T.C.
KAYSERİ ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ESNTİTÜSÜ
ELEKTRİK ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

KAMERALARIN SINIRLI ALAN DERİNLİĞİNİ ARTIRMAK İÇİN METASEZGİSEL ALGORİTMALAR KULLANILARAK ÇOK ODAKLI GÖRÜNTÜLERİN BİRLEŞTİRİLMESİ

Hazırlayan
Fatma ÇAKIROĞLU

Danışman
Doç. Dr. Ali DURMUŞ

Yüksek Lisans Tezi

Ocak 2023, KAYSERİ

T.C.
KAYSERİ ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ESNTİTÜSÜ
ELEKTRİK ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

KAMERALARIN SINIRLI ALAN DERİNLİĞİNİ ARTIRMAK İÇİN METASEZGİSEL ALGORİTMALAR KULLANILARAK ÇOK ODAKLI GÖRÜNTÜLERİN BİRLEŞTİRİLMESİ

(Yüksek Lisans Tezi)

Hazırlayan
Fatma ÇAKIROĞLU

Danışman
Doç. Dr. Ali DURMUŞ

Bu çalışma, Kayseri Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Bilimsel Araştırma Projeleri Koordinatörlüğü tarafından FYL 2022-1051 numaralı projesi ile desteklenmektedir.

Ocak 2023, KAYSERİ

BİLİMSEL ETİĞE UYGUNLUK

Bu tezin kendi çalışmam olduğunu, planlanmasından yazımına kadar hiçbir aşamasında etik dışı davranışımın olmadığını, tezdeki bütün bilgileri akademik ve etik kurallar içinde elde ettiğimi, tez çalışmasıyla elde edilmeyen bütün bilgi ve yorumlara kaynak gösterdiğimi ve bu kaynakları kaynaklar listesine aldığımı, tez çalışması ve yazımı sırasında patent ve telif haklarını ihlal edici bir davranışımın olmadığını beyan ederim.

Fatma ÇAKIROĞLU

T.C.
KAYSERİ ÜNİVERSİTESİ
Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Müdürlüğü

Anabilim Dalı : Elektrik Elektronik Mühendisliği

Program Adı : Yüksek Lisans

Tez Başlığı : Kameraların Sınırlı Alan Derinliğini Artırmak İçin Metasezgisel Algoritmalar Kullanılarak Çok Odaklı Görüntülerin Birleştirilmesi

Yukarıda bilgileri verilen tez çalışmasının a) Giriş, b) Ana bölümler ve c) Sonuç kısımlarından oluşan (Kapak, Önsöz, Özet, İçindekiler ve Kaynakça hariç) toplam 64 sayfalık kısmına ilişkin 26/12./2022 tarihinde ***Turnitin*** intihal programından aşağıda belirtilen filtreleme uygulanarak alınmış olan özgünlük raporuna göre tezin benzerlik oranı: **% 12**' dır.

Uygulanan filtrelemeler:

1- Giriş dâhil
2- Ana Bölümler dâhil
3- Sonuç dâhil
4- Alıntılar dâhil
5- Kapak hariç
6- Önsöz ve Teşekkür hariç
7- İçindekiler hariç
8- Kaynakça hariç
9- Özet hariç
10- Yedi (7) kelimeden daha az örtüşme içeren metin kısımları hariç

Kayseri Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Tez Önerisi Hazırlama, Tez Yazma ve Teslim Yönergesini inceledim ve bu yönergede belirtilen azami benzerlik oranlarına göre tez çalışmamın herhangi bir intihal içermediğini, aksinin tespit edileceği muhtemel durumlarda doğabilecek her türlü hukuki sorumluluğu kabul ettiğimi ve yukarıda vermiş olduğum bilgilerin doğru olduğunu beyan ederim.

Gereğini bilgilerinize arz ederim. ……../……./…….

Danışman: Doç. Dr. Ali DURMUŞ Öğrenci: Fatma ÇAKIROĞLU

YÖNERGEYE UYGUNLUK

"Kameraların Sınırlı Alan Derinliğini Artırmak İçin Metasezgisel Algoritmalar Kullanılarak Çok Odaklı Görüntülerin Birleştirilmesi "adlı Yüksek Lisans tezi, Kayseri Üniversitesi Lisansüstü Tez Önerisi ve Tez Yazma Yönergesi'ne uygun olarak hazırlanmıştır.

Hazırlayan	**Danışman**
Fatma ÇAKIROĞLU	Doç. Dr. Ali DURMUŞ

Elektrik Elektronik Mühendisliği ABD Başkanı

KABUL VE ONAY TUTANAĞI

Doc. Dr. Ali DURMUŞ danışmanlığında Fatma ÇAKIROĞLU tarafından hazırlanan "Kameraların Sınırlı Alan Derinliğini Artırmak İçin Metasezgisel Algoritmalar Kullanılarak Çok Odaklı Görüntülerin Birleştirilmesi " adlı bu çalışma jürimiz tarafından Kayseri Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalında **Yüksek Lisans** tezi olarak kabul edilmiştir.

….. /…… / ..…

(Tez savunma sınav tarihi yazılacaktır.)

JÜRİ:

Danışman : İmza

Üye : İmza

Üye : İmza

ONAY:

Bu tezin kabulü Enstitü Yönetim Kurulunun ……...… tarih ve ……..…… sayılı kararı ile onaylanmıştır.

……. /……../ ……

İmza

Enstitü Müdürü

ÖNSÖZ / TEŞEKKÜR

Öncelikle danışmanlığımı üstlenen, konu seçiminden çalışmanın yürütülmesine dek tecrübeleriyle tezi yönlendiren, tezin tamamlanması için yoğun destek veren sayın Doç. Dr. Ali DURMUŞ' a, tez çalışmam boyunca emeklerini esirgemeyen, öğrencisi olmaktan her zaman gurur duyacağım ve örnek alacağım ikinci danışmanım sayın Dr. Öğr. Üyesi Rifat KURBAN 'a, katkılarından dolayı çok teşekkür ederim.

Yüksek lisans eğitimim boyunca pozitif yaklaşımlarıyla bana akademik yolda yürüme şevki kazandıran, her konuda beni sabırla dinleyen değerli hocam sayın Prof. Dr. Ercan KARAKÖSE' ye, tezin yazım sürecinde çok değerli vaktini bana ayırarak dikkat etmem gereken noktalarda kıymetli bilgilerini paylaşan ve beni motive eden sayın Öğr. Gör. Nurullah ÖZTÜRK hocama, bu yoğun süreçte bana ablalık yapan, olumlu eleştirileriyle yoluma ışık tutan, ve manevi desteklerini her zaman hissettiğim sayın Prof. Dr. Yeliz YILDIRIM ve sayın Dr. Öğr. Üyesi Güllü AKKAŞ' a teşekkür ederim.

Tezime FYL 2022-1051 proje numarası ile maddi destek veren Kayseri Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Koordinatörlüğü' ne teşekkür ederim.

Hayatım boyunca beni her zaman ve her konuda destekleyen, haklarını asla ödeyemeyeceğim canım annem, canım babam ve ağabeylerime, ayrıca bu süreçte birlikte vakit geçirdiğimiz tüm Teknik Bilimler Meslek Yüksek Okulu idari ve akademik personeline teşekkür ederim.

Fatma ÇAKIROĞLU, Kayseri, 2022

KAMERALARIN SINIRLI ALAN DERİNLİĞİNİ ARTIRMAK İÇİN METASEZGİSEL ALGORİTMALAR KULLANILARAK ÇOK ODAKLI GÖRÜNTÜLERİN BİRLEŞTİRİLMESİ

Fatma ÇAKIROĞLU

Kayseri Üniversitesi, Lisansüstü Eğitim Enstitüsü

Yüksek Lisans Tezi, Ocak 2023

Danışman: Doç. Dr. Ali DURMUŞ

ÖZET

Bir sahnenin görüntüsü çekilirken lens belirli bir mesafede bulunan nesnelere odaklanır ve diğer uzaklıkta bulunan nesneler ise bulanık olur. Buna sınırlı alan derinliği problemi adı verilir. Çok-odaklı görüntü birleştirme yöntemi bu problemi çözmek için kullanılan bir yöntemdir. Çok-odaklı görüntü birleştirme yöntemi kullanılarak sahnenin tamamının net görüntüsü elde edilir. Bu yöntem için farklı odaklarda çekilmiş en az iki görüntü birleştirilir. Çok-odaklı görüntü birleştirme için piksel düzeyinde blok tabanlı yöntemler yaygın olarak kullanılır. Kullanılabilecek blok boyutu birleştirme performansını önemli ölçüde etkileyen bir faktördür. Dolayısıyla blok boyutunun optimize edilmesi gerekmektedir. Bu makalede sürü ve fizik tabanlı optimizasyon algoritmalarından Parçacık Sürü Optimizasyonu (Particle Swarm Optimization -PSO), Yapay Arı Kolonisi (Artificial Bee Colony -ABC) ve Denizanası Arama Algoritması (Jellyfish Search Optimizers -JSA), fizik tabanlı algoritmalardan Arşimet Optimizasyon Algoritması (Archimedes Optimization Algorithm -AOA), Atomik Yörünge Arama (Atomic Orbital Search -AOS) ve Denge Optimize Edici (EO) optimizasyon metotlarının performansları karşılaştırılmıştır. Elde edilen sonuçlar sürü tabanlı algoritmaların performanslarının fizik tabanlı metotlara göre daha iyi olduğunu göstermektedir.

Anahtar Kelimeler: Sınırlı Alan Derinliği, Çok Odaklı Görüntü, Görüntü Birleştirme, Metasezgisel Algoritma

FUSING MULTI-FOCUS IMAGES USING METAHEURİSTİC ALGORITHMS TO INCREASE THE LIMITED DEPTH OF FIELD OF CAMERAS

Fatma ÇAKIROĞLU

Kayseri University, Institute of Graduate Education

M.S.C. Thesis, January 2023

Supervisor: Doç. Dr. Ali DURMUŞ

ABSTRACT

The lenses focus only on the objects at a specific distance when an image captured while the object that is under focus is obtained clearly in an image, the objects at other distances look blurred. This is referred as the limited depth of field problem and there are a number of attempts to solve this problem. One of the most used methods when solving with this problem is called multi-focus image fusion. By fusing at least two different images obtained with different focuses, the clear image of the whole scene is obtained. Block-based methods are one of the most used methods for multi-focus fusion at pixel-level. The size of the block to be used is an important factor for determining the performance of the fusion. Thus, the block size must be optimized. In this study the comparison between the swarm-based and physics-based algorithms are made to determine the optimal block size. The comparison has been made among the following optimization methods which are, namely, Particle Swarm Optimization (PSO), Artificial Bee Colony (ABC) and Jellyfish Search Optimizers (JSA) from swarm-based algorithms and Archimedes Optimization Algorithm (AOA), Atomic Orbital Search (AOS) and Equilibrium Optimizer (EO) from the physics-based algorithms. The swarm-based JSA and ABC algorithms has shown a better performance when compared to physics-based methods. The results show that the performance of swarm-based algorithms is better than physics-based methods.

Keywords: Limited Depth of Field, Multi Focus Image, Image Fusing, Metaheuristic Algorithm

İÇİNDEKİLER

KAMERALARIN SINIRLI ALAN DERİNLİĞİNİ ARTIRMAK İÇİN METASEZGİSEL ALGORİTMALAR KULLANILARAK ÇOK-ODAKLI GÖRÜNTÜLERİN BİRLEŞTİRİLMESİ

BİLİMSEL ETİĞE UYGUNLUK ..... **i**
YÖNERGEYE UYGUNLUK ..... **iii**
KABUL VE ONAY TUTANAĞI ..... **iv**
ÖNSÖZ / TEŞEKKÜR ..... **v**
ÖZET ..... **vi**
ABSTRACT ..... **vii**
İÇİNDEKİLER ..... **viii**
SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ ..... **xi**
TABLOLAR LİSTESİ ..... **xiii**
ŞEKİLLER LİSTESİ ..... **xiv**
GİRİŞ **1**

BİRİNCİ BÖLÜM

ÇOK ODAKLI GÖRÜNTÜ BİRLEŞTİRME YÖNTEMLERİ

1.1. Uzamsal Alan Çok Odaklı Görüntü Birleştirme Yöntemleri 6
1.1.1. Piksel Tabanlı Yöntemler 6
1.1.2. Blok Tabanlı Yöntemler 7
1.1.3. Bölge Tabanlı Yöntemler 8
1.2. Dönüşüm Alanı Çok Odaklı Görüntü Birleştirme Yöntemleri 9
1.2.1. Ayrık Dalgacık Dönüşümü (Discrete Wavelete Transform-DWT) 9
1.2.2. Laplasyen Piramit Yöntemi 12
1.2.3. Gradyan Tabanlı Yöntemler 13
1.2.4. Ayrık Kosinüs Dönüşümü (Discrete Cosine Transform-DCT) 13
1.2.5. Temel Bileşenler Analizi (Principal Component Analysis-PCA) 14
1.3. Derin Öğrenme Tabanlı Yöntemler 15
1.4. Hibrit Yöntemler 16
1.5. Tezde Önerilen Çok Odaklı Görüntü Birleştirme Yöntemi 17

İKİNCİ BÖLÜM
GÖRÜNTÜ İŞLEMEDE KULLANILAN KALİTE METRİKLERİ

2.1. Referanslı Görüntü Kalite Metrikleri 19
2.2. Azaltılmış Referans Görüntü Kalite Metriği 20
2.3. Referanssız Görüntü Kalite Metrikleri 20
2.3.1. Uzamsal Alan Referanssız Görüntü Kalite Değerlendiricisi (Blind Referenceless Image Spatial Quality Evaluator, $Qbrq$) 20
2.3.2. Normalleştirilmiş Karşılıklı Bilgi (Normalized mutual information-$Qnmi$) 20
2.3.3. Kenar Tabanlı Kalite Metriği (Edge Based Quality Metric - $QPAB/F$) 21
2.3.4. Farkların Korelasyonlarının Toplamı (The Sum of the Correlations of Differences- $Qscd$) 21
2.3.5. Yapısal Benzerlik Tabanlı Metrik (Structural similarity based metric-Qy) . 22
2.3.6. Chen-Blum KaliteMetriği (Chen-Blum metric-Qcb) 22
2.3.7. Uzamsal Frekans (Spatial Frequency-Qsf) 22
2.3.8. Standart Sapma (Standard Deviation -$Qstd$) 23
2.4. Netlik Kıstas Fonksiyonu 23
2.4.1. Varyans (VAR) 23

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM
ÇOK ODAKLI GÖRÜNTÜ BİRLEŞTİRMEDE BLOK BOYUTUNUN OPTİMİZASYONU İÇİN KULLANILAN METASEZGİSEL ALGORİTMALAR

3.1. Fizik Tabanlı Optimizasyon Algoritmaları 24
3.1.1. Arşimet Optimizasyon Algoritması 24
3.1.2 Atomik Yörünge Arama Optimizasyon Algoritması (Atomic Orbital Search-AOS) 26
3.1.3 Denge Optimize Edici (Equilibrium Optimizer -EO) 29
3.2. Sürü Tabanlı Optimizasyon Algoritmaları 31
3.2.1. Yapay Arı Kolonisi (Artificial Bee Colony-ABC) 31
3.2.2. Parçacık Sürü Optimizasyonu (Particle Swarm Optimization -PSO) 32
3.2.3. Denizanası Arama Algoritması (Jellyfish Search Optimization -JSA) 34

DÖRDÜNCÜ BÖLÜM
MATERYAL VE DENEYSEL SONUÇLARIN KARŞILAŞTIRILMASI

4.1. Veri Seti 38
4.2. Klasik Çok Odaklı Görüntü Birleştirme Yöntemlerinin Sayısal Sonuçları 39

4.3. Klasik Çok Odaklı Görüntü Birleştirme Yöntemlerinin Görsel Sonuçları 41
4.3.1. Optimizasyon Algoritmaları Kullanarak Elde Edilen Görsel Sonuçlar.....55

