4737	0,7371	0,7375	0,7378
	Std.	2,4692	2,2338	2,5084	0,0026	0,0024	0,0026	0,0009	0,0009	0,0010	2,6602	2,3520	2,2190	0,0036	0,0025	0,0037	0,0012	0,0009	0,0011
Arabalar	Ort.	3177,276	3177,278	**3177,285**	10,4004	10,4006	**10,4010**	0,8182	0,8182	**0,8182**	3177,263	3177,268	3177,272	10,3997	10,3999	10,4002	0,8182	0,8182	0,8182
	Std.	0,0130	0,0112	0,0132	0,0014	0,0011	0,0012	0,0000	0,0000	0,0000	0,0231	0,0205	0,0104	0,0017	0,0017	0,0010	0,0000	0,0000	0,0000
Lab	Ort.	2270,009	2270,016	**2270,066**	10,1500	10,1503	**10,1515**	0,7467	0,7468	0,7467	2269,096	2269,128	2268,852	10,1379	10,1457	10,1386	0,7469	**0,7470**	0,7468
	Std.	0,6874	0,5569	0,5386	0,0132	0,0128	0,0106	0,0007	0,0003	0,0005	0,6408	0,6318	0,5685	0,0128	0,0159	0,0176	0,0005	0,0007	0,0005
Pepsi	Ort.	2020,973	**2021,114**	2020,980	**9,2540**	9,2539	9,2518	**0,7667**	0,7666	0,7663	2020,624	2020,569	2020,657	9,2533	9,2530	9,2513	0,7664	0,7667	0,7666
	Std.	0,2671	0,2457	0,2378	0,0125	0,0124	0,0104	0,0003	0,0002	0,0017	0,2749	0,4425	0,3281	0,0138	0,0180	0,0150	0,0012	0,0003	0,0004
Bayrak	Ort.	7188,535	7186,503	**7192,893**	10,2995	10,3000	**10,3111**	**0,6686**	0,6680	0,6684	7177,327	7176,288	7180,446	10,3014	10,3085	10,3011	0,6683	0,6682	0,6671
	Std.	10,1069	10,6104	9,8885	0,0367	0,0357	0,0410	0,0044	0,0034	0,0037	10,3370	9,2790	8,1528	0,0387	0,0337	0,0405	0,0036	0,0044	0,0035
Saat2	Ort.	**3281,511**	3281,363	3280,892	**9,2636**	9,2519	9,2423	**0,7204**	0,7203	0,7198	3279,090	3279,239	3278,110	9,2221	9,2324	9,2248	0,7193	0,7193	0,7188
	Std.	2,7423	2,4515	3,6457	0,0132	0,0269	0,0373	0,0009	0,0012	0,0015	2,3456	3,0272	3,5276	0,0380	0,0454	0,0495	0,0017	0,0014	0,0017

5.3.4. Genel Değerlendirme

Tablo 5.14 ve Tablo 5.15'de, önerilen RUBS-Y tabanlı yöntemler kendi aralarında değerlendirilmiştir. Aynı zamanda sonuçlar, klasik yöntemlerin en başarılısı olarak ortaya çıkan klasik RUBS-URF yöntemi ile ve bir önceki bölümde tanıtılan RUBS-B tabanlı yöntemlerin arasında en başarılısı olarak ortaya çıkan RUBS-B-ABC yöntemi ile de karşılaştırılmıştır. Test görüntüleri kulanılarak yapılan birleştirme işlemlerine ilişkin karşılaştırmalı sonuçlar Tablo 5.14'de PSNR ile ve Tablo 5.15'de VAR metriği için verilmiştir. Tablolarda RUBS-Y tabanlı yöntemler için elde edilen en iyi ortalama değer verilmiştir.

Tablo 5.14. Test görüntülerinin RUBS-Y yöntemleri, klasik RUBS-URF yöntemi ve RUBS-B-ABC yöntemiyle birleştirilmesinin PSNR ile karşılaştırması.

	RUBS-URF	**RUBS-B-ABC**	**RUBS-Y**		
			GA	**DGA**	**ABC**
Kaya	103,1886	103,0105 (0,8)	102,691 (2,7)	87,943 (1,0)	90,973 (1,8)
Arabalar	133,8834	162,1425 (8,8)	189,020 (2,7)	193,935 (7,5)	187,939 (5,9)

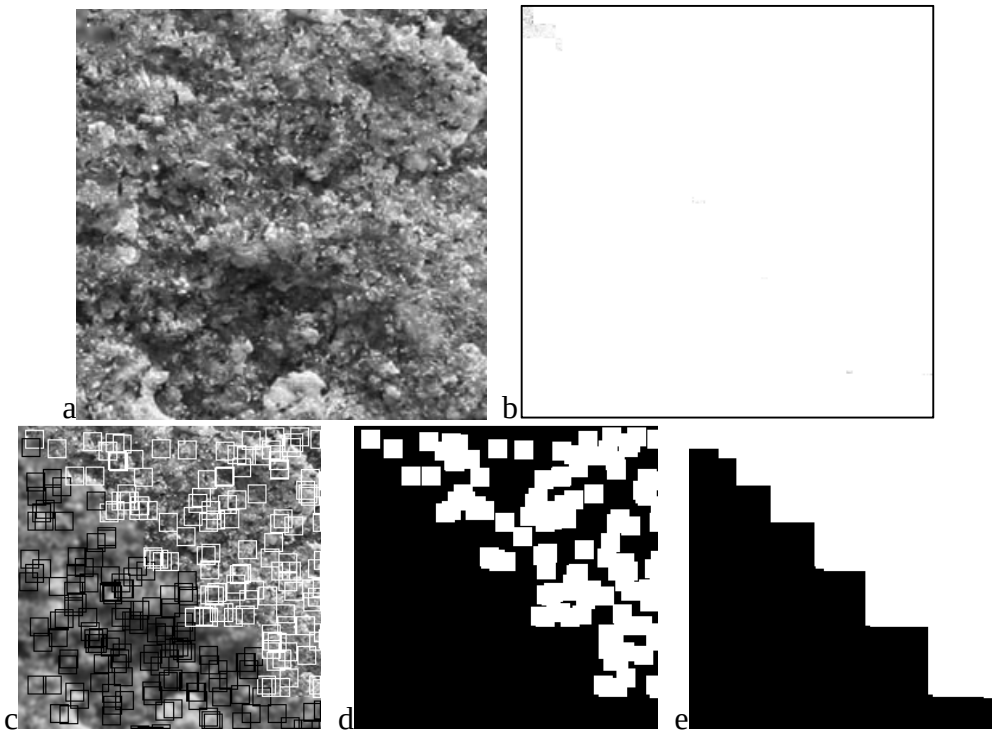
Tablo 5.14'de referans tabanlı metriklerden PSNR ile yapılan değerlendirmelerde önerilen RUBS-Y tabanlı yöntemler arasında en iyiden en kötüye doğru sıralamanın *Kaya* görüntüsü için GA, ABC ve DGA şeklinde olduğu, *Arabalar* görüntüsü için DGA, GA ve ABC şeklinde olduğu görülmektedir. RUBS-Y-GA yöntemi *Kaya* görüntüsü için klasik RUBS-URF ve RUBS-B-ABC yöntemlerinin hemen gerisinde kalırken, *Arabalar* görüntüsü için üç RUBS-Y yöntemi de RUBS-URF ve RUBS-B-ABC'den çok daha iyi sonuçlar elde etmişlerdir.

Tablo 5.15. Test görüntülerinin RUBS-Y yöntemleri, klasik RUBS-URF yöntemi ve RUBS-B-ABC yöntemiyle birleştirilmesinin VAR ile karşılaştırması.

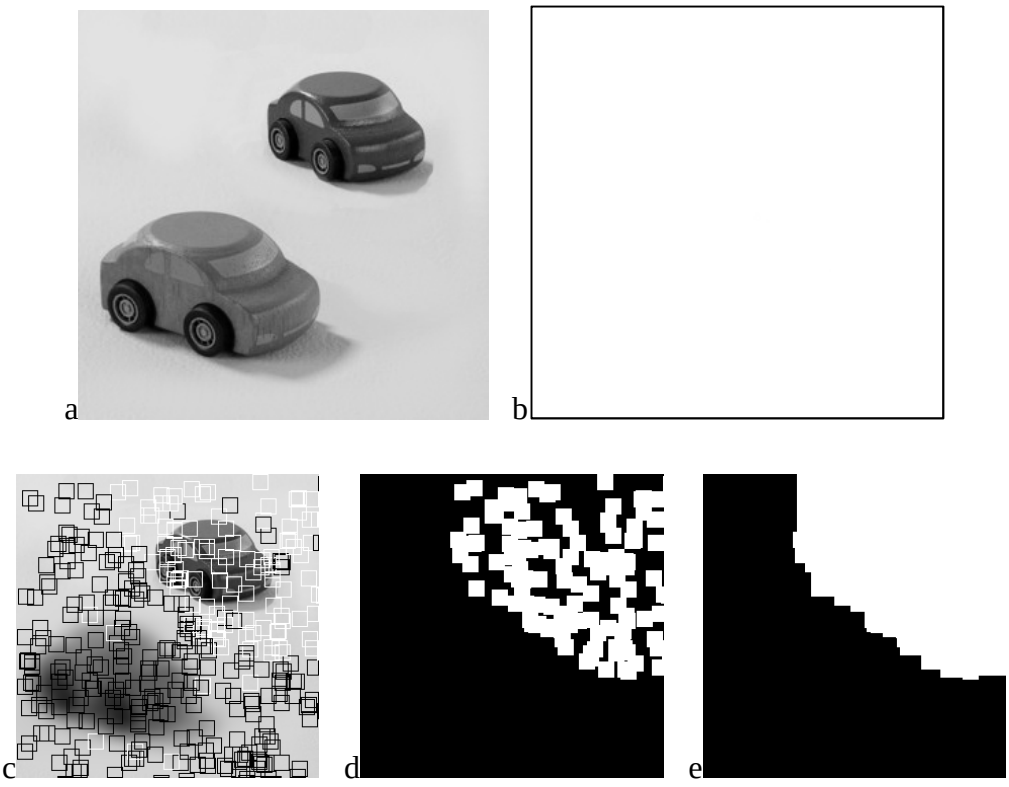
	RUBS-URF	**RUBS-B-ABC**	**RUBS-Y**		
			GA	**DGA**	**ABC**
Kaya	2113,6169	2114,3397 (1,1)	2114,042 (0,9)	2100,447 (1,1)	2105,103 (2,3)
Arabalar	3176,2268	3177,1124 (0,1)	3177,299 (0,0)	3177,277 (0,0)	3177,270 (0,0)
Lab	2255,6568	2263,7713 (2,6)	2271,597 (0,4)	2259,712 (1,1)	2259,440 (1,9)
Pepsi	2019,4752	2022,8755 (0,7)	2025,124 (0,4)	2021,178 (0,3)	2022,571 (0,5)
Bayrak	7112,1534	7154,3032 (2,3)	7178,883 (9,4)	7155,546 (2,2)	7157,007 (4,0)
Saat2	3256,9340	3272,6723 (2,5)	3295,951 (0,9)	3290,119 (1,4)	3289,114 (3,2)