BEŞİNCİ BÖLÜM

TARTIŞMA, SONUÇ VE ÖNERİLER

5.1. Tartışma ve Sonuç 64
KAYNAKÇA 66
ÖZGEÇMİŞ.....76

SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ

$\mathbf{Q_{nmi}}$ **:** Normalleştirilmiş Karşılıklı Bilgi

$Q_p^{AB/F}$ **:** Kenar Tabanlı Kalite Metriği

Q_{scd} **:** Farkların Korelasyonlarının Toplamı

Q_{sf} **:** Uzamsal Frekans

Q_{std} **:** Standart Sapma

Q_y **:** Yapısal Benzerlik Tabanlı Metrik

ABC **:** Yapay Arı Kolonisi

AOA **:** Arşimet Optimizasyon Algoritmasi

AOS **:** Atomik Yörünge Arama Optimizasyon Algoritmasi

BRISQUE **:** Uzamsal Alan Referanssız Görüntü Kalite Değerlendiricisi

DCT **:** Ayrık Kosinüs Dönüşümü

DWT **:** Ayrık Dalgacık Dönüşümü

EO **:** Denge Optimize Edici

FSWM **:** Frekans Seçici Ağırlıklı Medyan Filtre

GD **:** Gradyan Etki Alanı

HH **:** Diyagonal

HL **:** Dikey Dalgalanma

JSA **:** Denizanası Arama Algoritması

LH **:** Yatay Dalgalanma

LL **:** Ortalama Görüntü

LP **:** Laplacian Piramit

NSCT **:** Alt Örneklenmemiş Konturlet Dönüşümü

PCA **:** Temel Bileşenler Analizi

PCNN **:** Dürtü Bağımlı Sinir Ağları

PSO **:** Parçacık Sürü Optimizasyonu

Qcb **:** Chen-Blum Kalite Metriği

QWT **:** Kuaterniyon Dalgacık Dönüşümü

Sn **:** Saniye

SR **:** Seyrek Gösterim

SWT **:** Durağan Dalgacık Dönüşümü

VAR **:** Varyans

TABLOLAR LİSTESİ

Tablo 3.1: *Algoritmalara ait parametreler* 37

Tablo 4.1. Şekil 4.1. *(a) ve (b) Görüntü Çiftinin Klasik Yöntemlerle Karşılaştırılması* 39

Tablo 4.2. Şekil 4.1. *(c) ve (d) Görüntü Çiftinin Klasik Yöntemlerle Karşılaştırılması* 40

Tablo 4.3. Şekil 4.1. *(e) ve (f) Görüntü Çiftinin Klasik Yöntemlerle Karşılaştırılması* 40

Tablo 4.4. Şekil 4.1. *(g) ve (h) Görüntü Çiftinin Klasik Yöntemlerle Karşılaştırılması* 41

Tablo 4.5. Şekil 4.1. *(a) ve (b) Kaynak Görüntülerine Ait Algoritmalarla Elde Edilen Deneysel Sonuçlar* 52

Tablo 4.6. Şekil 4.1. *(c) ve (d) kaynak görüntülerine ait algoritmalarla elde edilen deneysel sonuçlar* 53

Tablo 4.7. Şekil 4.1. *(e) ve (f) kaynak görüntülerine ait algoritmalarla elde edilen deneysel sonuçlar* 54

Tablo 4.8. Şekil 4.1. *(g) ve (h) Kaynak Görüntülerine Ait Algoritmalarla Elde Edilen Deneysel Sonuçlar* 55

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil G.1. *İnce Kenarlı Mercekte Net Görüntünün Oluşum Geometrisi* 2

Şekil G.2. *Kameraların Sınırlı Alan Derinliği Problemi* 2

Şekil 1.1. *Çok Odaklı Görüntü Birleştirme Yöntemlerinin Sınıflandırılması* 5

Şekil 1.2. *Blok Tabanlı Görüntü Birleştirme Yöntemi Blok Diyagramı* 7

Şekil 1.3. *Ayrık Dalgacık Dönüşümü Tabanlı Çok Odaklı Görüntü Birleştirme Blok Diyagramı* 10

Şekil 1.4. *Ayrık Kosinüs Dönüşümü Blok Diyagramı* 14

Şekil 1.5. *Temel Bileşenler Analiz Yöntemi Blok Diyagramı* 15

Şekil 1.6. *Blok Tabanlı Görüntü Birleştirme Blok Diyagramı* 17

Şekil 3.1. *AOA Akış Diyagramı* 26

Şekil 3.2. *AOS Akış Diyagramı* 28

Şekil 3.3. *EO' nun Akış Diyagramı* 30

Şekil 3.4. *ABC Algoritması Akış Diyagramı* 32

Şekil 3.5. *PSO Akış Diyagramı* 34

Şekil 4.1. *Deneylerde Kullanılan Çok Odaklı Görüntü Çiftleri* 38

Şekil 4.2. *(a) ve (b) Görüntülerine Ait Görsel Sonuçlar ve Zoomlanmış Görüntüleri* 42

Şekil 4.3. *DWTPCA yöntemiyle elde edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış Görüntü* 42

Şekil 4.4. *DCHWT Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış Görüntü* 42

Şekil 4.5. *APCA Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış Görüntü* .43

Şekil 4.6. *DCT Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış Görüntü*....43

Şekil 4.7. *PCA Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış Görüntü*....43

Şekil 4.8. *DWT yöntemiyle elde edilmiş birleşik görüntü-zoomlanmış görüntü*.....43

Şekil 4.9. *SWT_DCT Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış Görüntü* 44
Şekil 4.10. *SWT Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış Görüntü* 44
Şekil 4.11. *(c) ve (d) Görüntülerine Ait Görsel Sonuçlar* 44
Şekil 4.12. *DWTPCA yöntemiyle elde edilmiş birleşik görüntü-zoomlanmış görüntü*45
Şekil 4.13. *DCHWT Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış Görüntü* 45
Şekil 4.14. *APCA Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış Görüntü* .45
Şekil 4.15. *DCT Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış Görüntü*....45
Şekil 4.16. *PCA Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış Görüntü*....46
Şekil 4.17. *DWT Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış Görüntü*...46
Şekil 4.18. *SWT_DCT Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış Görüntü* 46
Şekil 4.19. *SWT Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış Görüntü*....46
Şekil 4.20. *(e) ve (f) Görüntülerine Ait Görsel Sonuçlar* 47
Şekil 4.21. *DWTPCA Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış Görüntü* 47
Şekil 4.22. *DCHWT Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış Görüntü* 47
Şekil 4.23. *APCA Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış Görüntü* .48
Şekil 4.24. *DCT Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış Görüntü*....48
Şekil 4.25. *PCA Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış Görüntü*....48
Şekil 4.26. *DWT Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış Görüntü*..48
Şekil 4.27. *SWT_DCT Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü* 49
Şekil 4.28. *SWT Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü*.....49
Şekil 4.29. *Şekil 4.1 (g) ve (h) Görüntülerine Ait Görsel Sonuçlar* 49
Şekil 4.30. *DWTPCA Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış Görüntü* 50
Şekil 4.31. *DCHWT Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış Görüntü* 50
Şekil 4.32. *APCA Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış Görüntü* .50

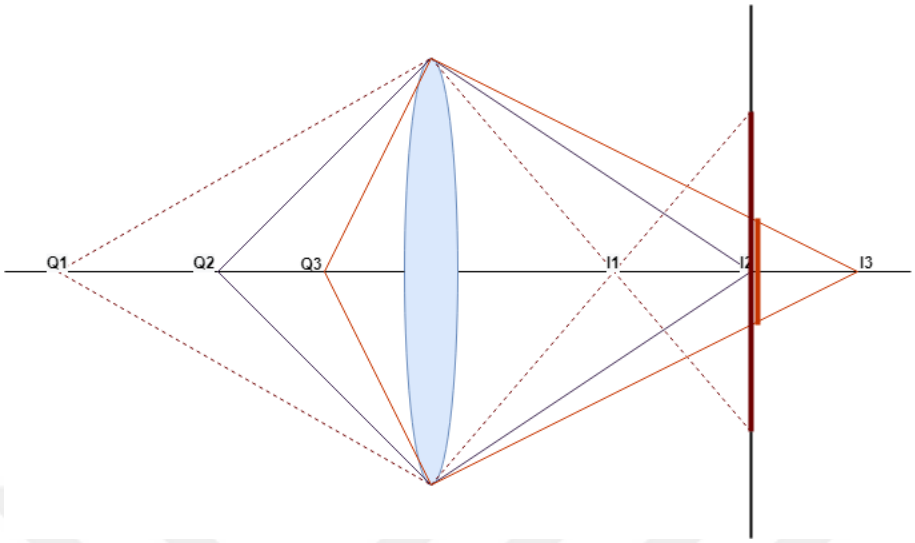
Şekil 4.33. *DCT Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış Görüntü*....50
Şekil 4.34. *PCA Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış Görüntü*....51
Şekil 4.35. *DWT Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış Görüntü*...51
Şekil 4.36. *SWT_ DCT Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış Görüntü*.....51
Şekil 4.37. *SWT yöntemiyle elde edilmiş Birleşik Görüntü* 51
Şekil 4.38. *Şekil 4.1 (a) ve (b) Görüntülerine Ait Görsel Sonuçlar*.....56
Şekil 4.39. *AOA Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış* 56
Şekil 4.40. *AOS Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış*.....56
Şekil 4.41. *EO Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış*.....57
Şekil 4.42 . *PSO Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış*.....57
Şekil 4.43. *JSA Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış*.....57
Şekil 4.44. *ABC yöntemiyle elde edilmiş birleşik görüntü-zoomlanmış* 57
Şekil 4.45. *Şekil 4.1 (c) ve (d) Görüntülerine Ait Görsel Sonuçlar* 58
Şekil 4.46. *AOA Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış* 58
Şekil 4.47. *AOS Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış*.....58
Şekil 4.48. *EO Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış*.....58
Şekil 4.49. *PSO Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış*.....59
Şekil 4.50. *JSA Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış*.....59
Şekil 4.51. *ABC Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış* 59
Şekil 4.52. *Şekil 4.1 (e) ve (f) Görüntülerine Ait Görsel Sonuçlar* 60
Şekil 4.53. *AOA Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış* 60
Şekil 4.54. *AOS Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış*.....60
Şekil 4.55. *EO Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış*.....60
Şekil 4.56. *PSO Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış*.....61
Şekil 4.57. *JSA Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış*.....61
Şekil 4.58. *ABC Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış* 61
Şekil 4.59. *Şekil4.1 (e) ve (f) Görüntülerine Ait Görsel Sonuçlar* 62
Şekil 4.60. *AOA Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış* 62
Şekil 4.61. *AOS Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış*.....62

Şekil 4.62. *EO Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış*.....62
Şekil 4.63. *PSO Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış*.....62
Şekil 4.64. *JSA Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış*.....63
Şekil 4.65. *DCT Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış* 63

GİRİŞ

Dijital görüntüleme sistemlerinde bir sahnenin görüntüsü alınırken odaklama yapılan objenin önünde ve arkasında kalan netlik bölgelerine alan derinliği denir (Aslantas & Kurban, 2010; Li & Yang, 2008b). Diyafram açıklığı, konuya olan uzaklık ve objektifin odak uzaklığı alan derinliğini etkileyen faktörlerdir. Aynı sahnenin görüntüsü alınırken odaklanan nesnenin net, odak dışında kalan kısımların bulanık olmasına sınırlı alan derinliği problemi denir (Liu, & Wang, 2015b; Tang, vd., 2018). Bu problem aynı sahnenin farklı odaklarda çekilmiş iki veya daha fazla görüntüsünün, görüntü birleştirme yöntemleri kulllanılarak birleştirilmesi ile çözülebilir. Ayrıca oluşan birleşik görüntü kaynak görüntülere göre daha fazla bilgi içerir (Kaur & Kaur, 2016; Singh & Patil, 2016). Görüntü birleştirme, görüntü analizinde ve bilgisayarlı görü uygulamalarında önemli bir çalışma konusu haline gelmiştir (Aggarwal & Chu, 1993; Varshney, 1997). Çok odaklı görüntü füzyonu farklı uygulama alanlarına sahiptir. Bilgisayarlı görme, uzaktan algılama, mikroskobik ve tıbbi görüntüleme, görsel sensör ağları, optik mikroskobi gibi farklı alanlarda kullanılmaktadır (Ghassemian, 2016; Li, vd., 2018; Meher, vd., 2019; Song, vd., 2006; Wang & Ma, 2008; Wang, vd., 2005; Zhi-guo, vd., 2004). Şekil G.1'de ince kenarlı mercekte net görüntünün oluşum geometrisi verilmektedir.

Şekil G.1. *İnce Kenarlı Mercekte Net Görüntünün Oluşum Geometrisi*



Q_1 , Q_2 ve Q_3 nesneleri, F lensin odak noktası, I_1, I_2 ve I_3 görüntüler olmak üzere; lens Q_2 nesnesine odaklanırsa algılayıcı düzlemde I_2 görüntüsü net bir şekilde oluşur. Alan derinliği dışında kalan Q_1 ve Q_3 nesnelerinin görüntüleri I_1 ve I_3 ise bulanık olarak görüntülenecektir.

Kameraların sınırlı alan derinliği problemi Şekil G.2'de görsel olarak ifade edilmektedir. Optik lensin odak noktasında bulunan görüntü net, odak dışında kalan yerler ise bulanık görüntülenmektedir.

Şekil G.2. *Kameraların Sınırlı Alan Derinliği Problemi*



Kaynak: https://seyler.eksisozluk.com/siradan-goruntulere-bile-baska-bir-guzellik-katan-fotograf-teknigi-net-alan-derinligi- Erişim Tarihi:09.10.2022

Şekil G.2'de odak noktasında bulunan mumların net, alan derinliği dşında kalan mumların bulanık olduğu görülmektedir.

Alan derinliğini etkileyen faktörler, diyafram açıklığı, konuya olan uzaklık ve objektifin odak uzaklığıdır. Bu faktörler iyileştirildiğinde alan derinliği artırılabilir ancak bu iyileştirmeler beraberinde dezavantajlarda oluşturabilir. Diyaframın görevlerinden biri sensörün üzerine düşecek ışık yoğunluğunu düzenlemektir. Ortamdaki ışık yoğunluğuna bağlı olarak, sensör üzerine düşmesi gereken ışık değerini belirler. Bir diğer görevi ise görüntünün net alan derinliği kontrolünü sağlamaktır. Diyafram açıklığı arttıkça, net alan derinliği de azalacaktır (Green, vd., 2007). Objektiften kameranın sensörüne gelen ışık miktarının kontrolünü sağladığından, sahnenin pozlanmasına direk bir etkisi vardır. Sensörün yeterli ışığı toplaması için gereken pozlama süresi artar (Aslantas & Pham, 2007; Pham & Aslantas, 1999; Raskar, vd., 2006). Pozlama süresinin artması ve bu süre zarfında sahnede meydana gelen değişiklikler görüntüye hareket bulanıklığı olarak yansımaktadır. (Hasinoff & Kutulakos, 2011; Liang, vd., 2008). Bu sebeple dijital kamera parametrelerinde yapılan değişikliklerle sahnenin tamamı net görüntüsünün elde edilmesi mümkün değildir (Pentland, 1987). Kullanılan lensin odak uzaklığı da alan derinliğini etkiler. Odak uzaklığı arttıkça net alan derinliği azalır. Konunun objektife olan uzaklığı büyüdükçe alan derinliği genişler, bu mesafe küçüldükçe alan derinliği azalır.