Tablo 5.15'de VAR ile yapılan değerlendirme sonuçları görülmektedir. RUBS-Y tabanlı yöntemler arasında en iyiden en kötüye doğru sıralamanın *Lab* ve *Saat2* görüntüleri için GA, DGA ve ABC şeklinde olduğu; *Kaya*, *Arabalar*, *Pepsi* ve *Bayrak* görüntüleri için GA, ABC ve DGA şeklinde olduğu görülmektedir ancak bu durum Tablo 5.14 ile benzerlik göstermemektedir. RUBS-Y tabanlı yöntemler arasında öne çıkan RUBS-Y-GA yöntemi ile klasik RUBS-URF yöntemi karşılaştırıldığında tüm görüntülerde RUBS-Y-GA yöntemiyle klasik RUBS-URF'den daha iyi sonuçlar elde edilmiştir. RUBS-Y-GA yöntemi ile RUBS-B-ABC yöntemi karşılaştırıldığında *Kaya* görüntüsü hariç diğer tüm görüntülerde yine RUBS-B-ABC yönteminden daha iyi sonuçlar elde edilmiştir.

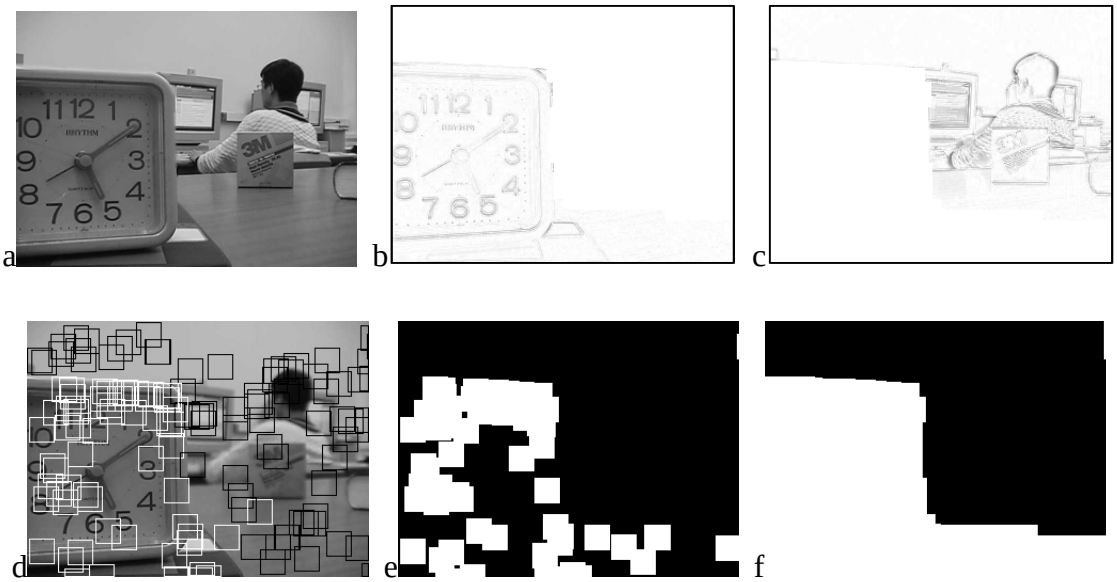
Test görüntüleri kullanılarak yapılan detaylı deneyler sonucu elde edilen sayısal sonuçlara ek olarak elde edilen görsel sonuçlar da Şekil 5.5 - Şekil 5.10'da verilmiştir. Verilen görsel sonuçlar yapılan tüm koşmalar sonucu en yüksek metrik değerine sahip optimizasyonda elde edilen sonuçlar olup *Kaya* ve *Arabalar* için PSNR, diğer görüntüler içinse VAR metriği dikkate alınmıştır. Görsel sonuçlarda tüm test görüntüleri için Şekil 5.5-5.10 a'da elde edilen birleşik görüntü verilmiştir. Hata görüntüleri Şekil 5.5 ve 5.6 için b'de, Şekil 5.7-5.10 için b ve c'de verilmiştir. Tüm test görüntüleri için optimizasyon algoritmasının belirlediği taşınacak bölgelerin yerleri Şekil 5.5 ve 5.6 için c'de, Şekil 5.7-5.10 için d'de verilmiştir. Bu görüntüde beyaz renkle işaretlenen bölgeler URF metriği ile taşınmaya uygun bulunan ve taşınan bölgeleri, siyah renkle işaretlenen bölgeler ise optimizasyon algoritması tarafından üretilen ancak URF metriği açısından değerlendirildiğinde taşınması uygun olmayan bölgeleri ifade etmektedir (bkz. RUBS-Y yönteminin 3. adımı). Optimizasyon algoritmasının ürettiği birleştirme haritası (*fmap*) Şekil 5.5 ve 5.6 için d'de, Şekil 5.7-5.10 için e'de verilmiştir. Morjolojik çoğunluk süzgeci uygulandıktan sonra elde edilen birleştirme haritası (*fmap*) Şekil 5.5 ve 5.6 için e'de, Şekil 5.7-5.10 için f'de verilmiştir.



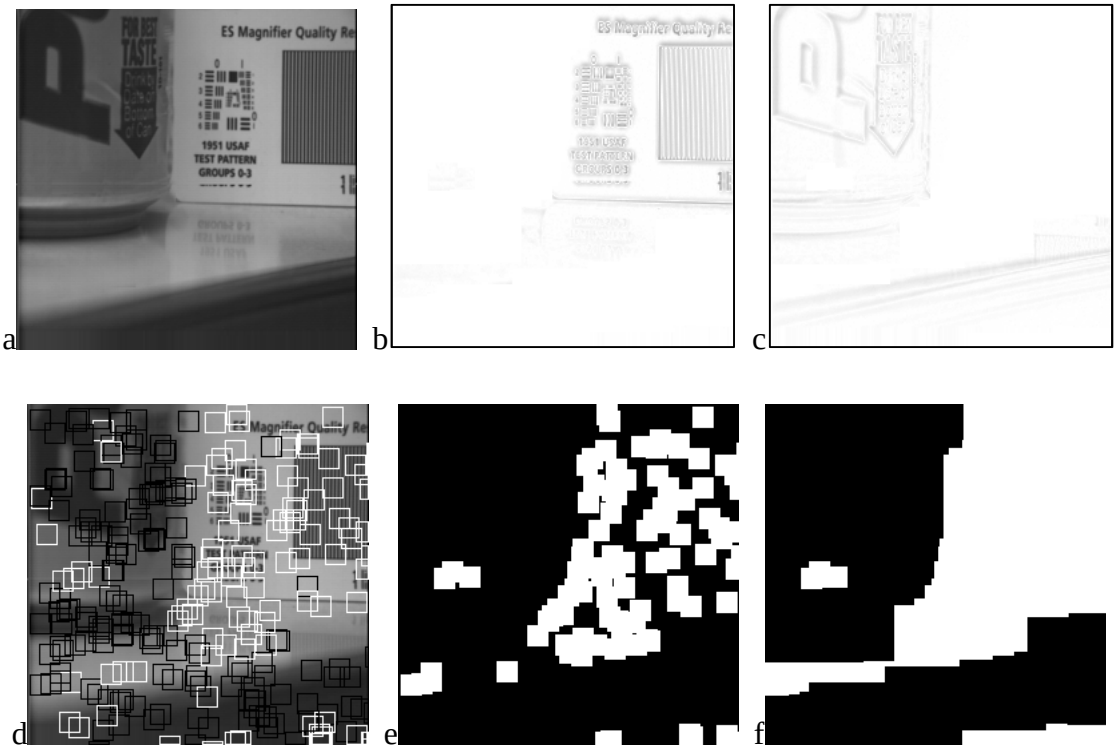
Şekil 5.5. *Kaya*: RUBS-Y-GA yöntemi sonucu, hata görüntüsü ve birleştirme haritası.