Alan derinliğini artırmak için kullanılacak farklı bir yöntem ise ters-evrişim (dekonvolüsyon) işlem uygulanmasıdır (Cathey & Dowski, 2002; Subbarao, vd., 1995). Ancak dekonvolüsyon işlemi esnasında görüntüde oluşacak gürültü bu yöntem için dezavantaj olarak kabul edilebilir (Scrymgeour, vd., 2015).

Sınırlı alan derinliğini artırmanın bir diğer başarılı yöntemi ise, aynı sahnenin farklı odaklarda çekilmiş iki veya daha fazla görüntüsünün, literatürde iyi bilinen klasik görüntü birleştirme yöntemleri veya bir algoritma aracılığıyla birleştirilmesidir. Çok odaklı görüntü birleştirme yöntemleri, alan derinliğinin artırılmasına olanak sağlamaktadır.

Tezin Amacı ve Katkıları

Bu tez çalışmasında, sınırlı alan derinliği problemini çözmek için yeni çok odaklı görüntü birleştirme yöntemi önerilmektedir. Çok odaklı görüntü birleştirme yönteminin başarılı kabul edilebilmesi için şu özelliklere sahip olması istenilir (Rockinger & Fechner, 1998):

1. Kaynak görüntülerdeki faydalı bilgiler korunmalıdır.
2. Kaynak görüntülerde mevcut olmayan herhangi bir yapay olgu birleşik görüntüye eklenmemelidir.
3. Gürültü gibi bozulmalardan etkilenmemelidir.

Bu tez çalışmasının temel amacı yukarıda belirtilen özelliklere uygun, literatürde yer alan mevcut yöntemlerden daha iyi birleştirme performansına sahip çok odaklı görüntü birleştirme yöntemini literatüre sunmaktır. Tez çalışmasında amaçlanan katkılar şu şekilde sıralanabilir:

1. Çok odaklı görüntü birleştirme yöntemleri, blok boyutu optimizasyonu ve görüntü birleştirmede kullanılan kalite metriklerine ilişkin kavramların anlaşılması sağlanmaktadır.
2. Blok boyutunun rastgele seçimi yerine yapay zeka optimizasyon algoritmalarıyla optimize edilmesi ve sürü tabanlı algoritmalar ile fizik tabanlı algoritmalar arasında performans kıyaslaması yapılması.

Tezin Organizasyonu

Birinci bölümde, literatürde iyi bilinen klasik görüntü birleştirme yöntemleri sınıflandırılmış ve görüntü birleştirme için önerilen yöntem açıklanmaktadır. İkinci bölümde, görüntü birleştirme yöntemlerinin birleştirme başarımını ölçmeye yarayan referanslı ve referanssız kalite metrikleri tanıtılmaktadır. Üçüncü bölümde, çok odaklı görüntü birleştirmede blok boyutu optimizasyonu için kullanılan yapay zeka algoritmaları tanıtılmaktadır. Dördüncü bölümde, birleştirme yöntemlerinin birleştirme performansları sayısal ve görsel olarak değerlendirilmektedir. Beşinci bölümde ise tartışma, sonuç ve öneriler sunulmaktadır.

BİRİNCİ BÖLÜM

ÇOK ODAKLI GÖRÜNTÜ BİRLEŞTİRME YÖNTEMLERİ

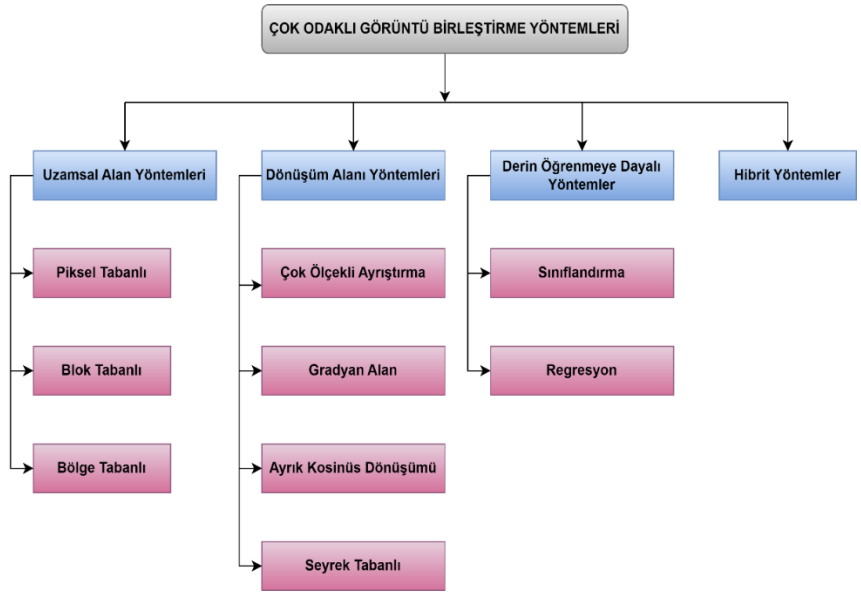
Bu bölümde, literatürde yer alan ve iyi bilinen çok odaklı görüntü birleştirme yöntemleri sınıflandırılarak literatür özeti sunulmaktadır.

Çok odaklı görüntü birleştirme yöntemleri; uzamsal alan yöntemleri, dönüşüm alanı yöntemleri, derin öğrenmeye dayalı yöntemler ve uzamsal alan yöntemleri ile dönüşüm alanı yöntemlerinin avantajlarını birleştiren hibrit yöntemler olarak sınıflandırılmaktadır (Bhat & Koundal, 2021).

1. Uzamsal alan yöntemleri
2. Dönüşüm alanı yöntemleri
3. Derin öğrenmeye dayalı yöntemler
4. Hibrit yöntemler

Çok odaklı görüntü birleştirme yöntemlerinin sınıflandırılması Şekil 1.1 de verilmektedir.

Şekil 1.1. *Çok Odaklı Görüntü Birleştirme Yöntemlerinin Sınıflandırılması*



1.1. Uzamsal Alan Çok Odaklı Görüntü Birleştirme Yöntemleri

Uzamsal alan yöntemleri; piksel tabanlı, bölge tabanlı ve blok tabanlı olmak üzere üç ana kategoride sınıflandırılmaktadır (Liu, vd., 2020). Bu yöntemlerin temel amacı, daha yüksek bilgilerle birlikte sırasıyla pikselleri, blokları veya bölgeleri seçmektir. Bu yöntem doğrudan pikseller ve piksel yoğunluğuna dayalı işlemlerle ilgilenir (Nejati vd., 2017a). Uzamsal alan yöntemlerinde istenilen çıktıları elde etmek için kaynak görüntülerinin piksel değerlerinin manipülasyonu yapılır (Kannan, vd., 2010). Uzamsal alan yöntemleri kaynak görüntülere herhangi bir dönüşüm işlemi uygulanmadan direkt olarak görüntü özniteliklerini kullanarak görüntüleri birleştirir. Uzamsal alan teknikleri gürültüye duyarlıdır ve görüntü bulanıklığı, uzamsal bozulma gibi belirli sınırlamalara eşlik eder (Garg, vd., 2014).

1.1.1. Piksel Tabanlı Yöntemler

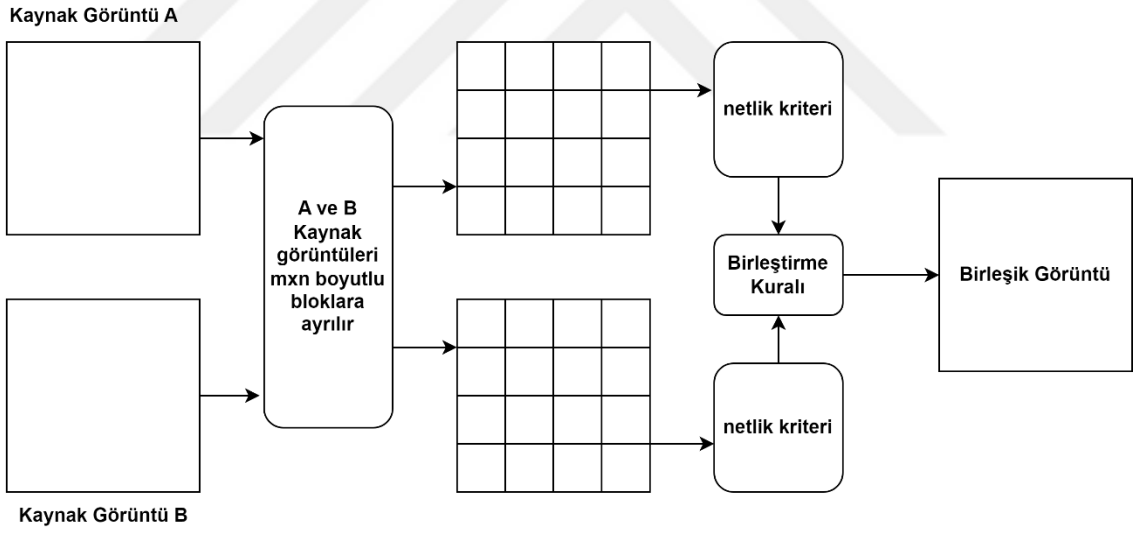
Çok odaklı görüntü birleştirme için son yıllarda kullanılan en popüler yöntem piksel tabanlı yöntemlerdir. Çok odaklı görüntüde bulunan piksellerin netliğini karşılaştırmak tamamen odak ölçümüne bağlıdır (Nejati, vd., 2015). Piksel tabanlı yöntemlerde kaynak görüntülerdeki her bir piksel için netlik analizi yapılarak daha net olan pikselin taşınması ile birleşik görüntü elde edilir (Li, vd., 2017). Piksel tabanlı yöntemler içinde en basit yöntem aritmetik ortalama alma kabul edilebilir. Piksel tabanlı aritmetik ortalama yönteminde aynı noktada bulunan piksellerin aritmetik ortalaması alınarak görüntüler birleştirilir. Li ve arkadaşları her piksel için piksel görünürlük değeri hesaplayıp buna uygun olarak piksel görünürlüğünün büyüklüğü ile füzyon gerçekleştirdiler (Li, vd., 2003). Her bir piksel için netlik kıstas fonksiyonu olarak uzaysal frekans fonksiyonunu kullanıp piksellerin netlik değeri hesaplandı (Yang & Li, 2007). Piksel tabanlı görüntü birleştirmede en önemli problem, görüntü netliklerinin nasıl değerlendirileceğidir. Bu problemi çözmek için gradyan temelli iki yönlü netlik kıstası kullanan bir yöntem önerildi (Tian, vd., 2011). Kısmi diferansiyel denklemlere ve hata tahmin teorisine dayalı görüntü birleştirme ve gürültü giderme yöntemi literatüre tanıtıldı (Ludusan & Lavialle, 2012). Daha sonra, çok odaklı görüntüleri birleştirmek için grafiklerde rastgele yürüyüşlere dayalı bir teknik önerildi (Hua, vd., 2014). Bu yöntem, giriş görüntüleri için ağırlık faktörünün hesaplanmasına yardımcı oldu. Bai ve arkadaşları uzamsal alanda bir görüntü birleştirme yöntemi geliştirdi. Sunulan bu yaklaşım matematiksel morfolojiye ve gradyan tabanlı karar haritalarının oluşturulmasına dayanıyordu. Önerilen bu yöntem hem nitel

hem de nicel olarak önceki yöntemlere göre daha iyi performans gösterdi (Bai, vd., 2016). Ölçüm ve gradyan kenar modelinin geliştirilmesine dayanan yeni bir yöntem literatüre tanıtıldı (Chen, vd., 2017) . Çoklu spektral ve uzamsal alan yöntemlerinin her ikisinin özelliklerini korumayı başaran bir yöntem Bouzos tarafından önerildi (Bouzos, vd., 2019).

1.1.2. Blok Tabanlı Yöntemler

Blok tabanlı yöntemlerde, kaynak görüntüleri sabit boyutlu blok sayısına bölünür. Bu yöntemde her blok için etkinlik düzeyi ölçümü yapılır. Bloklar arasında boşluk yoktur veya bloklar birbiriyle kesişmez. Daha sonra karşılıklı bloklar arasında netlik kıstas fonksiyonu ile netlik analizi yapılır. Netlik değeri yüksek olan blokların seçilmesiyle birleşik görüntü elde edilir (Li, vd., 2001). Blok tabanlı görüntü birleştirme yönteminin blok diyagramı Şekil 1.2' de verilmektedir.

Şekil 1.2. *Blok Tabanlı Görüntü Birleştirme Yöntemi Blok Diyagramı*



Literatürde ilk blok tabanlı yöntem Li ve ark. tarafından tanıtıldı (Li. vd., 2001). Bu yöntemde, kaynak görüntüleri birleştirmek için uzamsal frekans kullanıldı. Daha sonra, dürtü bağımlı sinir ağları (Pulse Coupled Neural Network, PCNN) 'na dayalı çok odaklı görüntü birleştirme yöntemi Huang tarafından sunuldu (Huang & Jing, 2007). Bu çalışmada görüntüler 8×8 piksel bloklara ayrıştırıldı ve blok bölmeye dayalı görüntü birleştirme gerçekleştirildi.

Birçok uygulamada, görüntüler, görüntü sensörleri veya iletişim kanalları tarafından bozulur. Bu gürültü, netlik değerlerinin yanlış hesaplanmasına neden olabilir ve bu da

görüntü birleştirme sonuçlarında önemli hatalar ortaya çıkarmaktadır. Frekans seçici ağırlıklı medyan filtre (FSWM)'ye dayalı, çok odaklı görüntü birleştirme yöntemi Aslantaş ve ark. tarafından uygulandı (Aslantas & Kurban, 2009).

Blok boyutu birleştirme performansını önemli ölçüde etkileyen bir faktördür. Dolayısıyla blok boyutunun optimize edilmesi gerekmektedir. Blok boyutu, netlik değerinin doğru olarak ölçülebilmesi için yeterince büyük, yalnızca benzer netlik değerine sahip nesneler içerecek kadar küçük olmalıdır. Sabit bir blok boyutunun kullanılması daha uygundur. Optimum blok boyutunun bulunması için literatürde farklı algoritmalar önerilmektedir. Genetik Algoritma' ya bağlı yöntem Zang (Zhang, vd., 2005) ve Kong (Kong, vd., 2008) tarafından önerildi. Aslantaş ve Kurban tarafından, blok boyutu optimizasyonu için Diferansiyel Gelişim Algoritmasına (Aslantas & Kurban, 2010) dayalı bir yöntem önerildi. Bu yöntemde kaynak görüntüler bloklara bölündü ve bloklar arasında netlik kriterine göre net bloklar seçilip birleşik görüntü oluşturuldu. Daha sonra yine Aslantaş ve Kurban tarafından, Parçacık Sürü Optimizasyonu (Aslantas & Kurban, 2010) ve Yapay Arı Kolonisi (Aslantaş & Kurban, 2010) algoritmalarının kullanımına dayalı yöntemler önerildi. Çıtıl ve ark. Denizanası Arama Algoritmasının diğer iyi bilinen klasik yöntemlere göre daha iyi performans sağladığını gösterdiler (Çıtıl, vd., 2022). Önerilen bu yöntemde de bloklar arasında netlik kriterine bakılarak seçim yapılmıştır.

1.1.3. Bölge Tabanlı Yöntemler

Bölge tabanlı çok odaklı görüntü birleştirme yöntemleri, blok tabanlı yöntemlere benzemektedir. Piksel tabanlı yöntemlerden farklı olarak kaynak görüntüleri algoritma yardımıyla bölgelere ayırır ve bu bölgeler üzerinde netlik analizi ve birleştirme işlemi gerçekleştirilir.