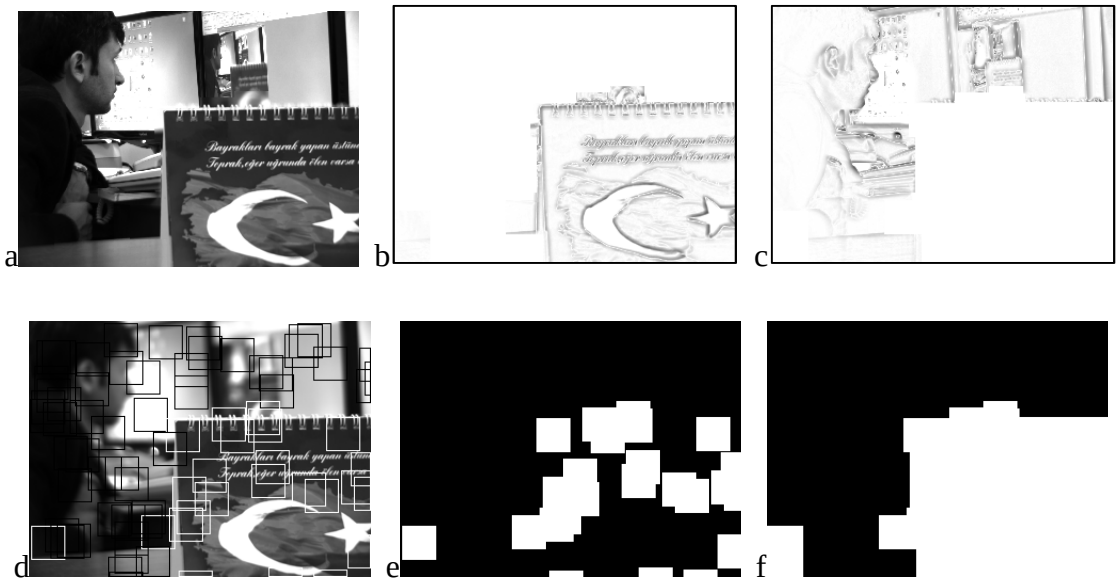
Şekil 5.6. *Arabalar*: RUBS-Y-GA yöntemi sonucu, hata görüntüsü ve birleştirme haritası.



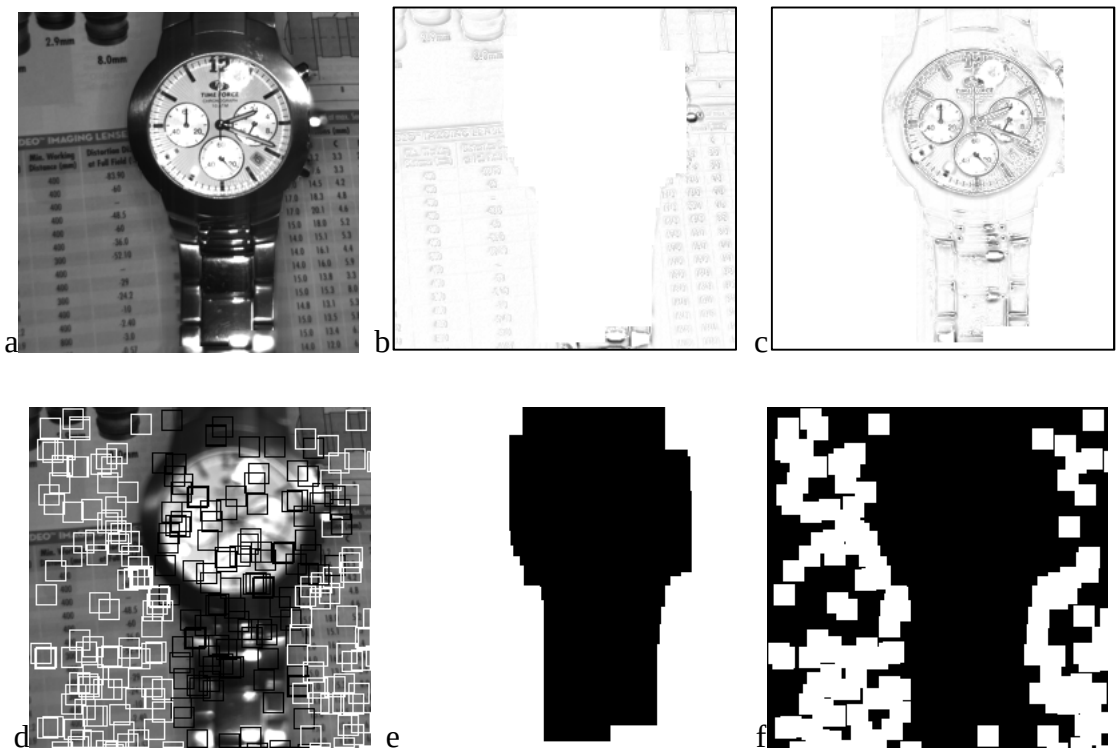
Şekil 5.7. *Lab*: RUBS-Y-GA yöntemi sonucu, hata görüntüsü ve birleştirme haritası.



Şekil 5.8. *Pepsi*: RUBS-Y-GA yöntemi sonucu, hata görüntüsü ve birleştirme haritası.



Şekil 5.9. *Bayrak*: RUBS-Y-GA yöntemi sonucu, hata görüntüsü ve birleştirme haritası.



Şekil 5.10. *Saat2*:RUBS-Y-GA yöntemi sonucu,hata görüntüsü ve birleştirme haritası.

5.4. Sonuçlar

Bu bölümde, önerilen yöntemin başarımını test etmek amacıyla çok fazla sayıda deney yapılmıştır. Tüm deneyler ilk bölümde verilen 6 çift test görüntüsü üzerinde gerçekleştirilmiştir.

Öncelikle RUBS-Y yönteminde optimizasyon için kullanılan 3 farklı algoritmanın bazı kontrol parametrelerinin sonuca olan etkisi araştırılmıştır. Tez kapsamında kullanılan optimizasyon algoritmaları yapıları itibariyle rastgelelik içerdiklerinden dolayı deterministik değillerdir ve her bir koşmada farklı sonuçlar üretebilmektedirler. Bundan dolayı, yapılan tüm deneylerde belli kontrol parametrelerinin başarıma olan etkisi araştırılırken aynı şartlar altında algoritmalar 30'ar kez koşulmuş ve elde edilen sonuçların ortalama ve standart sapma değerleri elde edilmiştir. Ortalama değer, seçilen kontrol parametrelerine ilişkin genel bir performans kriteri olurken, standart sapma ise seçilen kontrol parametresinde algoritmanın ne kadar değişkenlik gösterdiğinin bir ölçüsüdür. Ortalama değerin yüksek olması başarımın yüksek olduğu anlamına gelirken, standart sapmanın düşük olması ise algoritmanın stabilitesinin iyi olduğunun bir göstergesi olarak olarak değerlendirilmektedir.

Tablo 5.16'da RUBS-Y yöntemi kapsamında kullanılan optimizasyon algoritmalarının deneyleri gerçekleştirilen test görüntülerindeki başarımları, en iyi ortalama değerleri üzerinden değerlendirilmiş ve iyiden kötüye doğru sıralanarak her bir test görüntüsü için ayrı ayrı verilmiştir. Tablonun satırlarında verilmiş olan optimizasyon algoritması ile sütunlarda verilmiş olan metriklerin kesiştiği hücrede verilen sayılar sırasıyla *Kaya*, *Arabalar*, *Lab*, *Pepsi*, *Bayrak* ve *Saat2* görüntüleri için algoritmanın ilgili metrik bazında kaçıncı olduğu ifade etmektedir. PSNR, KB ve YB referans tabanlı metrikler olduğu için sadece *Kaya* ve *Arabalar* görüntülerine ait sonuçlar verilirken, diğer objektif metriklerde tüm görüntüler için sıralama sonuçları verilmiştir.

Tablo 5.16. RUBS-Y yönteminde kullanılan optimizasyon algoritmalarının test görüntüleri bazında iyiden kötüye doğru başarı sıralamaları.

	PSNR	**KB**	**YB**	**VAR**	**BF**	**KTK**
GA	1,2	1,2	1,1	1,1,1,1,1,1	1,1,1,2,3,1	1,1,3,3,2,1
DGA	3,1	3,1	3,1	3,2,2,3,3,2	3,2,3,1,1,3	3,1,2,1,1,3
ABC	2,3	2,3	2,1	2,3,3,2,2,3	2,3,2,3,2,2	2,1,1,2,3,2

Tablo 5.16’daki sonuçlar değerlendirildiğinde, referans tabanlı metrikler kendi arasında uyumlu olmakla beraber hangi optimizasyon algoritmasının daha iyi olduğu net olarak belli değildir. Ancak, GA’nın diğer iki algoritmaya göre daha başarılı olduğu söylenebilir. YB metriği açısından *Arabalar* görüntüsü tüm algoritmalar aynı değeri elde ettiği için hepsi birinci olarak tabloda belirtilmiştir. Objektif metriklerden VAR ile yapılan değerlendirmede en iyiden en kötüye doğru sıralama ortalamasına göre başarımın GA, ABC ve DGA şeklinde olduğu görülmektedir. Diğer taraftan, BF ile yapılan değerlendirmede en iyiden en kötüye doğru sıralamanın GA, DGA ve ABC şeklinde olduğu görülmektedir. KTK ile sıralama açısından genel bir değerlendirme yapmak mümkün değildir.

6. BÖLÜM

WEB TABANLI GÖRÜNTÜ BİRLEŞTİRME ARABİRİMİ

6.1. Giriş

Görüntüleme sistemlerinin pek çok alanda kullanılmasından dolayı görüntü işleme eğitimi de pek çok disiplin için önemli hale gelmiştir. [36, 70]. Son yıllarda, görüntü birleştirme, görüntü işleme ve bilgisayarla görü alanlarının önemli bir alt alanı olarak karşımıza çıkmaktadır [2, 44, 56]. Dolayısıyla, görüntü birleştirme eğitimi bilgisayar, elektronik, biyomedikal ve mekatronik mühendisliği bölümü öğrencileri için önemlidir.

Görüntü işlemenin temel kavramlarının daha iyi anlaşılabilmesi, veri ve işlemlerin görselleştirilmesiyle elde edilebilir. Bundan dolayı, görüntü işleme eğitimi interaktif, görsel, kolay ulaşılabilir ve kolay kullanılabilir araçlar ve arayüzler ile gerçekleştirilmelidir [36]. Dahası, geleneksel öğretme yaklaşımı görüntü işleme öğrenimini ciddi manada zorlaştırır. Buna rağmen, mühendislik öğrencileri teknikleri, yöntemleri ve algoritmaları, arkaplan teorisini ve uygulamalarını çeşitli farklı giriş parametreleri ile değerlendirerek öğrenmeyi tercih ederler. Bu yöntem geleneksel olarak laboratuvar dersleri ile gerçekleştirilir. Ancak, pratik çalışmaların zaman, donanım, fiziksel ortam ve yetişmiş eğitmen gibi kısıtlamaları olabilir. Son yıllarda, interaktif öğrenme teknolojileri bu türden problemlerin üstesinden gelmeye başlamıştır [37].

İnteraktif öğrenme teknolojileri; MATLAB gibi ticari yazılım paketlerini, ücretsiz araç kutularını [38-40] ve görüntü birleştirme için HTML tabanlı çoklu-ortam içerikli web sayfalarını içerir [41]. Buna rağmen, ticari olmayan araç kutuları kullanımdan önce bir web sitesinden indirilmeyi ve çalışabilmek için başkaca ticari yazılımların hali hazırda yüklü olmasını gerektirirler. Dolayısıyla, öğrenciler tarafından pratik bir şekilde kullanılamazlar. Ayrıca, bazıları öğrenciler için fiyatı yüksektir ve kampüs-genelinde lisans gerektirirler [42]. Görüntü birleştirmeyle ilişkili eğitimsel web sitelerinin kolay

erişilebilirlik gibi avantajları olmasına karşın bu tür siteler statiktirler ve daha iyi öğrenmeyi sağlayan interaktif arayüzleri yoktur [43].

Bu bölümde, Bölüm 1'de tanıtılan klasik yöntemleri ve tez çalışması kapsamında yeni önerilen yöntemleri kapsayan, içerisinde görüntü birleştirme için bir test veri kümesi barındıran, görüntü birleştirme eğitiminde kullanılabilecek tüm parametrelerin istenilen şekilde değiştirilip etkilerinin gözlemlenebildiği ve birleştirme işlemlerinin yapılabildiği web tabanlı bir arayüz sunulmuştur.

6.2. Gerçekleştirilen Arabirim

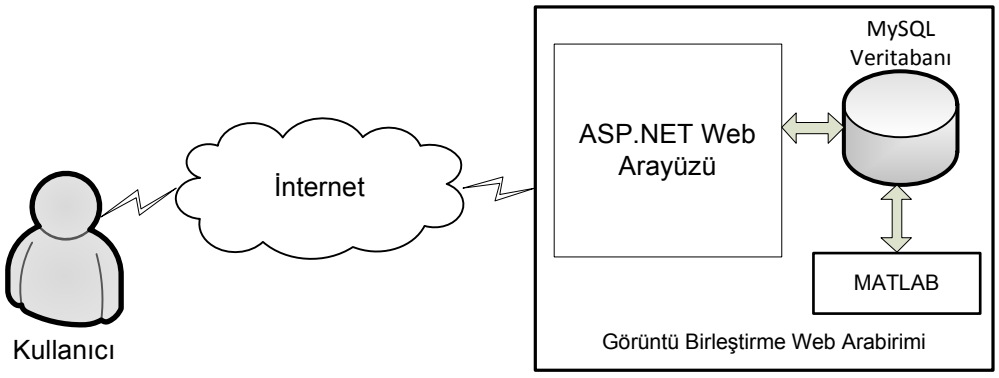
Arabirimin gerçekleştirilmesinde, web arayüzü için Microsoft ASP.NET ve görüntü birleştirme işlemleri için MATLAB geliştirme ortamları kullanılmıştır. ASP.NET ve MATLAB'in beraber kullanılmasının temel sebebi ASP.NET'in kolay ve hızlı web arayüzü geliştirme kabiliyeti ve MATLAB'in görüntü işleme, optimizasyon ve pek çok alan için bir çok hazır bilimsel kütüphaneleridir.

Önerilen web uygulamasının grafik kullanıcı arabirimi Microsoft Visual Studio 2010 tümleşik geliştirme ortamı kullanılarak tasarlanmış ve programlanmıştır. ASP.NET, programcıların dinamik web siteleri ve uygulamaları geliştirebildiği bir çerçeve platformdur. ASP.NET'in ilk versiyonu, klasik ASP'nin (aktif sunucu sayfaları) halefi olarak 2002'de tanıtılmıştır. ASP.NET'in temel avantajları aşağıdaki gibi sıralanabilir:

- kolay uygulama geliştirmek için web formları ve kontrolleri
- iş mantığı ile sunum mantığını birbirinden ayırmak için arka-plan kod yazımı (code-behind)
- kullanıcı kontrolleri, C#, J# ve Visual Basic gibi çoklu-dil desteği için ortak dil çalışma (common language runtime-CLR) kütüphanesi
- performansı artırmaya yönelik sunucu tarafında önbellekleme

Geri planda çalışan görüntü birleştirme motoru MATLAB numerik hesaplama ortamında gerçekleştirilmiştir. MATLAB ileri matris işlemleri yapabilen ve diğer programlama dilleri ile tümleşik arabirimler tasarlanmasına imkân tanıyan bir platformdur. Aynı zamanda farklı bilim dalları için görüntü işleme, yapay sinir ağları, optimizasyon, ekonometri, biyoinformatik, bulanık mantık ve işaret işleme gibi pek çok

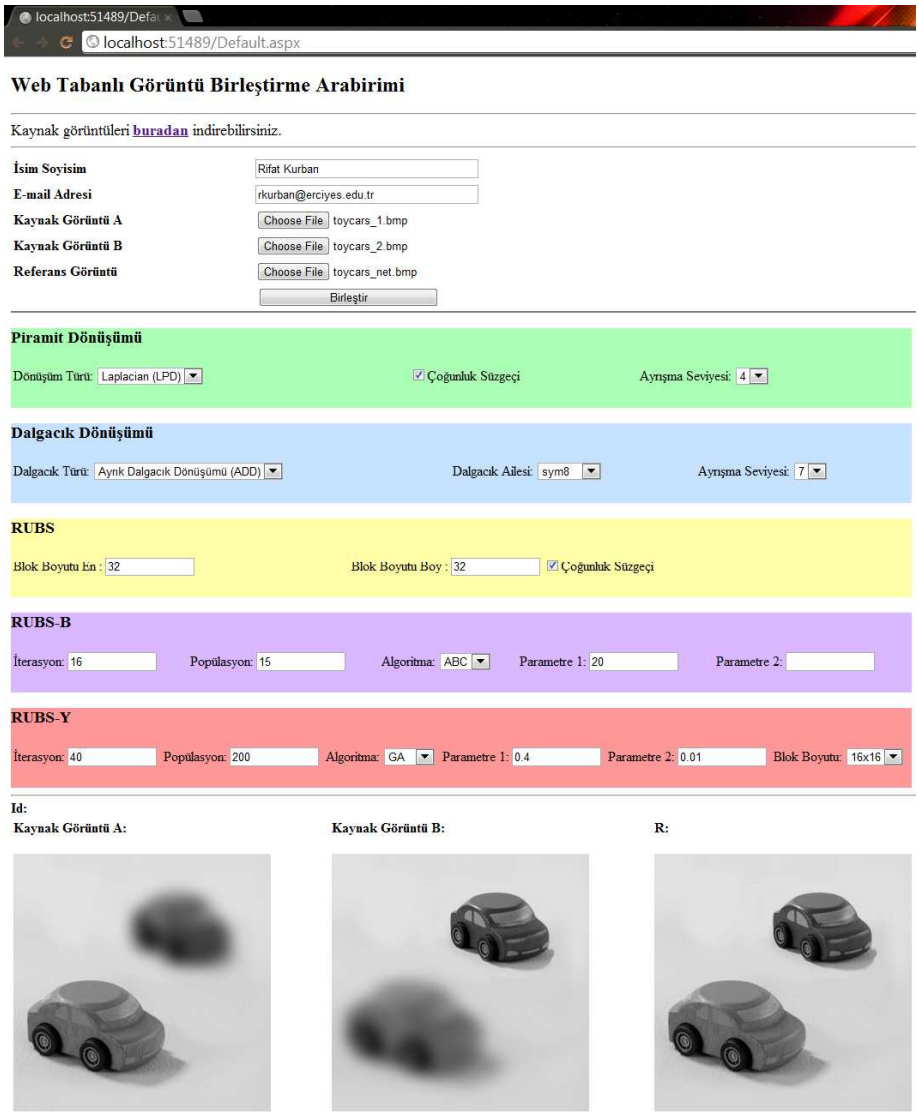
kütüphane barındıran araçkutuları içerir. MATLAB görüntü işleme araçkutusu görüntü birleştirme için uygun dâhili fonksiyonlar barındırır ve MATLAB'de kod yazımı pratik ve çok-amaçlı program geliştirmeye oldukça uygundur [36].