Literatürde ilk olarak bölge tabanlı görüntü birleştirme çalışması, Li ve ark. tarafından yapıldı. Dürtü bağımlı sinir ağları (pulse coupled neural network, PCNN) kullanarak bölge bazlı görüntü birleştirme yöntemi literatüre sunulmuştur. Bu yöntemde, kaynak görüntüleri bölütlemek için PCNN kullanılmış ve daha sonra bölütlenmiş birleştirilmiş görüntüyü geliştirmek için bu bölgeleri kullanılarak birleşik görüntü elde edilmiştir. Daha sonra Kong ve ark. çok odaklı görüntü birleştirme için uzamsal frekans ve genetik algoritma ile birlikte bölge tabanlı bir görüntü birleştirme algoritması tanıttılar (Kong, vd., 2008). Li ve ark. iki ya da daha fazla görüntüyü birleştirmek için bölge tabanlı bir

yöntem literatüre sundular. Bu yöntemde bölgelere ayrılmış kaynak görüntüler uzamsal frekanslarına uygun olarak uzamsal alanda birleştirilmiştir (Li & Yang, 2008a).

Ayrıca renkli görüntüler için bölge tabanlı çok odaklı görüntü birleştirme yöntemi literatüre sunuldu. Bu yöntemde görüntü dizilerini elde etmek için ortalama kaydırma bölütleme tekniği kullanılmıştır (Hao, 2015). Nejati ve ark. çevrelenmiş bölgelerin yüzey alanına dayanan yeni bir odak ölçüsü önerdiler. Bu yöntem odaklanılan bölge ve bulanık bölge arasında ayrım yapılmasına yardımcı oldu (Nejati, 2017a). Ayrıca bu yöntem mevcut yöntemlere göre daha iyi performans göstermektedir. Cebirsel çoklu ızgara (Algebraic Multi-Grid-AMG) algoritmasına dayalı çok odaklı görüntü birleştirme yöntemi geliştirildi (Huang, vd., 2018). Yöntemde Huang netlik kriteri olarak ortalama kare hatası (MSE) kullanılarak, iki kaynak görüntü bölge bölge karşılaştırılır. MSE değeri yüksek olan bölgeler birleştirilerek net görüntü elde edilmektedir (Huang, 2018).

1.2. Dönüşüm Alanı Çok Odaklı Görüntü Birleştirme Yöntemleri

Dönüşüm tabanlı yöntemler Çok Ölçekli Ayrıştırma (MSD), Gradyan Etki Alanı (GD) tabanlı yöntem, Seyrek Gösterim (SR) tabanlı ve Ayrık Kosinüs Dönüşümü (DCT) tabanlı yöntem olarak sınıflandırılmaktadır. Dönüşüm alanı tabanlı çok odaklı görüntü birleştirme yöntemlerinde kaynak görüntüler öncelikle bir dönüşüm işlemine tabi tutulur. Ardından birleşik dönüşüm katsayılarına uygulanan ters dönüşüm işlemi ile birleşik görüntü elde edilir.

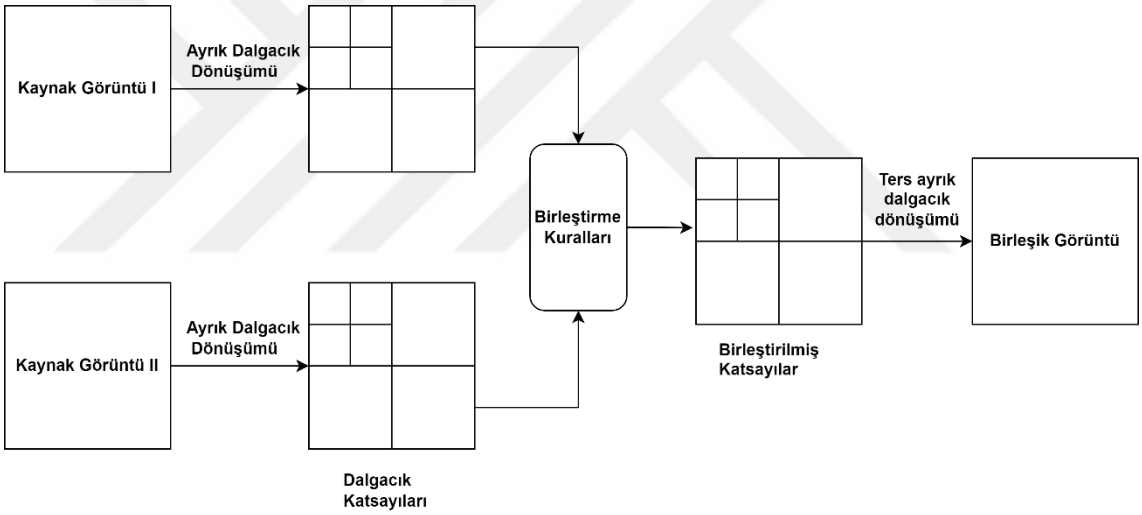
Literatürde çok ölçekli ayrıştırma tabanlı yöntemlerinden dönüşüm alanı yöntemi Lu ve ark. tarafından önerilmiştir (Lu, 2007). Lu ve arkadaşları çalışmalarında dalgacık dönüşümü ve genetik algoritmaya dayalı çok odaklı görüntü birleştirme yöntemi önermişlerdir.

1.2.1. Ayrık Dalgacık Dönüşümü (Discrete Wavelete Transform-DWT)

Görüntü birleştirmede en yaygın kullanılan çoklu-ölçekli ayrıştırma yöntemlerinden biri Ayrık Dalgacık Dönüşümü (Discrete Wavelete Transform-DWT) dür (Pajares & Cruz, 2004). DWT, orijinal görüntünün yatay ve dikey yönlerinde özyinelemeli olarak düşük geçişli filtreleme ve yüksek geçişli filtreleme yapılır. Ardından bir alt örnekleme işlemi gerçekleştirilir. DWT, bir dizi bağımsız, uzamsal yönelimli frekans kanalında sinyal ayrışması olarak yorumlanabilir. Bir görüntü, DWT kullanılarak farklı uzamsal çözünürlüklü görüntüler dizisine ayrıştırılabilir. DWT' ye dayalı çok odaklı görüntü

birleştirme yönteminde ilk olarak, kaynak görüntülere DWT uygulanır ve kaynak görüntülerin ayrışımları oluşturulur. Kaynak görüntüler G_1 ve G_2 olmak üzere; kaynak görüntülerin her satırına alçak (L) geçiren ve yüksek (H) geçiren filtre uygulanır. Önce görüntünün LL, LH, HL ve HH frekans bantlarına ayrışması gerçekleştirilir. Alt bantlar sırasıyla; LL ortalama görüntü, LH yatay dalgalanma, HL dikey dalgalanma ve HH diyagonal dalgalanma olarak adlandırılır. Alt bantlara ayrıştırma işlemi özyinelemeli olarak belli seviyeye gelene kadar devam ettirilir. Çoklu-ölçekli katsayılar elde edildikten sonra belirgin olan katsayılar seçilir ve daha sonra birleşik görüntü oluşturulur. Şekil 1.3'de DWT' ye dayalı çok odaklı görüntü birleştirme yönteminin blok diyagramı verilmektedir.

Şekil 1.3. *Ayrık Dalgacık Dönüşümü Tabanlı Çok Odaklı Görüntü Birleştirme Blok Diyagramı*



Özetle bu yöntemde, kaynak görüntülere sırayla DWT uygulanır ve dalgacık katsayıları elde edilir. Birleştirme kuralı uygulanarak birleştirilmiş katsayılar elde edilir. Birleştirilmiş katsayılara, ters ayrık dalgacık dönüşümü uygulanarak birleşik görüntü oluşturulur.

Yang, çok odaklı görüntü birleştirme için DWT tabanlı bir yaklaşım sundu. Bu yöntem, düşük frekans ve yüksek frekans alt bantlarının katsayılarının ayrı ayrı birleştirilmesi için farklı füzyon kuralları belirlenerek ve ardından bir tutarlılık doğrulama süreci ile geliştirilmektedir. Düşük frekans alanındaki katsayılar maksimum netlik odak ölçüm şemasına göre seçilirken, yüksek frekans alt bant katsayıları ise maksimum komşu enerji tabanlı füzyon şemasına göre seçilmiştir (Yang, 2011).

Tian ve ark. dalgacık katsayıları dağılımının yayılmasından yararlanarak görüntünün bulanıklık derecesini ölçmek için yeni bir istatistiksel netlik ölçüsü önermişlerdir (Tian & Chen, 2012). Önerilen netlik ölçüsünü dalgacık alanında uyarlanabilir görüntü füzyonu gerçekleştirmek için kullandılar.

Chai ve ark. alt örneklenmemiş konturlet dönüşümü (NSCT) alanındaki çok ölçekli ürünlerin yerel özellik kontrastına dayanan verimli, çok odaklı görüntü birleştirme yaklaşımı önermişlerdir (Chai, vd., 2012). Bu önerilen yöntemde, füzyon algoritmasının gürültüye karşı sağlamlığını arttırmak ve kaynaşmış görüntünün katsayılarını doğru seçmek için NSCT alanında kenar yapılarını gürültüden daha etkin bir şekilde ayırt edebilen çok ölçekli ürünler geliştirilerek görüntü füzyon alanına sokulmaktadır.

Kuaterniyon dalgacık dönüşümü (Quaternin Wavelet Transform QWT), neredeyse değişmeyen dalgacık katsayıları ve faz bazlı doku gösterimi gibi DWT' ye kıyasla bazı üstün özelliklere sahip bir yöntemdir. Liu ve ark. QWT'ye dayalı bir görüntü birleştirme tekniği önermişlerdir (Liu, vd., 2013). Bu yöntem ile görüntüleri yapısal benzerlik indeksine göre düzgün ve düzgün olmayan bölgelere ayırmışlardır. Düzgün olmayan görüntü bölgelerine ait piksellerin odak konumunu tespit etmek için QWT fazlarının yerel varyansını kullanmışlardır.

DWT yöntemi, zayıf yönlülük , faz bilgisi eksikliği ve alt örnekleme yapılmasından dolayı kaynak görüntüler arasında değişimler ve kaymalar meydana gelmesi gibi bir takım dezavantajlara sahiptir (Felix, vd., 2003).

Durağan dalgacık dönüşümü (SWT) tabanlı birçok odaklı görüntü birleştirme yöntemi, Jiang ve arkadaşları tarafından literatüre sunuldu (Jiang, vd., 2017; Shutao, vd., 2011; Unser, 1995). Durağan dalgacık dönüşümü, DWT' nin öteleme değişmezliği sorununu çözmek için geliştirilmiş bir yöntemdir. İlk olarak, farklı ayrıntılı özelliklere sahip bir dizi alt görüntü elde etmek için kaynak görüntüler SWT tarafından ayrıştırılır. Daha sonra bulanık alt görüntü veri kümelerini elde etmek için Gauss üyelik fonksiyonu (GMF) kullanılır. Yerel uzamsal frekans (LSF), oluşturulan bulanık kümeler tarafından alt görüntülerin yerel özelliklerini çıkarmak için kullanılır. Son olarak, füzyon kuralı, alt görüntüleri bulanık kümelerin yerel uzamsal frekansına göre kaynaştırmak için tutarlılık doğrulamasına dayanarak tasarlanır ve kaynaşmış görüntüyü yeniden oluşturmak için ters SWT (ISWT) uygulanır.

DWT yönteminin dezavantajlarının üstesinden gelmek için geliştirilen bir diğer yöntem ise Karmaşık Çift Yoğunluklu Ayrık Dalgacık Dönüşümü (CDDWT)' dür. Bu yöntem karmaşık bir fonksiyon uzayına bir haritalamadan oluşan iki aşamalı haritalama tabanlı karmaşık dalgacık dönüşümlerini ve ardından karmaşık haritalamanın bir ayrık dalgacık dönüşümünü alır (Felix, vd., 2003).

1.2.2. Laplasyen Piramit Yöntemi

Görüntü birleştirmede yaygın olarak kullanılan bir diğer çoklu ölçekli ayrıştırma yöntemi ise Laplacian Piramit (LP) yöntemidir (Burt & Adelson, 1987). Laplacian Piramidi Gaussian'dan türetilmiştir. Gaussian Piramidinde görüntüler gaussian ortalaması kullanılarak ağırlıklandırılır. Her piksel yerel bir ortalama içerir ve piramidin alt seviyesindeki bir komşu piksele karşılık gelir. Bir Laplacian piramidi, bir Gaussian piramidine çok benzer, ancak her seviye arasındaki bulanık versiyonların fark görüntüsünü kaydeder. Laplacian Piramidini elde etmek için önce Gaussian Piramidi oluşturulur.

Gaussian Piramidi Ayrıştırmada, Gauss düşük geçişli filtre ve alt örnekleme işlemi, özyinelemeli olarak tekrar tekrar gerçekleştirilir (Frejlichowski & Wanat, 2010; Gao, vd., 2015).

l. Seviye Gaussian Piramidi katmanı G_l ,*w* konvolüsyon maskesi, $[\,]_{\downarrow 2}$ alt örnekleme olmak üzere Gaussian Piramidinin katmanları şu şekilde oluşturulur:

$$G_l = [w \; - \; G_{l-1}]_{\downarrow 2} \tag{1.1}$$

Orijinal görüntü Gaussian piramidinin en alt seviyesini oluşturur. Gaussian piramit seviyeleri arasındaki ağırlıklı fark ile Laplacian Piramidinin *l.* seviyesi oluşturulur. Bu işlem aşağıdaki denklem ile ifade edilir:

$$L_l = G_l\text{-}4\; w \text{ x } [\; G_{l+1}]_{\uparrow 2} \tag{1.2}$$

En yüksek değerli katsayılar seçilerek Laplacian Piramit oluşturulur. Denklem (1.3) bu işlem ifade edilmiştir:

$$L_l^F = (x,y) = \begin{cases} L_l^1 = (x,y), & \left| L_l^1 = (x,y) > L_l^2 = (x,y) \right| \\ L_l^2 = (x,y), & diğer \end{cases} \tag{1.3}$$

Son aşamada elde edilmiş olan Laplacian piramidine, ters Laplacian dönüşümü işlemi uygulanır.

Mikroskop tarafından yakalanan çok odaklı görüntüleri birleştirmek için Laplacian Piramitlerinde Bölge Mozaiği (RMLP) adlı bir yöntem Kou ve arkadaşları tarafından literatüre sunulmuştur (Kou, vd., 2018).

1.2.3. Gradyan Tabanlı Yöntemler

Farklı bir dönüşüm alanı yöntemi de Gradyan tabanlı yöntemlerdir. Gradyan tabanlı yöntemlerde, kaynak görüntüler gradyanlar şeklinde temsil edilir ve kaynaşmış görüntüyü yeniden oluşturmak için yalnızca kaynaşmış gradyanlar kullanılır.