Şekil 6.1. Önerilen arabirimin veri akış ve işleyiş diyagramı.

Önerilen arabirimin amacı basit ve mühendislik öğrencileri tarafından kolay erişilebilir bir web sitesi ile görüntü birleştirme işlemini gerçekleştirebilmelerini sağlamaktır. Kullanıcılar isterlerse kendi bilgisayarlarından yükleyebilecekleri çoklu-odaklı görüntüleri veya web sitesinde hali hazırda bulunan test görüntülerini kullanarak çeşitli görüntü birleştirme yöntemleri ile birleştirme yapabilirler ve sonuçları değerlendirebilirler. Ayrıca, görüntü birleştirme yöntemlerinin parametrelerini değiştirerek parametrelerin birleştirme performansına etkisini araştırabilirler. Arabirimin temel çalışma mimarisi Şekil 6.1'de görülmektedir. Arabirimi oluşturan *ana sayfada* kullanıcıdan kaynak görüntüler alınmakta, hangi yöntemler ile birleştirme işlemlerinin yapılacağı belirlenebilmekte ve görsel/sayısal birleştirme sonuçları sunulmaktadır. Ayrıca, pek çok doğal ve yapay çoklu-odaklı test görüntülerinin bulunduğu *görüntü veritabanı sayfası* kullanıcılara büyük kolaylık sağlamaktadır.

Şekil 6.2'de arabirimin *ana sayfası* görülmektedir. Öncelikle, kullanıcılar kişisel bilgilerini sisteme girdikten (opsiyonel olarak) sonra bilgisayarlarından Windows Bitmap biçiminde (.BMP) kayıtlı olan kaynak görüntüleri seçmektedirler. Kullanıcılar aynı zamanda *görüntü veritabanı sayfasından* daha önceden sistemde kayıtlı olan test görüntülerini bilgisayarlarına kaydedip sisteme giriş olarak verebilirler. Arabirimin bir diğer önemli özelliği ise görüntü birleştirme teknikleri için kontrol parametrelerinin kullanıcının istediği gibi seçilebilmesidir.



Şekil 6.2. Görüntü birleştirme arabirimi anasayfası: parametre ve görüntü seçimi.

Arabirim, aşağıdaki görüntü birleştirme yöntemlerini barındırmaktadır:

- Piksel tabanlı ortalama alma (PTOA)
- Laplacian piramit dönüşümü (LPD)
- Ayrık dalgacık dönüşümü (ADD)
- Resim uzayında blok seçme (RUBS)
    - Varyans (VAR) kıstası kullanılarak (RUBS-VAR)
    - Değiştirilmiş Laplacian toplamı (DLT) kıstası kullanılarak (RUBS-DLT)
    - Uzaysal resim frekansı (URF) kıstası kullanılarak (RUBS-URF)
- RUBS yöntemi için uygun blok boyutunun belirlenmesi (RUBS-B)

    - Genetik algoritma (GA) kullanılarak (RUBS-B-GA)
    - Diferansiyel gelişim algoritması (DGA) kullanılarak (RUBS-B-DGA)
    - Yapay arı kolonisi (ABC) algoritması kullanılarak (RUBS-B-ABC)
- Sabit boyutlu blokların uygun yerleşimi yöntemi (RUBS-Y)
    - Genetik algoritma (GA) kullanılarak (RUBS-Y-GA)
    - Diferansiyel gelişim algoritması (DGA) kullanılarak (RUBS-Y-DGA)
    - Yapay arı kolonisi (ABC) algoritması kullanılarak (RUBS-Y-ABC)

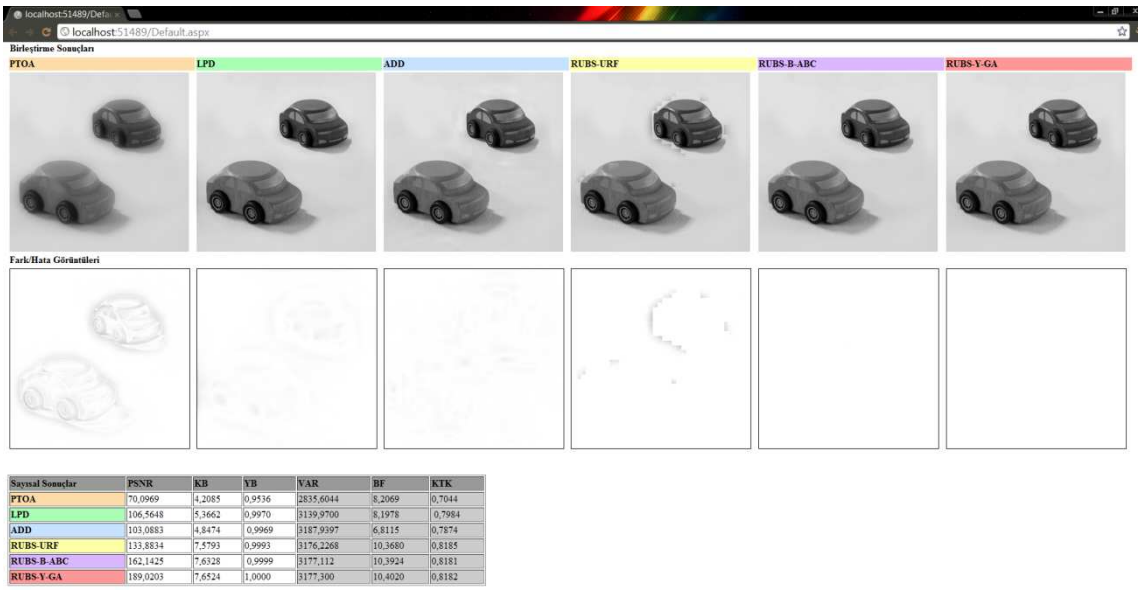
Parametre seçimi;

- LPD için ayrışım seviyesi ve çoğunluk süzgecinin aktif olup olmayacağı,
- ADD için ayrışım seviyesi ve dalgacık ailesi tipi,
- RUBS için kıstas fonksiyonu, pencere boyutu ve çoğunluk süzgecinin aktif olup olmayacağı,
- RUBS-B için hangi optimizasyon algoritması kullanılacağı ve ilgili optimizasyon algoritmasının kontrol parametreleri
- RUBS-Y için blok boyutu, hangi optimizasyon algoritması kullanılacağı ve ilgili optimizasyon algoritmasının kontrol parametreleridir.

Birleştir düğmesine tıklandığı zaman kaynak görüntüler ve parametreler sunucuda çalışmakta olan MySQL veritabanına kaydedilir. Aynı veritabanına bağlı olan MATLAB uygulaması ise belirli aralıklar ile (1sn'de bir) veritabanını kontrol ederek yeni kayıt varsa birleştirme işlemine başlar. MATLAB uygulaması birleştirme işlemini tamamladığında birleştirmeye ilişkin sayısal sonuçları ve oluşturulan görsel veriler ile ilgili bilgileri yine MySQL veritabanına kaydeder. Bu esnada, ASP.NET arayüzü ise AJAX teknolojisi yardımı ile yine MATLAB kısmında oluduğu gibi veritabanını belli aralıklar ile kontrol ederek birleştirme işleminin bitmesini beklemektedir. ASP.NET uygulaması tüm oturumlar için tekil bir kimlik kodu oluşturur. Bu kimlik kodu birleştirme sonuçlarının veritabanında kaydedilmesinde kullanılır.

Birleştirme işlemi tamamlandıktan sonra görsel sonuçlar kısmında (Şekil 6.3), kullanıcının seçtiği yöntemlerin sonuçları yer almaktadır. Görsel değerlendirmeyi geliştirmek ve kolaylaştırmak için birleştirilmiş görüntü ile referans görüntü birbirinden çıkartılarak mutlak hata görüntüleri oluşturulur. Yapay olmayan çoklu-odaklı

görüntülerde ideal referans görüntü olmadığından dolayı, birleştirilmiş görüntü ile kaynak görüntülerinin farkları alınarak iki adet hata/fark görüntüsü elde edilir.



Sayısal Sonuçlar	PSNR	KB	YB	VAR	BF	KTK
PTOA	70,0969	4,2085	0,9536	2835,6044	8,2069	0,7044
LPD	106,5648	5,3662	0,9970	3139,9700	8,1978	0,7984
ADD	103,0883	4,8474	0,9969	3187,9397	6,8115	0,7874
RUBS-URF	133,8834	7,5793	0,9993	3176,2268	10,3680	0,8185
RUBS-B-ABC	162,1425	7,6328	0,9999	3177,112	10,3924	0,8181
RUBS-Y-GA	189,0203	7,6524	1,0000	3177,300	10,4020	0,8182

Şekil 6.3. Görüntü birleştirme arabirimi anasayfası: görsel ve sayısal sonuçlar.