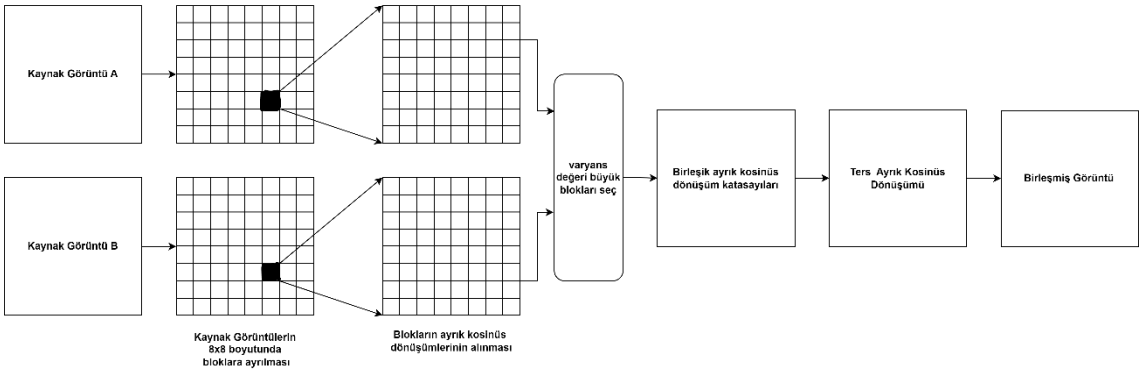
Gradyan tabanlı yöntemde, önce her bir kaynaktan gradyanın belirginlik haritasını ölçülür ve ardından küresel istatistiklerin hesaplanmasında katkılarını modüle etmek için onların belirginliği kullanılır. Yüksek belirginliğe sahip gradyanlar, hedef gradyan içinde düzgün bir şekilde vurgulanır ve böylece kaynaklardaki göze çarpan özellikler korunur. Hong ve ark. GD'de belirginliğin korunmasına dayalı bir yöntem önermişlerdir (Hong, 2007).

Zhou ve ark. yanlış kayıt ve anizotropik bulanıklık ile başa çıkmak için çok ölçekli ağırlık Gradyan tabanlı bir yöntemi araştırdı (Zhou, vd., 2014).

1.2.4. Ayrık Kosinüs Dönüşümü (Discrete Cosine Transform-DCT)

Çok odaklı görüntü birleştirme için önerilen yöntemlerden bir diğeri Ayrık Kosinüs Dönüşümü yöntemidir (Amin-Naji & Aghagolzadeh, 2018; Haghighat, vd., 2011). Ayrık Kosinüs Dönüşümü yönteminde kaynak görüntüler 8x8 boyutunda bloklara ayrılır ve her blok için ayrık kosinüs dönüşüm katsayıları hesaplanır. Daha sonra her blok için ayrık kosinüs dönüşümü katsayılarının varyansları hesaplanır ve varyans değeri en yüksek olan blok seçilir. Seçilen bloklar ile birleşik katsayı değerleri oluşturulur. Son olarak seçilen birleşik kat sayı değerlerine ters ayrık kosinüs dönüşümü uygulanır ve birleşik görüntü elde edilir. Şekil 1.4'de Ayrık Kosinüs Dönüşümü ile çok odaklı görüntü birleştirme yönteminin blok diyagramı verilmektedir.

Şekil 1.4. *Ayrık Kosinüs Dönüşümü Blok Diyagramı*



Bu yöntem, bloklara bölündüğü için blok tabanlı yöntemlerin sahip olduğu dezavantajlara da sahiptir.

1.2.5. Temel Bileşenler Analizi (Principal Component Analysis-PCA)

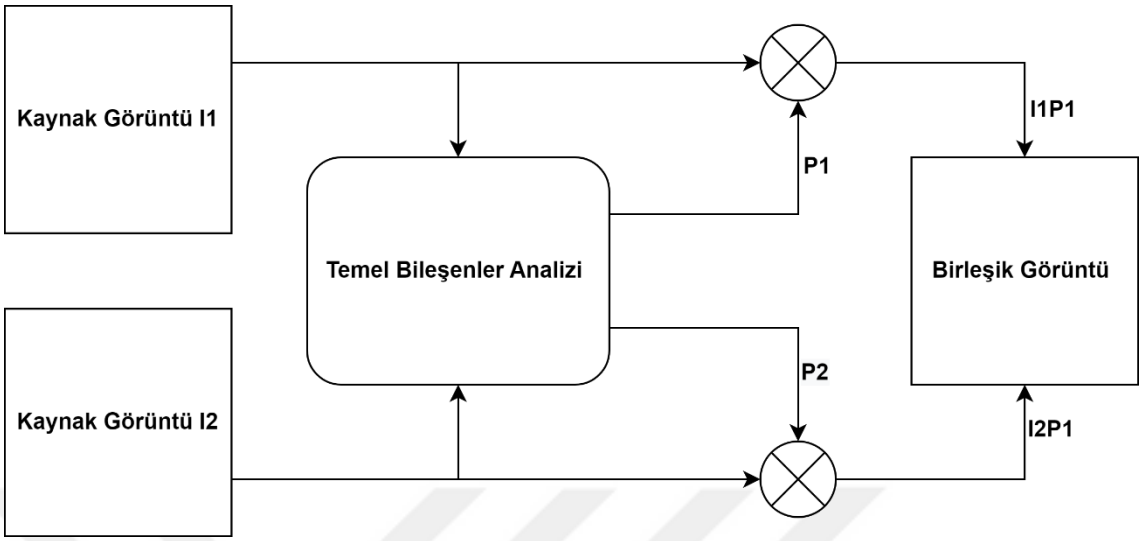
Görüntü birleştirmede kullanılan bir diğer yöntem Temel Bileşenler Analizi (Principal Component Analysis-PCA) yöntemidir (Wan, vd., 2013). Bu yöntem vektör tabanlıdır. Yöntemin amacı resim uzayında bulunan büyük boyutlu vektörleri, küçük boyutlu vektörlere dönüştürmektir. Kaynak görüntüler sütun matrislerine dönüştürülür. Her sütun için ampirik ortalama hesaplanır (Burt, 1992; Chai, vd., 2011). Giriş görüntüleri $\mathrm{I}_1(x,y)$ ve $\mathrm{I}_2(x,y)$ iki sütun vektöründe düzenlenir ve ortalamaları hesaplanır. V özvektörleri hesaplanır. P_1 ve P_2 şu şekilde hesaplanır:

$$\mathrm{I}_\mathrm{F}(x,y) = \mathrm{P}_1\mathrm{I}_1(x,y) + \mathrm{P}_2\mathrm{I}_2(x,y) \tag{1.4}$$

$$\mathrm{P}_1 = \frac{V(1)}{\sum V} \quad \text{ve} \quad \mathrm{P}_2 = \frac{V(2)}{\sum V} \tag{1.5}$$

Temel Bileşenler Analiz Yöntemi Blok Diyagramı Şekil 1.5 de verilmiştir.

Şekil 1.5. *Temel Bileşenler Analiz Yöntemi Blok Diyagramı*



Dönüşüm tabanlı literatürde önerilen diğer yöntemler ise Shearlet dönüşümü (Miao, vd., 2011), Curvelet dönüşümü (Nencini, vd., 2007), Contourlet dönüşümü (Song, vd., 2007) dür.

1.3. Derin Öğrenme Tabanlı Yöntemler

Derin öğrenme tabanlı yöntemler, sınıflandırma tabanlı yöntemler ve regresyon tabanlı yöntemler olarak sınıflandırılır. Literatürde çok odaklı görüntü birleştirme için derin öğrenmeye dayalı sunulan yöntemler mevcuttur.

Li ve ark. yapay sinir ağlarını kullanarak çok odaklı görüntü birleştirme yöntemi önerdiler ve önerilen bu yöntem DWT'ye dayalı yöntemden daha iyi sonuç vermiştir (Li, vd., 2002). Miao ve Wang, Darbe-Birleştirilmiş Sinir Ağı (PCNN) tabanlı çok odaklı görüntü birleştirme yöntemi geliştirdiler (Miao & Wang, 2005). Çok odaklı görüntü birleştirmeye yardımcı olan p-CNN'ye dayalı bir görüntü birleştirme yöntemi sundu. Görüntüler, bu yöntemde bir eğitim görüntü seti kullanılarak p-CNN eğitilmiştir (Tang, vd., 2018). Derin öğrenmeye dayalı çok odaklı görüntü birleştirme için bir diğer çalışma Xu ve ark. tarafından yapıldı (Xu, vd., 2018). Bu yöntemde evrişimli, füzyon ve evrişimsiz filtre olmak üzere 3 filtre kullanılmıştır. Önerilen yöntemin performans sonuçları çeşitli uzamsal ve transfer alanı yöntemleriyle karşılaştırıldığında, bu yöntem nesnel olduğu kadar öznel olarak da daha iyi performans göstermiştir. Çok ölçekli görsel dikkat derinliğine dayalı, evrişimsel sinir ağı (MADCNN) modeli Lai ve ark. tarafından literatüre sunulmuştur (Lai, vd., 2019). Bu yöntem, giriş görüntüsünde odaklanmamış ve

odaklanmış bölgeler arasında kesin olarak ayrım yapma problemini çözme konusunda yardımcı olmaktadır.

1.4. Hibrit Yöntemler

Uzamsal alan ve dönüşüm alanı yöntemlerinin çok odaklı görüntü birleştirme alanında kendi avantaj ve dezavantajları vardır. Hibrit tabanlı yöntemlerde, uzamsal ve dönüşüm alanı yöntemlerinin avantajları bir araya getirilerek daha verimli görüntü birleştirme yöntemleri elde edilir. Klasik yöntemlerin karşılaştığı sorunları çözmek için çok odaklı görüntü birleştirme dönüşüm alanı yöntemleri veya uzamsal etki alanı yöntemleri ile daha iyi birleştirme sonuçları elde edilebilmesi için derin öğrenme yöntemleri ile birleştirilip hibrit yöntemler oluşturulmuştur.

Literatürde, Tyagi Temel Bileşen Analizi (PCA) ve Durağan Dalgacık Dönüşümü (SWT) yöntemlerini kullanarak hibrit yöntem önermiştir (Tyagi, vd., 2020). Önerilen yöntem DWT, SWT ve PCA gibi diğer geleneksel yöntemlerden daha iyi sonuçlar vermiştir. Uzamsal tabanlı yöntemlerden farklı olarak, odaklanmış bölgeyi tespit etmek için görüntü farkını ve girdi görüntülerinden elde edilen ayrıntılı bilgileri birleştiren; hızlı ayrık kosinüs dönüşüm (FDCT) tabanlı bir yöntem Yang tarafından literatüre sunulmuştur (Yang, vd., 2017). Bir diğer hibrit yöntem Aymaz ve Köse tarafından önerildi. Bu yöntem, süper çözünürlüğe sahip hibrit bir yöntemdir. İlk olarak, kontrast gibi bilgileri geliştirmek için tüm kaynak görüntülere süper çözünürlük yöntemi uygulanmıştır. Böylece, düşük çözünürlüklü kaynak görüntüler yüksek çözünürlüklü kaynak görüntülere dönüştürülmüş. Daha sonra bu kaynak görüntülerin ayrıştırılması için, Durağan Dalgacık Dönüşümü (SWT) uygulanır ve görüntüler dört alt banda ayrılır. Bu alt bantlar LL (düşük–düşük), LH (düşük–yüksek), HL (yüksek–düşük) ve HH (yüksek–yüksek)'dir. LL, kaynak görüntülerin yaklaşım katsayısıdır ve diğerleri kaynak görüntülerin detay katsayılarıdır. Tüm bu alt bantlar için, Temel Bileşen Analizi (PCA) uygulanır ve görüntüleri birleştirmek için her bir kaynak görüntü alt bandının maksimum özvektörü ayrı ayrı seçilir. Daha sonra, kaynaşmış alt bantları yeniden oluşturmak için Ters Durağan Dalgacık Dönüşümü (ISWT) kullanılır. Yöntemin başarısını ölçmek için referans görüntüsü olmayan ve referans görüntüsü olan farklı metrikler seçilmiş ve yöntemin hem nicel hem de nitel olarak daha iyi sonuç verdiğini göstermiştir (Aymaz & Köse, 2019).

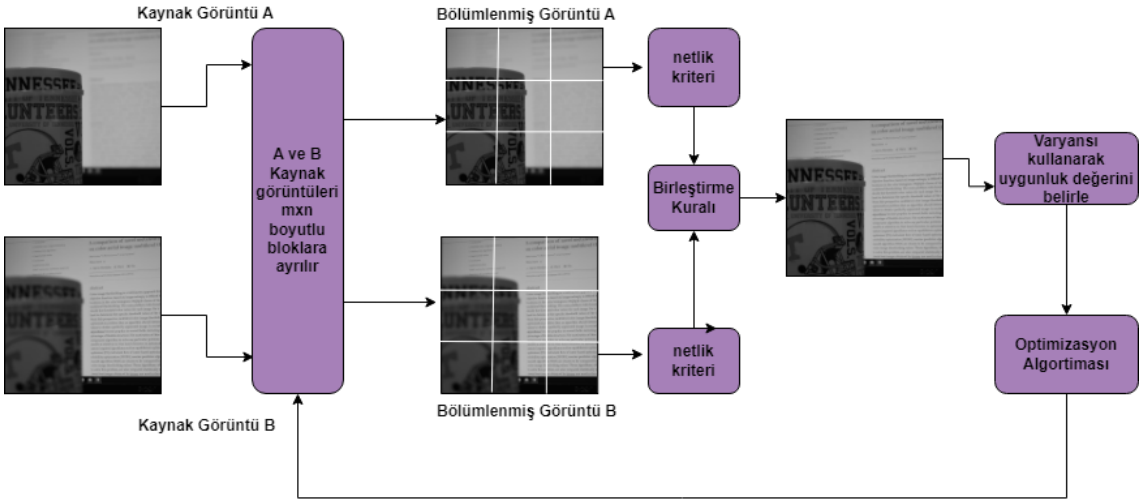
Durağan Dalgacık Dönüşümü (SWT), Ayrık Dalgacık Dönüşümü (DWT) ve Temel Bileşen Analizi (PCA) yöntemlerini kullanan hibrit yöntem, Jindal ve ark. tarafından

önerilmiştir. Önerilen bu yöntem , görsel ve sayısal sonuçlar bakımından daha iyi sonuçlar elde etmmiştir (Jindal, vd., 2020).

1.5. Tezde Önerilen Çok Odaklı Görüntü Birleştirme Yöntemi

Çok odaklı görüntü birleştirme yöntemleri önce kaynak görüntülerdeki net bölgeleri belirleyip daha sonra net bölgeleri taşıyarak tamamı net birleşik görüntüyü oluşturur. Tez çalışmasında önerilen blok tabanlı çok odaklı görüntü birleştirme yöntemi, öncelikle kaynak görüntüleri sabit boyutlu bloklara böler. Sonra, karşılıklı gelen her bir blok çiftini netlik kriterlerine göre karşılaştırır. Blok boyutu birleştirme performansı için önemli bir faktördür. Dolayısıyla daha önce belirlenen sabit blok boyutu her görüntü için uygun olmayabilir. Bu bilgiler doğrultusunda blok boyutu optimize edilir. Blok boyutu optimizasyonu birleştirme performansını artırır. Önerilen yöntemin blok diyagramı Şekil 1.6'da verilmiştir.

Şekil 1.6. *Blok Tabanlı Görüntü Birleştirme Blok Diyagramı*



Çok odaklı görüntü birleştirme için önerilen yöntemin adımları aşağıda verilmiştir:

1. Algoritmaların kontrol parametreleri ve durdurma kriterleri belirlenir.

2. Algoritmalara ait başlangıç popülasyonları oluşturulur.

3. Kaynak görüntüler *mxn* boyutunda sabit bloklara bölünür. Bloklar üst üste gelmez ya da aralarında boşluk olmaz.

4. Kaynak görüntülerde karşılıklı gelen blokların uzamsal frekansları hesaplanır.

5. Blokların netlik değeri kıyaslanır ve daha net olan blok birleşik görüntüyü oluşturmak için taşınır.

6. *i*= görüntü blokları, A ve B kaynak görüntüler olmak üzere;

$$F_i=\begin{cases} A_i & SF_i^A > SF_i^B \\ B_i & SF_i^A < SF_i^B \\ \frac{A_i+B_i}{2} & diğer \end{cases} \quad (1.6)$$

7. Birleşik görüntü yukarda açıklanan altı adım doğrultusunda oluşturulur. Birleşik görüntünün kalite değeri varyans ile hesaplanır.

$$Uygunluk(m,n)=Varyans(F) \quad (1.7)$$

8.Optimizasyon algoritmaları yeni çözümler üretmek için uygulanır. 6. ve 7. Adımlar tanımlanmış durdurma koşulu sağlanana kadar devam eder.