Sayısal sonuçlar ise web sayfasının en alt kısmında tablo olarak verilmektedir (Şekil 6.3). Tablo, objektif metrikler ve referans tabanlı metrikler olmak üzere iki ana bölüme ayrılmıştır. Objektif metrikler VAR, BF ve KTK'yı içerirken, referans tabanlı metrikler PSNR, KB ve YB'yi içermektedir. Referans tabanlı metrikler, eğer kullanıcı referans görüntüyü sisteme girdiyse hesaplanabilmektedir.

Görüntü veritabanı sayfası kullanıcıların pek çok çoklu-odaklı test görüntüsüne ulaşmasına imkân verir. Koleksiyon hem gerçek (doğal) hem de yapay olarak elde edilen test görüntülerinden oluşmaktadır. Bazı iyi-bilinen gerçek görüntüler literatürden aktarılmıştır, bazıları optik CCD kameralar ile deneysel olarak elde edilmiştir ve diğerleri ise net olan görüntülerden yapay olarak bulanıklaştırılarak elde edilmiştir.

6.3. Sonuç

Önerilen web tabanlı arabirim, litetürdeki ilk web tabanlı görüntü birleştirme uygulaması olma özelliği taşımaktadır. Mevcut görüntü birleştirme arabirimleri ticari veya ticari olmayan önceden-yüklenmiş yazılım paketleri gerektirmektedir ve web tabanlı da değildir. Dolayısıyla, bu uygulamalar öğrencilerce kolay erişilebilir ve kolay

kullanılabilir değildir. Ayrıca, görüntü birleştirme eğitimi ile ilgili web siteleri statik bir yapıdadır ve sadece öğrencilere teorik bilgi ve görüntüler sunmaktadır. Ancak, önerilen web tabanlı arabirim bahsedilen problemlerin üstesinden gelmektedir. Öğrenciler arabirime istedikleri zamanda her hangi bir internet tarayıcı kullanarak erişebilmektedir. Buna ek olarak, pek çok yöntemi çeşitli parametrelerle ve farklı kaynak görüntüler ile deneyerek karşılaştırma imkânı bulabilmektedirler. Ayrıca, kendilerinin temin edebilecekleri görüntüleri kullanarak görüntü birleştirme işlemi yapabilmektedirler.

Bu bölümde, iyi-bilinen görüntü birleştirme yöntemlerini ve tez çalışması kapsamında önerilen yeni yöntemleri içeren interaktif bir web tabanlı çoklu-odaklı görüntü birleştirme arabirimi sunulmuştur. Uygulamanın web tabanlı arabirimi Microsoft ASP.NET programlama platformunda geliştirilmiş ve geriplanda çalışan görüntü birleştirme motoru ise MATLAB hesaplama ortamında gerçekleştirilmiştir.

Özetle önerilen arabirim:

- kolay erişilebilir,
- görüntü birleştirme yöntemlerini görselleştirerek öğrencilerin tekniklerin temel prensiplerini anlamasına imkan verir,
- yöntemlerin birbirleriyle performans ve robustluk açısından kıyaslanmalarına olanak tanır,
- yöntemlerin farklı giriş görüntüleri ve farklı parametreler ile çalıştırılabilmesini sağlar.

Bunlara ek olarak arabirim web tabanlı olduğu için öğrenciler istedikleri yerden istedikleri zamanda herhangi bir ön kütüphane veya yazılım paketi yüklemeye gerek duymadan sistemi kullanabilirler. Dolayısıyla, önerilen arabirim öğrencilerin görüntü birleştirme konusunu pratik yaparak öğrenmelerine imkân verir.

7. BÖLÜM

TARTIŞMA, SONUÇ VE ÖNERİLER

7.1. Tartışma, Sonuç

Tez çalışması kapsamında, endüstriyel analiz, makro fotoğrafçılık, mikroskobik görüntüleme gibi alanlarda karşılaşılan "sınırlı alan derinliği" problemini gidermek için klasik çoklu-odaklı görüntü birleştirme yöntemlerinden:

- Piksel tabanlı ortalama alma (PTOA)
- Laplacian piramit dönüşümü (LPD)
- Ayrık dalgacık dönüşümü (ADD)
- Resim uzayında net blok seçme (RUBS)

yöntemleri ele alınmıştır. Bu yöntemlerin kaymadan ve gürültüden etkilenme gibi temel problemleri ifade edilmiş ve bu problemlerin üstesinden gelebilecek yeni yaklaşımlar önerilmiştir:

- gürültülü durumlarda kıstas fonksiyonunun dürtü gürültüsünden etkilenmesini azaltmaya yönelik frekans seçicili süzgeç (FSS) fonksiyonunun RUBS yönteminde kullanımı
- klasik RUBS yönteminde önemli bir parametre olan bölümlemede kullanılan blok boyutunun optimize edilmesi (RUBS-B)
- klasik RUBS ve RUBS-B'de blokların fayans vari düzenli yerleşimi yerine serbest pozisyonlardan optimum seçimi (RUBS-Y)

RUBS-B ve RUBS-Y yöntemlerinde optimizasyon amacıyla iyi bilinen bir sezgisel algoritma olan genetik algoritma (GA), hızlı ve kararlı yapısıyla öne çıkan diferansiyel gelişim algoritması (DGA) ve sürü zekasına dayalı yeni bir algoritma olan yapay arı kolonisi (ABC) algoritması kullanılmıştır.

Tez çalışması kapsamında ele alınan yöntemler 6 çift test görüntüsü üzerinde gerçekleştirilmiştir. Bu görüntülerden ikisi yapay olarak net görüntülerin bulanıklaştırılmasıyla elde edilmiş, ikisi deneysel olarak laboratuvar ortamında elde edilmiş, diğer ikisi de literatürde en sık kullanılan test görüntüleri arasından seçilmiştir.

Tüm yöntemler için elde edilen sonuçlar hem görsel hem de sayısal olarak değerlendirilmiştir. Görsel birleştirme sonuçlarına ilaveten elde edilen birleşik görüntü ile ideal görüntünün farkı alınarak elde edilen hata görüntüleri de algıyı kolaylaştırmak adına verilmiştir. İdeal görüntünün elde olmadığı test görüntüler için birleşik görüntü ile her iki kaynak görününün çıkartılması ile elde edilen fark görüntüleri verilmiştir. Görsel değerlendirmelere ek olarak tüm görüntüler için varyans (VAR), birleştirme faktörü (BF) ve kenar tabanlı kalite (KTK) metriği gibi objektif kalite metrikleri ile sayısal sonuçlar elde edilmiş ve tablolarda verilmiştir. İdeal görüntünün olduğu test görüntüleri için objektif metriklere ek olarak tepe-sinyal gürültü oranı (PSNR), karşılıklı bilgi (KB) ve yapısal benzerlik (YB) metriği gibi referans tabanlı metrikler ile elde edilen sonuçlar da verilmiştir.

Elde edilen sonuçlar değerlendirildiğinde;

- klasik RUBS yöntemi için URF kıstas fonksiyonunun performansı ile öne çıkmakta olduğu,
- gürültülü durumlarda pek çok kıstas fonksiyonu hata yaparken, otomatik odaklama için önerilen FSS kıstasının, görüntü birleştirme sahasında RUBS temelli yöntem ile beraber kullanıldığında diğer kıstaslara göre daha iyi bir performans sergilemekte olduğu,
- blok boyutunun adaptif olarak belirlendiği RUBS-B yönteminin, klasik yöntemlere göre daha üstün bir birleştirme performansı sergilediği,
- blokların düzgün yerleşimi yerine serbest optimum pozisyonlardan seçildiği RUBS-Y yöntemi genel olarak diğer yöntemlere göre daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür.

Tez çalışması kapsamında irdelenen bir diğer konu da görüntü birleştirme eğitimine yönelik mevcut arabirimlerin problemleri ve bu problemleri gidermek adına web tabanlı bir görüntü birleştirme arabiriminin geliştirilmesidir.

Microsoft ASP.NET platformunda gerçekleştirilen bir web uygulaması ile kullanıcılardan gelen çoklu-odaklı görüntüler arzu edilen yöntemler ve parametreler ile birleştirilebilmektedir. Görüntü birleştirme aşamaları sisteme tümleşik olarak çalışan geriplan MATLAB uygulamaları yardımı ile elde edilmiştir. Ortaya konan bu web arabirimi ile özellikle bilgisayar, elektronik, biyomedikal ve mekatronik mühendisliği bölümlerinde öğrenim gören lisans ve lisansüstü öğrecilerin kolaylıkla kullanıbilecekleri, yöntemleri birbirleri ile görsel ve sayısal olarak kıyaslayabilecekleri, yöntemlerin parametrelerinin sonuca olan etkisini rahatlıkla gözlemleyebilecekleri bir arayüz elde edilmiştir.

7.2. Öneriler

Tez çalışması sırasında ortaya çıkan önemli bir sonuç objektif metriklerin hem kendi aralarında hem de görsel sonuçlar ile bazı durumlarda uyumlu olmadığı gerçeğidir. Dolayısıyla, görsel algılamayla uyumlu yeni görüntü birleştirme kalite metriklerinin geliştirilmesine ihtiyaç vardır.

Tez çalışması kapsamında önerilen ve klasik RUBS yöntemi üzerine bina edilen RUBS -B yönteminde blok boyutları optimize edilmekte olup, RUBS-Y yönteminde ise blokların yerleşimleri optimize edilmektedir. Bu iki yöntem birleştirilerek, hem blok boyutunun hem de blokların yerleşiminin optimize edilebileceği karma bir yöntem ile her iki yöntemin avantajları bir araya getirilebilir.

Farklı odaklara sahip iki kamera ile bir ışın-bölücü (beam-splitter) düzeneği kullanılarak aynı pozisyondan aynı sahnenin farklı odaklara sahip iki görüntüsü aynı anda elde edilebilir. Bununla beraber, mevcut yöntemlerin hesaplama maliyetleri azaltılarak ve/veya çoklu-çekirdekli merkezi işlemciler veya grafik işlemciler ile paralel hesaplama teknikleri kullanılarak gerçek-zamanlı çoklu-odaklı görüntü birleştirme uygulamaları oluşturulabilir.

Tez çalışması kapsamında gri seviyeli görüntüler için geliştirilen yöntemler hem renkli görüntü hem de ikiden fazla görüntü kullanabilecek şekilde genelleştirilebilir.

KAYNAKÇA

1. Aggarwal, J. K., 1993. Multisensor Fusion for Computer Vision. Springer, Berlin.
2. Varshney, P. K., 1997. Multisensor data fusion. **Electronics & Communication Engineering Journal, 9** (6): 245-253.
3. 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.
4. Wei, C. M., Blum, R. S., 2010. Theoretical analysis of correlation-based quality measures for weighted averaging image fusion. **Information Fusion, 11** (4): 301-310.
5. Li, S., Kwok, J. T., Wang, Y., 2001. Combination of images with diverse focuses using the spatial frequency. **Information Fusion, 2** (3): 169-176.
6. Li, S. T., Kwok, J. T. Y., Tsang, I. W. H., Wang, Y. N., 2004. Fusing images with different focuses using support vector machines. **IEEE Transactions on Neural Networks, 15** (6): 1555-1561.
7. Seales, W. B., Dutta, S., 1996. Everywhere-in-focus image fusion using controllable cameras.
8. Wang, Z. B., Ma, Y., 2008. Medical image fusion using m-PCNN. **Information Fusion, 9** (2): 176-185.
9. Wang, R. W., Xu, B. G., Zeng, P. F., Zhang, X. M., 2012. Multi-focus image fusion for enhancing fiber microscopic images. **Textile Research Journal, 82** (4): 352-361.
10. Torabi, A., Masse, 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.
11. Yang, S. Y., Wang, M., Jiao, L. C., 2012. Contourlet hidden Markov Tree and clarity-saliency driven PCNN based remote sensing images fusion. **Applied Soft Computing, 12** (1): 228-237.
12. Besiris, D., Tsagaris, V., Fragoulis, N., Theoharatos, C., 2012. An FPGA-Based Hardware Implementation of Configurable Pixel-Level Color Image Fusion. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 50** (2): 362-373.

13. Sannen, D., Van Brussel, H., 2012. A multilevel information fusion approach for visual quality inspection. **Information Fusion, 13** (1): 48-59.
14. Skrzat, J., 2011. Enhancement of the focal depth in anatomical photography. **Folia Morphologica, 70** (4): 260-262.
15. Aslantas, V., Kurban, R., "Extending depth-of-field of a digital camera using particle swarm optimization based image fusion," *Consumer Electronics (ISCE), 2010 IEEE 14th International Symposium on*, 2010, pp. 1-5.
16. Li, S. T., Yang, B., 2008. Multifocus image fusion using region segmentation and spatial frequency. **Image and Vision Computing, 26** (7): 971-979.
17. Aslantas, V., Pham, D. T., 2007. Depth from automatic defocusing. **Optics Express, 15** (3): 1011-1023.
18. Pham, D. T., Aslantas, V., 1999. Depth from defocusing using a neural network. **Pattern Recognition, 32** (5): 715-727.
19. Subbarao, M., Wei, T. C., Surya, G., 1995. Focused image recovery from two defocused images recorded with different camera settings. **IEEE Transactions on Image Processing, 4** (12): 1613-1628.
20. Aslantas, V., 2007. A depth estimation algorithm with a single image. **Optics Express, 15** (8): 5024-5029.
21. Burt, P. J., Adelson, E. H., 1983. The Laplacian Pyramid as a Compact Image Code. **IEEE Transactions on Communications, 31** (4): 532-540.
22. Burt, P. T., Andelson, E. H., 1985. Merging images through pattern decomposition. **Proceedings of the SPIE 575**: 173-181.
23. Huntsberger, T., Jawerth, B., 1993. Wavelet-based Sensor Fusion.
24. 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.
25. Yocky, D. A., 1995. Image Merging And Data Fusion By Means Of The Discrete 2-Dimensional Wavelet Transform. **Journal of the Optical Society of America a-Optics Image Science and Vision, 12** (9): 1834-1841.
26. Hill, P. R., Bull, D. R., Canagarajah, C. N., "Image fusion using a new framework for complex wavelet transforms," *Image Processing, 2005. ICIP 2005. IEEE International Conference on*, 2005, pp. II-1338-41.

27. Huang, W., Jing, Z. L., 2007. Multi-focus image fusion using pulse coupled neural network. **Pattern Recognition Letters, 28** (9): 1123-1132.
28. Huang, W., Jing, Z. L., 2007. Evaluation of focus measures in multi-focus image fusion. **Pattern Recognition Letters, 28** (4): 493-500.
29. Aslantas, V., 2001. Criterion functions for automatic focusing, pp. 301-311. *10. Turkish Symposium on Artificial Intelligence and Neural Networks, TRNC*.
30. Groen, F. C. A., Young, I. T., Ligthart, G., 1985. A Comparison Of Different Focus Functions For Use In Autofocus Algorithms. **Cytometry, 6** (2): 81-91.
31. Krotkov, E., 1987. Focusing. **International Journal of Computer Vision, 1** (3): 223-237.
32. Choi, K. S., Lee, J. S., Ko, S. J., 1999. New autofocusing technique using the frequency selective weighted median filter for video cameras. **IEEE Transactions on Consumer Electronics, 45** (3): 820-827.
33. Kong, J., Zheng, K., Zhang, J., Feng, X., 2008. Multi-focus Image Fusion using Spatial Frequency and Genetic Algorithm. **Int. J. of Comput. Sci. and Network Security, 8**: 220-224.
34. Zhang, X. M., Han, J. Q., Liu, P. F., 2005. Restoration and fusion optimization scheme of multifocus image using genetic search strategies. **Optica Applicata, 35** (4): 927-942.
35. Hwang, S. F., He, R. S., 2006. A hybrid real-parameter genetic algorithm for function optimization. **Advanced Engineering Informatics, 20** (1): 7-21.
36. Gharaibeh, K. M., Malkawi, M. J., Hamza, B., 2010. An Interactive Simulation Tool for Image Registration Education. **Computer Applications in Engineering Education, 18** (2): 225-237.
37. Bebis, G., Egbert, D., Shah, M., 2003. Review of computer vision education. **IEEE Transactions on Education, 46** (1): 2-21.
38. Rockinger, O. *Image Fusion Toolbox for Matlab*. Available: http://www.metapix.de/toolbox.html
39. Piella, G., 2003. Adaptive wavelets and their application to image fusion and compression University of Amsterdam, Doktora Tezi.
40. Mueller, D., Maeder, A., O'Shea, P., "The generalised image fusion toolkit (GIFT)," *Insight journal, special issue : MICCAI workshop on open science*, 2006, pp. 1-16.

41. Nikolov, S. *The Online Resource for Research in Image Fusion* Available: http://www.imagefusion.org
42. Sage, D., Unser, M., 2003. Teaching image-processing programming in Java. **IEEE Signal Processing Magazine, 20** (6): 43-52.
43. Aslantas, V., Kurban, R., 2010. Fusion of multi-focus images using differential evolution algorithm. **Expert Systems with Applications, 37** (12): 8861-8870.
44. Aslantas, V., Kurban, R., 2009. A comparison of criterion functions for fusion of multi-focus noisy images. **Optics Communications, 282** (16): 3231-3242.
45. Öztürk, S., 2002. Otomatik odaklama için netlik kıstasları. Erciyes Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Bilgisayar Müh. Ab.D., Yüksek Lisans Tezi.
46. Nayar, S. K., Nakagawa, Y., 1994. Shape From Focus. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 16** (8): 824-831.
47. Eskicioglu, A. M., Fisher, P. S., 1995. Image quality measures and their performance. **IEEE Transactions on Communications, 43** (12): 2959-2965.
48. Tian, J., Chen, L., Ma, L. H., Yu, W. Y., 2011. Multi-focus image fusion using a bilateral gradient-based sharpness criterion. **Optics Communications, 284** (1): 80-87.
49. Wang, Z. B., Ma, Y. D., Gu, J., 2010. Multi-focus image fusion using PCNN. **Pattern Recognition, 43** (6): 2003-2016.
50. Zhang, Y. J., Ge, L. L., 2009. Efficient fusion scheme for multi-focus images by using blurring measure. **Digital Signal Processing, 19** (2): 186-193.
51. Zhao, H., Li, Q., Feng, H. J., 2008. Multi-focus color image fusion in the HSI space using the sum-modified-laplacian and a coarse edge map. **Image and Vision Computing, 26** (9): 1285-1295.
52. Pajares, G., de la Cruz, J. M., 2004. A wavelet-based image fusion tutorial. **Pattern Recognition, 37** (9): 1855-1872.
53. Miao, Q. G., Shi, C., Xu, P. F., Yang, M., Shi, Y. B., 2011. A novel algorithm of image fusion using shearlets. **Optics Communications, 284** (6): 1540-1547.
54. Li, S. T., Yang, B., Hu, J. W., 2011. Performance comparison of different multi-resolution transforms for image fusion. **Information Fusion, 12** (2): 74-84.
55. Unser, M., 1995. Texture Classification And Segmentation Using Wavelet Frames. **IEEE Transactions on Image Processing, 4** (11): 1549-1560.