İKİNCİ BÖLÜM

GÖRÜNTÜ İŞLEMEDE KULLANILAN KALİTE METRİKLERİ

Çok odaklı görüntü bileştirme yöntemleri kullanılan elde edilmiş birleşik görüntülerin kalitesini diğer bir deyişle kaynak görüntülerin ne derece iyi birleştirildiğini ölçmek için kalite metrikleri kullanılır. Çok odaklı görüntü birleştirmede kullanılan kalite metrikleri referanslı, referanssız ve azaltılmış referans görüntü kalite metriği olmak üzere üç gruba ayrılır. Bu bölümde kalite metrikleri tanıtılmaktadır. Bu tezde kalite ölçümleri için referanssız (objektif) kalite metrikleri kullanılmaktadır.

2.1. Referanslı Görüntü Kalite Metrikleri

Birleşik görüntünün kalitesini belirlemek için referans görüntüye ihtiyaç vardır. Yapay olarak kalitesi bozulmuş görüntü ile orijinal görüntü arasında karşılaştırma yapılarak görüntü kalitesi değerlendirilir (Wang & Bovik, 2006). Literatürde görüntü kalitesini değerlendirmek için yaygın olarak kullanılan referanslı görüntü kalite metrikleri;

1. Tepe Sinyal Gürültü Oranı (Peak Signal to Noise Ratio, PSNR) (Chan & Whiteman, 1983)

2. Hata Kareler Ortalaması (Mean Squared Error, MSE) (Asokan, vd., 2020)

3. Yapısal İçerik (Structural Content, SC) (Kahdum, 2017; Wang, vd., 2004)

4. Normalleştirilmiş Çapraz Korelasyon (Normalized Cross Correlation, NCC) (Rao, vd., 2014; Yoo & Han, 2009)

5. Normalleştirilmiş Mutlak Hata (Normalized Absolute Error, NAE) (Eskicioglu & Fisher, 1995; Saravanan, vd., 2017)

6. Maximum Fark (Maximum Difference, MD) (Memon, vd., 2015)

7. Ortalama Fark (Average Difference, AD) (Memon, vd., 2015)

olarak sınıflandırılır.

Bu tezde referanslı kalite metrikleri kullanılmadığı için sadece isim olarak tanıtılmıştır.

2.2. Azaltılmış Referans Görüntü Kalite Metriği

Bu kalite değerlendirmesinde referans görüntü yoktur. Ancak bozulmuş görüntünün kalite değerlendirmesi için bazı seçici bilgileri içeren filigranlı görüntüler kullanılır (Zhou, vd., 2011).

2.3. Referanssız Görüntü Kalite Metrikleri

Birleştirme kalitesini değerlendirmek için referans görüntüye ihtiyaç duymayan, kaynak görüntü veya birleşik görüntü üzerinde direkt değerlendirme yapan metriklerdir (Stathaki, 2011; Xydeas & Petrovic, 2000).

2.3.1. Uzamsal Alan Referanssız Görüntü Kalite Değerlendiricisi (Blind Referenceless Image Spatial Quality Evaluator, Q_{brq})

Uzamsal alan referanssız görüntü kalite değerlendiricisi (Blind Referenceless Image Spatial Quality Evaluator, BRISQUE), uzamsal alanda görüntü kalitesi değerlendirmek için kullanılan referanssız bir görüntü kalite metriğidir. Bu metrik üç aşamada çalışır. Öncelikle dijital görüntünün doğal sahne istatistiği çıkartılır, ardından özellik vektörleri hesaplanır ve son olarak görüntünün kalite değeri hesaplanır. BRISQUE kalite metriği için sayısal değerin küçük olması istenir. Kıyaslamalarda sayısal değeri küçük olan birleşik görüntünün, birleştirme performansı daha iyi kabul edilir (Mittal, vd., 2012).

Orijinal görüntü ile bozulmuş görüntünün piksel yoğunluk dağılımları aynı değildir. Orijinal görüntünün piksel yoğunluk dağılımı Gauss dağılımına uygundur ancak bozulmuş bir görüntünün piksel yoğunluk dağılımı Gauss dağılımına uymaz. Buradan yola çıkarak görüntülerin Gauss dağılımları görüntü bozulmasının bir ölçütü olarak değerlendirilir.

2.3.2. Normalleştirilmiş Karşılıklı Bilgi (Normalized mutual information-Q_{nmi})

Bu görüntü kalite metriği, geleneksel karşılıklı bilgiye dayalı metriklerin sorunlarının üstesinden gelmek için, normalizasyona dayalı bir metrik kullanarak istikrarsızlık sorununa çözüm sağlamaktadır (Hossny, vd., 2008). İki görüntü arasındaki karşılıklı bilgi Q_{MI}, olmak üzere;

$$Q_{MI}=2[\frac{MI(A,F)}{H(A)+H(F)}+\frac{MI(B,F)}{H(B)+H(F)}]I(A,B) \quad (2.1)$$

Burada H(A), A görüntüsünün entropisini gösterir ve MI (A, B) iki A ve B görüntüsü arasındaki karşılıklı bilgidir.

Normalleştirilmiş Karşılıklı Bilgi metriği için yüksek değer daha kaliteli olduğunu gösterir.

2.3.3. Kenar Tabanlı Kalite Metriği (Edge Based Quality Metric - $Q_P^{AB/F}$)

Kenar Tabanlı Kalite metriği, kaynak görüntülerden birleşik görüntüyü oluşturmak için taşınan kenar bilgilerini kullanarak görüntü kalitesini ölçer (Xydeas & Petrovic, 2000). Kenar Tabanlı Kalite metriğinin hesaplanması Denklem (2.2)' de verilmiştir:

$$Q_P^{AB/F}=\frac{\sum_{n=1}^{N}\sum_{m=1}^{M} Q^{AF}(n,m)w^A(n,m)+Q^{BF}(n,m)w^B(n,m)}{\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{M}\left(w^A(i,j)+w^B(i,j)\right)} \tag{2.2}$$

Kenar koruma değeri $Q^{AF}(n,m)$ ve $Q^{BF}(n,m)$ sırasıyla $w^A(n,m)$ ve $w^B(n,m)$ ile ağırlıklandırılır. Kenar Tabanlı Kalite metriği için yüksek değerler kaliteli olduğunu gösterir.

2.3.4. Farkların Korelasyonlarının Toplamı (The Sum of the Correlations of Differences- Q_{scd})

Bu metrik, kaynak görüntüler ve birleştirilmiş görüntü kullanılarak hesaplanan fark görüntüleri arasındaki korelasyona dayanır. Kaynak görüntüler ve birleştirilmiş görüntü arasındaki korelasyonları doğrudan kullanarak kaynaşmış görüntü kalitesini değerlendirmek yerine kaynak görüntüleri ve bunların birleştirilmiş görüntü üzerindeki etkisini dikkate alarak kaliteyi hesaplar (Aslantas & Bendes, 2015).

S_1 ve S_2 kaynak görüntüler, F birleştirilmiş görüntü, D_1 ve D_2 fark görüntüleri olmak üzere;

$$Q_{scd}=\mathrm{r}(\mathrm{D}_1,\mathrm{S}_1)+\mathrm{r}(\mathrm{D}_2,\mathrm{S}_2) \tag{2.3}$$

Denklem (2.4), r(.) işlevi arasındaki korelasyonu hesaplar.

$$\mathrm{r}(\mathrm{D}_\mathrm{k},\mathrm{S}_\mathrm{k})=\frac{\sum_i\sum_j(\mathrm{D}_\mathrm{k}(i,j)-\bar{D}_\mathrm{k})(\mathrm{S}_\mathrm{k}(i,j)-\bar{S}_\mathrm{k})}{\sqrt{\sum_i\sum_j(\mathrm{D}_\mathrm{k}(i,j)-\bar{D}_\mathrm{k})^2\sum_i\sum_j(\mathrm{S}_\mathrm{k}(i,j)-\bar{S}_\mathrm{k})^2}} \tag{2.4}$$

2.3.5. Yapısal Benzerlik Tabanlı Metrik (Structural similarity based metric-Q_y)

Giriş görüntüsünün kaynaşmış görüntü üzerindeki yapısal benzerliklerini koruma miktarını ölçme amacına sahip bir metriktir. Yang ve arkadaşları tarafından literatüre sunulmuştur (Li, vd., 2008).

$$Q_y\,(x,y,f|w)=\begin{cases}\{\lambda(w)SSIM(x,,f\,|\,w)+(1-\lambda(w)SSIM(y,f\,|\,w), \\ if\ SSIM(x,y|w)\geq 0{,}75, \\ max\{\,SSIM(x,f|w),SSIM(y,f|w)\,\}, \\ if\ SSIM(x,y|w)<0{,}75\,.\end{cases} \tag{2.5}$$

2.3.6. Chen-Blum KaliteMetriği (Chen-Blum metric-Q_{cb})

İnsan algısından ilham alarak geliştirilen referanssız görüntü kalite metriğidir (Chen & Blum, 2009). Bu metrik beş adımdan oluşur:

1. Kontrast duyarlılığı filtreleme
2. Yerel kontrast hesaplama
3. Kontrast korunumu hesaplama
4. Belirginlik haritası oluşturma
5. Global kalite haritası

Chen-Blum Kalite metriği değeri global kalite haritasının ortalama değeri hesaplanarak elde edilir:

$$Q_{cb}(x,y)=\lambda_A(x,y)\ Q_{AF}(x,y)+\lambda_B(x,y)\ Q_{BF}(x,y) \tag{2.6}$$

2.3.7. Uzamsal Frekans (Spatial Frequency-Q_{sf})

RF ve CF, bitişik piksellerin birinci dereceden türevleriyle hesaplanan birleşik görüntünün satır ve sütun frekanslarıdır (Eskicioglu & Fisher, 1995; Hassen, vd., 2013). Uzamsal Frekans, birinci dereceden türev tabanlı satır ve sütun hesaplanarak ölçülür. Birleştirilmiş görüntünün uzamsal frekansı şu şekilde hesaplanır:

$$SF=\sqrt{RF^2+CF^2} \tag{2.7}$$

$$RF=\left[\frac{1}{MxN}\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N}(F(i,j)-F(i,j-1))^2\right]^{1/2} \tag{2.8}$$

$$CF=\left[\frac{1}{MxN}\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N}(F(i,j)-F(i-1,j))^2\right]^{1/2} \quad (2.9)$$

2.3.8. Standart Sapma (Standard Deviation -Q_{std})

Birleştirilmiş görüntünün boyutu M ve N, burada $\bar{F}$ birleştirilmiş görüntünün ortalaması ve F birleştirilmiş görüntü olmak üzere, standart sapma denklem (2.10) ile hesaplanır (Liu, vd., 2015a) ;

$$SD=\left[\frac{1}{MxN}\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N}(F(i,j)-\bar{F})^2\right]^{1/2} \quad (2.10)$$

2.4. Netlik Kıstas Fonksiyonu

2.4.1. Varyans (VAR)

Varyans, farkların karesinin ortalamasıdır. Basitçe söylemek gerekirse, varyans, bir örnek veya veri kümesi içindeki veri noktalarının ne kadar yayılmış olduğunun istatistiksel bir ölçüsüdür. Görüntünün net halinin varyans değeri, bulanık bir görüntünün varyans değerinden büyüktür. Buna bağlı olarak varyans bir kalite metriği olarak çoklu-odaklı görüntü birleştirme uygulamalarında kullanılabilir.

Görüntü boyutu *MxN* olmak üzere varyans değeri aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$VAR=\frac{1}{MxN}\sum_{i}\sum_{j}(f(i,j)-\bar{f})^2 \quad (2.11)$$

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

ÇOK ODAKLI GÖRÜNTÜ BİRLEŞTİRMEDE BLOK BOYUTUNUN OPTİMİZASYONU İÇİN KULLANILAN METASEZGİSEL ALGORİTMALAR

Çok odaklı görüntü birleştirme işlemi için piksel düzeyinde blok tabanlı yöntemlerin çok yaygın olarak kullanıldığı bilinmektedir. Kullanılabilecek blok boyutu birleştirme başarımını etkileyen önemli bir etkendir. Dolayısıyla blok boyutunun optimize edilmesi gerekmektedir.

Metaezgisel algoritmalar, optimizasyon problemlerinin çözümü için optimuma yakın sonuçlar elde eden algoritmalardır. Metasezgisel optimizasyon algoritmaları, genetik, fizik, sürü, sosyal, müzik gibi farklı alanlardan ilham alarak oluşturulabilmektedir. Bu tezde, fizik ve sürü tabanlı algoritmalar kullanılmıştır. Tezde kullanılan fizik tabanlı optimizasyon algoritmaları: Arşimet Optimizasyon Algoritması (Archimedes Optimization Algorithm-AOA), Atomik Yörünge Arama (Atomic Orbital Search -AOS) ve Denge Optimize Edici (Equilibrium Optimizer -EO) algoritmalarıdır.

Sürü tabanlı algoritmalar ise: Yapay Arı Kolonisi (Artificial Bee Colony-ABC), Parçacık Sürü Optimizasyonu (Particle Swarm Optimization -PSO) ve Denizanası Arama Algoritması (Jellyfish Search Algortihm-JSA)'dır.

3.1. Fizik Tabanlı Optimizasyon Algoritmaları

3.1.1. Arşimet Optimizasyon Algoritması

AOA, Arşimet Kanunundan ilham alarak geliştirilmiş bir algoritmadır (Hashim, vd., 2021). Sıvı içine kısmen veya tamamen batırılmış bir nesneye yukarı doğru uygulanan kaldırma kuvveti ilkesini taklit eder. Kaldırma kuvveti, sıvı içinde yer değiştiren sıvının ağırlığı ile orantılıdır. Algoritmada popülasyon bireyler, suya daldırılmış nesnelerdir. AOA'da sonlandırma koşulu sağlanana kadar yinelemeler devam eder. Her yinelemede AOA, her nesne için yoğunluk ve hacim güncellenir.

Algoritma adımları şu şekildedir:

Adım 1. Başlatma (Initialization)

Her nesnenin konumlarını başlat;

O_i, N nesne popülasyonundaki i. nesnedir. l_{bi} ve u_{bi}, arama uzayının alt ve üst sınırlarıdır olmak üzere;

$$O_i = l_{bi} + rand\ x\ (u_{bi} - l_{bi});\qquad i=1,2,\ldots\ldots,N \tag{3.1}$$

Başlangıç popülasyonu değerlendirilir ve en iyi uygunluk değerine sahip ivme, yoğunluk, hacim değerleri atanır.

Adım 2: Yoğunluk ve hacimler güncellenir:

$t + 1$ yinelemesi için i nesnesinin yoğunluğu ve hacmi şu şekilde güncellenir:

$$den_i^{t+1} = den_i^t + rand\ x(den_{\ eniyi} - den_i^t);\ \text{den=yoğunluk} \tag{3.2}$$

$$vol_i^{t+1} = vol_i^t + rand\ x(vol_{\ eniyi} - vol_i^t);\quad \text{vol=hacim} \tag{3.3}$$

Adım 3: Transfer operatörü ve yoğunluk faktörü

Başlangıçta nesneler arasında çarpışma meydana gelir ve bir süre sonra zaman, nesneler denge durumuna ulaşmaya çalışır, bunu transfer operatörü yardımıyla yapar.

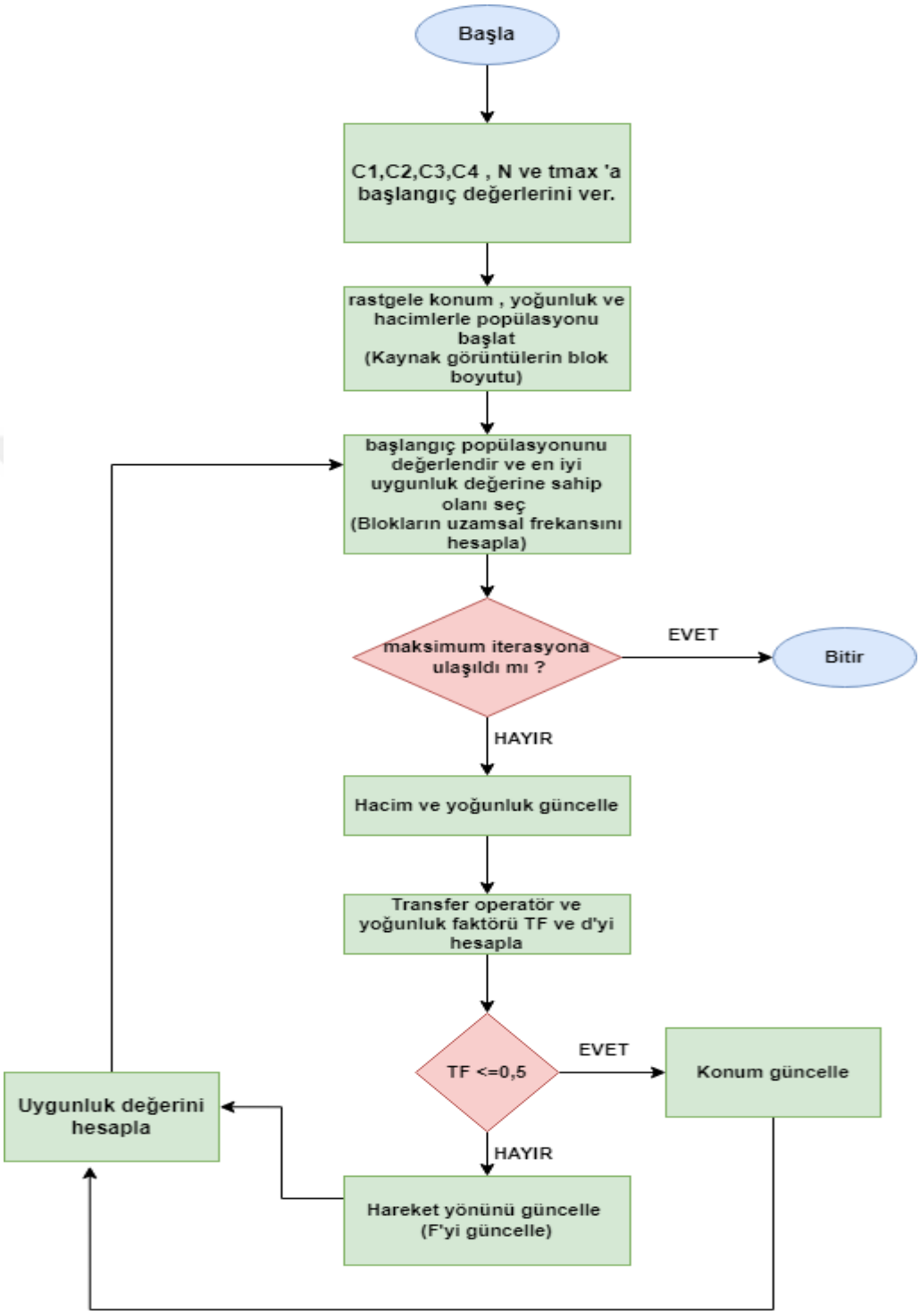
Adım 4: Keşif, sömürü ve hızlanma aşaması

Adım 5: Konum güncelleme

Adım 6: Değerlendirme aşaması.

Şekil 3.1'de AOA algoritmasının blok boyutunu optimize etmek için kullandığı akış şeması verilmektedir.

Şekil 3.1. *AOA Akış Diyagramı*

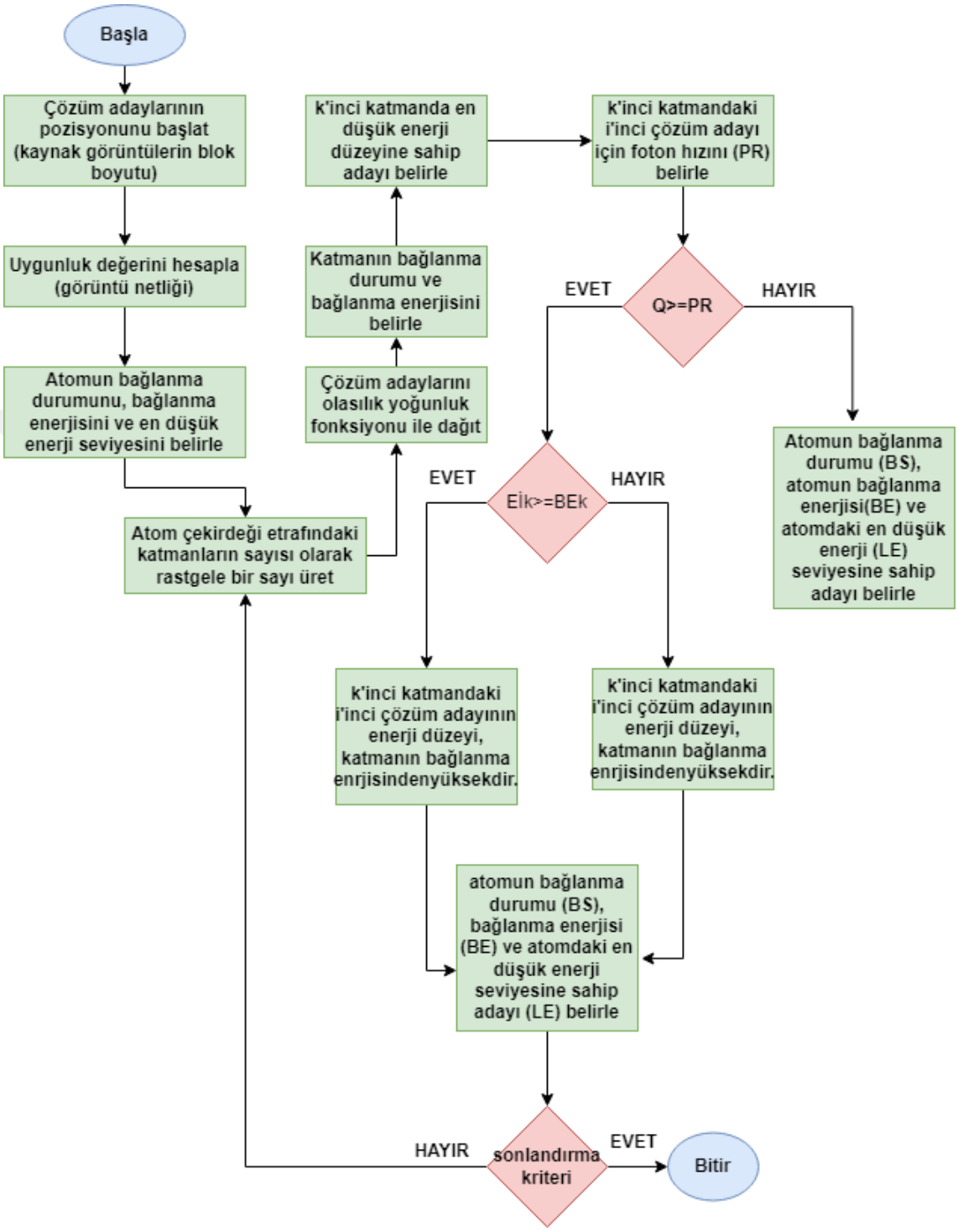


3.1.2 Atomik Yörünge Arama Optimizasyon Algoritması (Atomic Orbital Search-AOS)

Kuantum mekaniğinin ilkeleri ve çekirdek etrafındaki elektronların genel konfigürasyonunun perspektif içinde olduğu kuantum tabanlı atom modelinden

esinlenerek geliştirilmiş metasezgisel algoritmadır (Azizi, 2021). Klasik atom modellerine dayanarak, atomik yörünge, bir atomun çekirdeğinin etrafındaki fiziksel alanı veya bölgeyi ifade eder. Bir zaman-pozlama fotoğrafı çekerek elektronların çekirdek etrafındaki konumlarını dalga benzeri bir hareketle değiştirdiği bir atomun elektronlar zamanla konumlarını hızla değiştiren bir yük bulutu olarak görünürler. Elektronların konumu çekirdeğin etrafındaki herhangi bir anda bilinmemekle birlikte, çekirdek çevresinde bulunma olasılıkları hesaplanır. Herhangi bir mesafede herhangi bir elektron bulmanın toplam olasılığını bulmak için çekirdekten, çekirdeğin etrafındaki hacim hayali olarak ince, küresel, eş merkezli katmanlara bölünür. Elektronların çekirdeğin etrafında hayali kabuklar oluşturduğu gerçeğine dayanarak, temel durumda oldukları varsayılır. Kuantum sayısı n belirlenir ve bir elektron yörüngesinin yarıçapı ile ilişkilendirilir. Çekirdeğin etrafındaki elektronlar, fotonların (ışıkların) etkisi, parçacıklarla etkileşimi ile uyarılabilir. Kuantum merdiven benzetmesi elektronların hareketini temsil eder. Bir elektron, bağlandığından daha az enerji emerse enerji, dış yörüngede iyi bir enerji seviyesine geçiş yapacaktır. Ayrıca, bir elektron bağlanma enerjisinden daha fazla enerjiye sahipse, iç yörüngede daha düşük enerji seviyesine doğru yeniden konumlandırılacaktır. Şekil 3.2 AOS'a ait Akış Diyagramı gösterilmektedir.

Şekil 3.2. *AOS Akış Diyagramı*



3.1.3 Denge Optimize Edici (Equilibrium Optimizer -EO)

EO yaklaşımının ilham kaynağı, basit ve iyi bir şekilde karıştırılmış bir kontrol hacmi üzerinde dinamik kütle dengesi, bir kütle denge denklemi, bir kontrol hacmindeki reaktif olmayan bir bileşenin konsantrasyonunu, çeşitli özelliklerinin bir fonksiyonu olarak tanımlamak için kullanılır (Faramarzi, vd., 2020).

C, kontrol hacmi (*V*) içindeki konsantrasyondur, $V\frac{dC}{dt}$ kontrol hacmindeki kütle değişim hızı, *Q* kontrol hacmine giren ve çıkan akış hızı, C_{eq} kontrol hacmi içinde herhangi bir oluşumun olmadığı bir denge durumundaki konsantrasyon ve *G*, kütle üretim hızı olmak üzere, kontrol hacmindeki kütle değişim hızı;

$$V\frac{dC}{dt} = QC_{eq} - QC + G \tag{3.4}$$

EO'nın adımları şu şekildedir;

Adım 1: Başlatma adımıdır. İlk konsantrasyonlar partikül sayısına göre oluşturulur. *n*, popülasyon sayısı, $C_i^{initial}$ *i*. parçacığın ilk konsantrasyon vektörü olmak üzere;

i. parçacığın ilk konsantrasyon vektörü belirlenir:

$$C_i^{initial} = C_{min} + randi\ (C_{max} - C_{min}) \quad i=1,2,\ldots\ldots,n \tag{3.5}$$

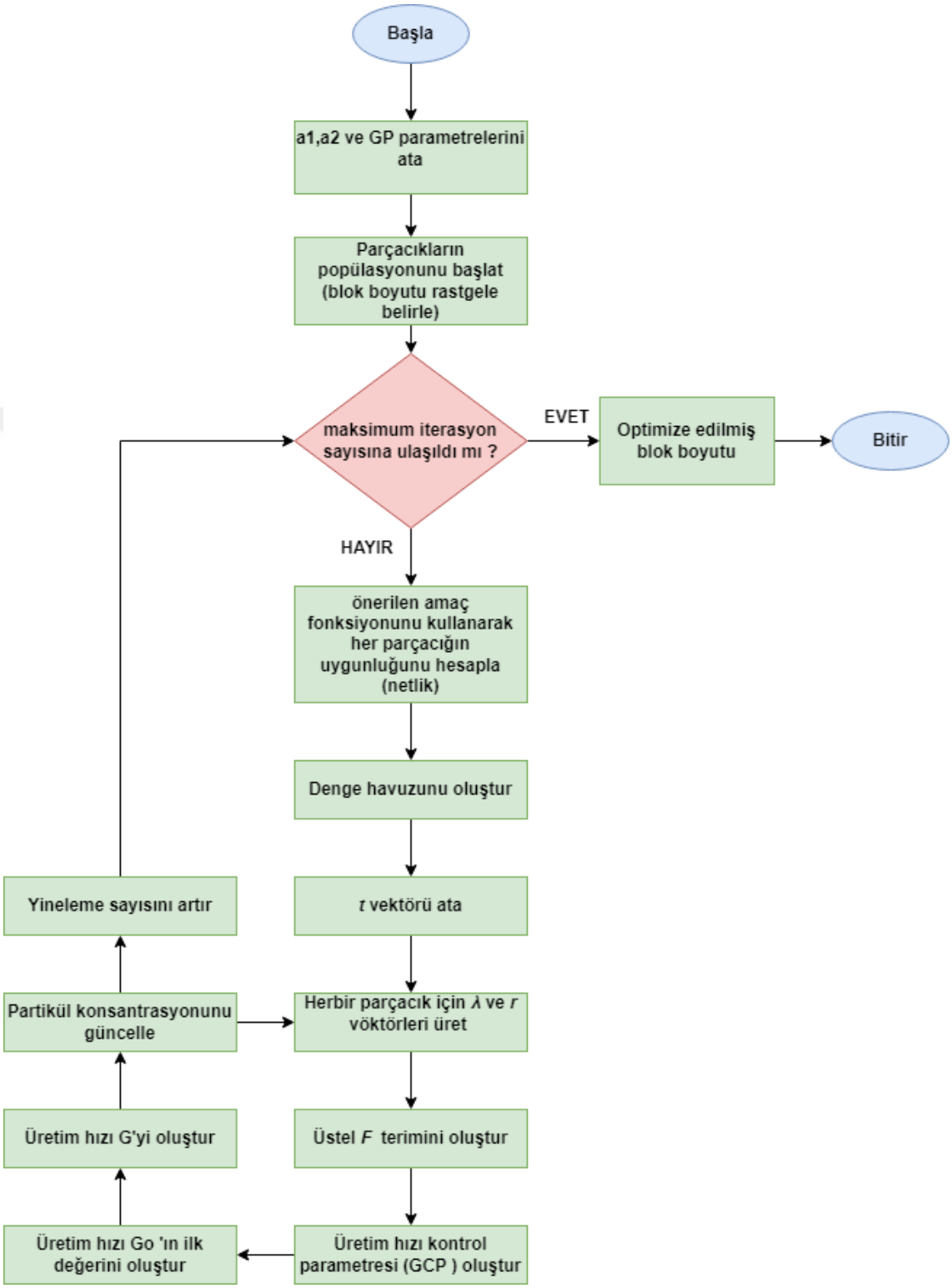
Adım 2: Denge Havuzu ve Adaylar (C_{eq}): Denge durumu, sistemin son yakınsama durumudur. Bu adım global optimal nokta olarak değerlendirilir. Parçacıklar, denge adaylarını kullanarak arama işlemini başlatır. EO'da denge havuzu beş elemandan oluşur.

Adım 3: Üssel dönem, ana konsantrasyon değerinin güncellendiği adımdır. Algoritmanın arama ve işletme durumları arasında bir denge durumu söz konusudur. Değişim hızı oranı zamana bağlı olarak değişebilir.