56. Yang, B., Li, S. T., 2010. Multifocus Image Fusion and Restoration With Sparse Representation. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 59** (4): 884-892.
57. Nencini, F., Garzelli, A., Baronti, S., Alparone, L., 2007. Remote sensing image fusion using the curvelet transform. **Information Fusion, 8** (2): 143-156.
58. Song, H. H., Yu, S. Y., Song, L., Yang, X. K., 2007. Fusion of multispectral and panchromatic satellite images based on contour-let transform and local average gradient. **Optical Engineering, 46** (2)
59. Zhang, Q., Guo, B.-l., 2009. Multifocus image fusion using the nonsubsampled contourlet transform. **Signal Processing, 89** (7): 1334-1346.
60. Li, S., Yang, B., 2008. Multifocus image fusion by combining curvelet and wavelet transform. **Pattern Recognition Letters, 29** (9): 1295-1301.
61. 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.
62. Xydeas, C. S., Petrovic, V., 2000. Objective image fusion performance measure. **Electronics Letters, 36** (4): 308-309.
63. Stathaki, T., 2008. Image Fusion: Algorithms and Applications. Academic Press.
64. Blum, R. S. *Multi-focus image fusion examples: Lab and Pepsi*. Available: http://www.ece.lehigh.edu/SPCRL/IF/image_fusion.htm
65. Goldberg, D. E., 1989. Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning. Kluwer Academic Publishers, Boston, MA.
66. Storn, R., Price, K., 1997. Differential evolution - A simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces. **Journal of Global Optimization, 11** (4): 341-359.
67. Aslantas, V., 2009. An optimal robust digital image watermarking based on SVD using differential evolution algorithm. **Optics Communications, 282** (5): 769-777.
68. Karaboga, D., Basturk, B., 2007. A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: artificial bee colony (ABC) algorithm. **Journal of Global Optimization, 39** (3): 459-471.
69. Karaboga, D., Basturk, B., 2008. On the performance of artificial bee colony (ABC) algorithm. **Applied Soft Computing, 8** (1): 687-697.

70. Roselló, E. G., Dacosta, J. G., Lado, M. J., Méndez, A. J., Sampedro, J., Cota, M. P., 2011. Visual Wavelet-Lab: An object-oriented library and a GUI application for the study of the wavelet transform. **Computer Applications in Engineering Education**: baskıda.

ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLER



Adı, Soyadı: Rifat KURBAN

Uyruğu: Türkiye (T.C.)

Doğum Tarihi ve Yeri: 1982, Kayseri

Medeni Durumu: Evli

Tel: +90 352 437 49 01/32579

Email: rkurban@erciyes.edu.tr

Adresi: Erciyes Üniversitesi (ERÜ), Mühendislik Fakültesi,
Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, 38039, Melikgazi/KAYSERİ.

EĞİTİM

Derece	Kurum	Mez. Yılı
Yüksek Lisans	ERÜ Fen Bil. Ens. Bilgisayar Müh. Ab.D. , Kayseri	2006
Lisans	ERÜ Müh. Fak. Bilgisayar Müh. Böl., Kayseri	2004

İŞ DENEYİMLERİ

Yıl	Kurum	Görev
2005- Halen	ERÜ Mühendislik Fak. Bilgisayar Müh. Bölümü, Bilgisayar Yazılım Ab.D., KAYSERİ	Arş. Gör.
2004-2005	Corobo Computer & Robotics Ltd. Şti., KAYSERİ	Yazılım Böl. Sorumlusu

YABANCI DİL

İngilizce: KPDS'2010/1 89/100 ÜDS'2011/1 85/100

TEZ İLE İLGİLİ PROJELERİ

1. TÜBİTAK ARDEB 1001, 110E058, Bursiyer, "Görüntü Birleştirme İçin Yeni Optimal Yöntemlerin Geliştirilmesi", 2010-2012, 138.320 TL.
2. ERÜ BAP, Doktora Tez Projesi, FBD-9-1007, Araştırmacı, "Zeki Görüntü Birleştirme Tekniklerinin Geliştirilmesi", 2007-2012, 13.250 TL.

TEZ İLE İLGİLİ YAYINLARI

1. V. Aslantas, R. Kurban, "Fusion of Multi-focus Images using Differential Evolution Algorithm", **Expert Systems with Applications**, 37 (12), 8861-8870, 2010.
2. V. Aslantas, R. Kurban, "A Comparison of Criterion Functions for Fusion of Multi-focus Noisy Images", **Optics Communications**, 282 (16), 3231-3242, 2009.
3. V. Aslantas, E. Bendes, A.N. Toprak, R. Kurban, "A Comparison of Image Fusion Methods on Visible, Thermal and Multi-focus Images for Surveillance Applications", **4th International Conference on Imaging for Crime Detection and Prevention (ICDP 2011),** London, UK, 2011.
4. V. Aslantas, R. Kurban, "Extending Depth-of-Field of a Digital Camera using Particle Swarm Optimization based Image Fusion", **14th IEEE International Symposium on Consumer Electronics (ISCE 2010)**, Braunschweig, Germany, 2010.
5. V. Aslantas, R. Kurban, "Multi-focus Image Fusion in Spatial Domain using Artificial Bee Colony Optimization Algorithm", **International Symposium on INnovations in Intelligent SysTems and Applications (INISTA 2010)**, Kayseri, Turkey, 2010.
6. V. Aslantas, R. Kurban, "A Comparison of Different Focus Measures For Use In Fusion Of Multi-Focus Noisy Images", **4th International Conference on Information Technology, (ICIT 2009)**, Amman, Jordan, 2009.
7. V. Aslantas, R. Kurban, "Extending Depth-of-field by Image Fusion using Multi-objective Genetic Algorithm", **7th IEEE International Conference on Industrial Informatics (INDIN 2009)**, Cardiff, UK, 2009.
8. V. Aslantas, A. Bulatov, R. Kurban, "Multi-focus image fusion using a fuzzy criterion function", **6th International Symposium on Intelligent And Manufacturing Systems (IMS 2008)**, Sakarya, Turkey, 2008.
9. V. Aslantaş, E. Bendeş, R. Kurban, A.N. Toprak, D. Karaboğa, “Genetik Algoritma Kullanarak Resim Uzayında Çoklu-Algılayıcılı Görüntü Birleştirme”, **Akıllı Sistemlerde Yenilikler ve Uygulamaları Sempozyumu (ASYU 2012)**, Trabzon, 2012.

10. V. Aslantaş, A.N. Toprak, R. Kurban, E. Bendeş, “Sınırlı Alan Derinliğini Artırmak İçin Genetik Algoritmaya Dayalı Yeni Bir Yöntem”, **Akıllı Sistemlerde Yenilikler ve Uygulamaları Sempozyumu (ASYU 2012),** Trabzon, 2012.
11. V. Aslantaş, E. Bendeş, R. Kurban, A.N. Toprak, Görüntü Birleştirme Verileri Üzerinde Görüntü Eşleştirme Yöntemlerinin Karşılaştırılması, **Elektrik-Elektronik Bilgisayar Sempozyumu (FEEB 2011)**, Elazığ, 2011.
12. V.Aslantaş, R. Kurban, E. Bendeş, "Görünür ve Termal Görüntülerin Birleştirilmesinde Kullanılan Çoklu-Ölçekli Yöntemlerin Karşılaştırılması", **Uzaktan Algılama ve Coğrafi Bilgi Sistemleri Sempozyumu (UZALCBS 2010),** 710-715, Gebze, 2010.
13. V. Aslantaş, R. Kurban, "Çok-odaklı Gürültülü Görüntülerin Birleştirilmesinde Kıstas Fonksiyonlarının Değerlendirilmesi", **IEEE 17. Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı (SİU 2009)**, Antalya, 2009.
14. V. Aslantaş, A. Bulatov, R. Kurban, "Çoklu-Odaklı Resimlerin Birleştirilmesi İçin Bölge Tabanlı Bulanıklaştırmaya Dayalı Yeni Bir Metod", **2. Uzaktan Algılama ve Coğrafi Bilgi Sistemleri Sempozyumu (UZALCBS 2008)**, Kayseri, 2008.
15. V. Aslantaş, R. Kurban, "Genetik Algoritma Kullanarak Görüntü Kaynaştırma Tabanlı Görünür Damgalama", **3. Uluslararası Katılımlı Bilgi Güvenliği ve Kriptoloji Konferansı, (ISCTURKEY 2008),** Ankara, 2008.
16. V.Aslantaş, R.Kurban, "Yapay Sinir Ağları ve Coğrafi Bilgi Sistemlerindeki Uygulamaları", **Ulusal Coğrafi Bilgi Sistemleri Kongresi (CBS 2007),** KTÜ Trabzon, 2007.
17. V. Aslantaş, R. Kurban, S. Kalaycı, "Çok-Odaklı Görüntü Birleştirme İçin Netlik Ölçütlerinin Değerlendirilmesi", **3. Ulusal Mühendislik Ölçmeleri Sempozyumu**, Konya, 2007.