Adım 4: Türetme oranı, algoritmanın çalışma veya kullanma yeteneğini geliştirerek tam çözümün bulunmasını sağlayan adımdır. Bu adımda, denge konsantrasyon değerinden parçacıktaki konsantrasyon değerinin farkı alınır. Daha sonra global nokta bulunur ve ardından bulunun sonucun doğruluğu analiz edilir.

Adım 5: Parçacık hafızasının kaydedilmesi, bu adımda parçacıkların vektör uzayındaki yerleri ile amaç fonksiyon değerleri kaydedilir.

Şekil 3.3. *EO' nun Akış Diyagramı*



3.2. Sürü Tabanlı Optimizasyon Algoritmaları

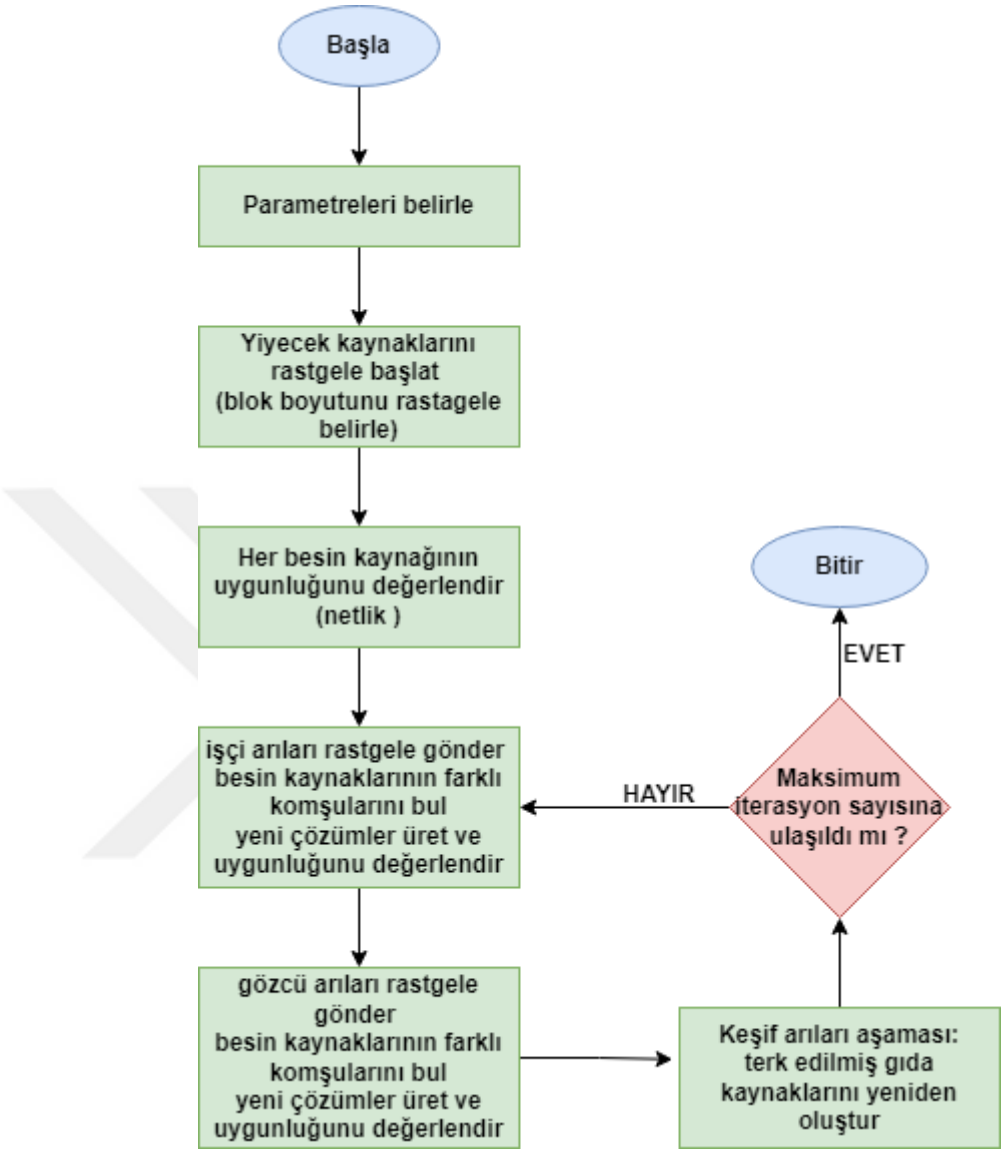
3.2.1. Yapay Arı Kolonisi (Artificial Bee Colony-ABC)

ABC, bir bal arısı sürüsünün akıllı yiyecek arama davranışını simüle eder (Karaboga & Basturk, 2007). ABC algoritmasında, bir gıda kaynağının konumu, optimizasyon problemine olası bir çözümü ve nektarı temsil eder. Bir gıda kaynağının miktarı, ilgili çözümün kalitesine (uygunluğuna) karşılık gelir. İşçi arı sayısı veya gözcü arılar popülasyondaki çözümlerin sayısına eşittir.

ABC algoritmasında, aramanın her döngüsü üç adımdan oluşur: işçi arıları besin kaynaklarına göndermek ve nektar miktarlarının değerlendirilmesi; besin kaynaklarının nektar bilgisi paylaşıldıktan sonra besin kaynağı bölgelerinin seçimi izleyiciler ve besin kaynaklarının nektar miktarının değerlendirilmesi; kâşif arıları belirlemek ve onları rastgele olası yeni yiyecek kaynaklarına göndermek. Başlatma aşamasında, arılar tarafından rastgele bir dizi besin kaynağı seçilir ve nektar miktarları belirlenir. Döngünün ilk adımında bu arılar kovana gelir ve kaynakların nektar bilgilerini dans alanında bekleyen arılarla paylaşırlar. Seçim kararı vermek için dans alanında bekleyen bir arı besin kaynağına gözcü, az önce ziyaret ettiği besin kaynağına giden arıya işçi arı denir. Her işçi arı, bilgilerini gözlemcilerle paylaştıktan sonra kendi ziyaret ettiği besin kaynağı alanına gider. Bu besin kaynağı hafızasında bulunduğundan bir önceki döngüye girer ve daha sonra hafızasındakinin komşuluğundaki görsel bilgiler aracılığıyla yeni bir besin kaynağı seçer ve nektar miktarını değerlendirir. İkinci adımda, bir izleyici işçi arıların dans alanına dağıttığı nektar bilgisine bağlı olarak bir besin kaynağı alanı tercih eder. Bir besin kaynağının nektar miktarı artarsa, o besin kaynağının seçilme olasılığı da artar.

Döngünün üçüncü aşamasında, bir besin kaynağının nektarı arılar tarafından terk edildiğinde, yeni bir besin kaynağı bir kâşif arı tarafından rastgele belirlenir ve terk edilmiş olanla değiştirilir. Bu üç adım, önceden belirlenmiş sayıda döngü boyunca tekrarlanır. Şekil 3.4 de ABC Algoritmasına ait akış diyagramı verilmektedir.

Şekil 3.4. *ABC Algoritması Akış Diyagramı*



3.2.2. Parçacık Sürü Optimizasyonu (Particle Swarm Optimization -PSO)

PSO'da bir dizi basit parçacıklar arama uzayına yerleştirilir. Bir problem veya fonksiyon, amaç fonksiyonunu mevcut konumunda değerlendirir (Eberhart & Kennedy, 1995). Daha sonra her parçacık, bazılarını birleştirerek arama uzayı boyunca hareketini belirler. Parçacık sürüsindeki her bir birey, üç D-boyutlu vektörden oluşur; D, arama uzayının boyutsallığıdır. Mevcut konum x_i , önceki en iyi konum p_i ve hız v_i‘ dir. Mevcut konum x_i , bir noktayı tanımlayan bir dizi koordinat olarak düşünülebilir. Algoritmanın her yinelemesinde mevcut konum bir problem olarak değerlendirilir. Eğer bu pozisyon şimdiye kadar bulunanlardan daha iyiyse, o zaman koordinatlar ikinci vektör olan p_i 'de saklanır. Şimdiye kadarki en iyi fonksiyon sonucunun değeri sonraki yinelemelerde

karşılaştırma için p_{besti} ("önceki en iyi") olarak adlandırılan bir değişken ile karşılaştırılır. Amaç, daha iyi pozisyonlar bulmaya, p_i ve p_{besti}'yi güncellemeye devam etmektir. Yeni noktalar, x_i'ye v_i koordinatları eklenerek seçilir ve algoritma, v_i'yi ayarlayarak çalışır.

PSO' nun adımları şu şekildedir:

Adım 1: Arama uzayındaki D boyutlarında rastgele konumlara ve hızlara sahip bir parçacık popülasyonu dizisini başlatılır.

Adım 2: Döngü

Adım 3: Her parçacık için, D değişkenlerinde istenen optimizasyon uygunluk fonksiyonunu değerlendirilir.

Adım 4: Parçacığın uygunluk değerlendirmesini p_{besti} ile karşılaştırılır.

Adım 5: Şimdiye kadarki en başarılı parçacık tanımlanır.

Adım 6: Parçacığın hızı ve konumu aşağıdaki denkleme göre değiştirilir:

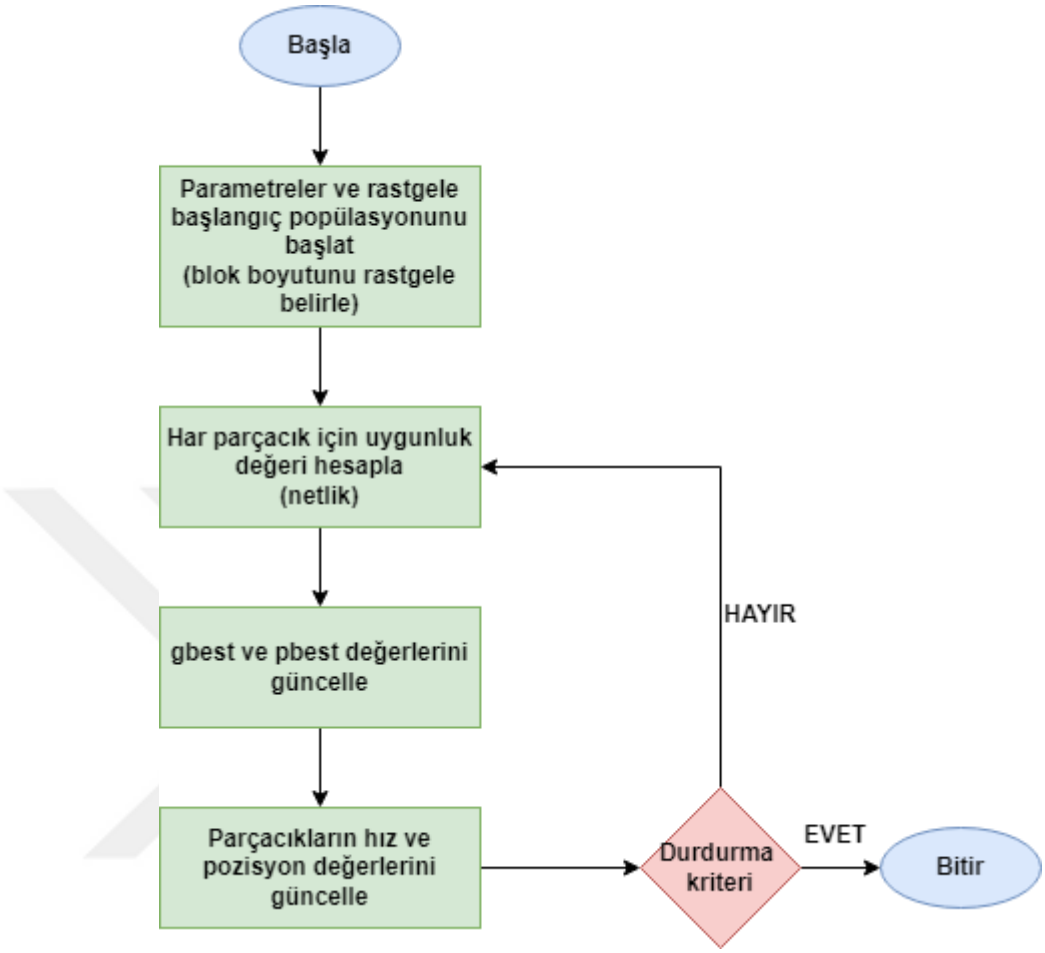
$$\overrightarrow{v_i} \leftarrow \overrightarrow{v_i} + \vec{U}\,(0, \phi_1\,) \otimes (p_i - x_i) + \vec{U}\,(0, \phi_2\,) \otimes \left(p_g - x_i\right) \tag{4.6}$$

$$\overrightarrow{x_i} \leftarrow \overrightarrow{x_i} + \overrightarrow{v_i} \tag{4.7}$$

Adım 7: Uygunluk kriteri sağlanırsa döngü sonlandırılır.

PSO' ya ait akış diyagramı Şekil 3.5' de gösterilmiştir.

Şekil 3.5. *PSO Akış Diyagramı*



3.2.3. Denizanası Arama Algoritması (Jellyfish Search Optimization -JSA)

Denizanasının okyanustaki davranışıyla motive edilen ve yapay Denizanası Arama (JSA) optimize edici olarak adlandırılan bir metasezgisel algoritmadır (Chou & Truong, 2021). Denizanasının arama davranışı, okyanus akıntısı, bir denizanası sürüsü içindeki hareketlerini (aktif hareketler ve pasif hareketler), zaman kontrol mekanizmasını ve denizanası çiçeklerine yakınsamalarını içermektedir. Denizanası, farklı derinliklerde ve sıcaklıklarda suda yaşar. Çan şeklindedirler; bazılarının çapı bir santimetreden daha küçükken diğerleri çok büyüktür. Çok farklı boyut, renk ve şekillere sahiptirler. Birçok türü, okyanus ortamına özel uyarlamalar sergiler. Besleme yöntemleri değişkendir: bazı denizanaları yiyecekleri ağızlarına getirmek için dokunaçları kullanır bazıları ise filtre beslemeyi kullanır, bu nedenle akıntı onlara ne getirirse onu yerler. Diğer denizanaları aktif olarak avlarını avlar ve dokunaçlarıyla onları hareketsiz hale getirir. Denizanaları, hareketlerini kontrol etmelerini sağlayan özelliklere sahiptir. Alt tarafları bir şemsiye gibi kapanarak vücutlarını ileriye doğru itmek için suyu dışarı iter. Bu yeteneğe rağmen,

akıntılara ve gelgitlere bağlı olarak çoğunlukla suda sürüklenirler**.** Koşullar uygun olduğunda, denizanası bir sürü oluşturabilir ve büyük bir denizanası kütlesine Denizanası çiçeği denir. Denizanaları zayıf yüzen organizmalardır ve akıntılara göre yönelimleri, çiçeklerin korunması ve karaya oturmamalarının sağlanması için anahtardır. Okyanus akıntıları, mevcut besinler, oksijen mevcudiyeti, sıcaklık dahil olmak üzere çok sayıda faktör sürünün oluşumunu yönetir. Bu faktörler arasında, denizanalarını bir sürü halinde toplayabildikleri için okyanus akıntıları en önemlisidir. Her bir denizanasının sürü içindeki kendi hareketleri ve okyanus akıntısını takip ederek denizanası çiçeklenmesi oluşturması, bu türlere okyanusun hemen hemen her yerinde ortaya çıkma yeteneği kazandırmıştır. Denizanası tarafından ziyaret edilen yerlerdeki yiyecek miktarı değişir; böylece gıda oranları karşılaştırıldığında, en iyi yer tespit edilmiş olacaktır. JS optimizasyon algoritması, üç kurala dayanmaktadır.

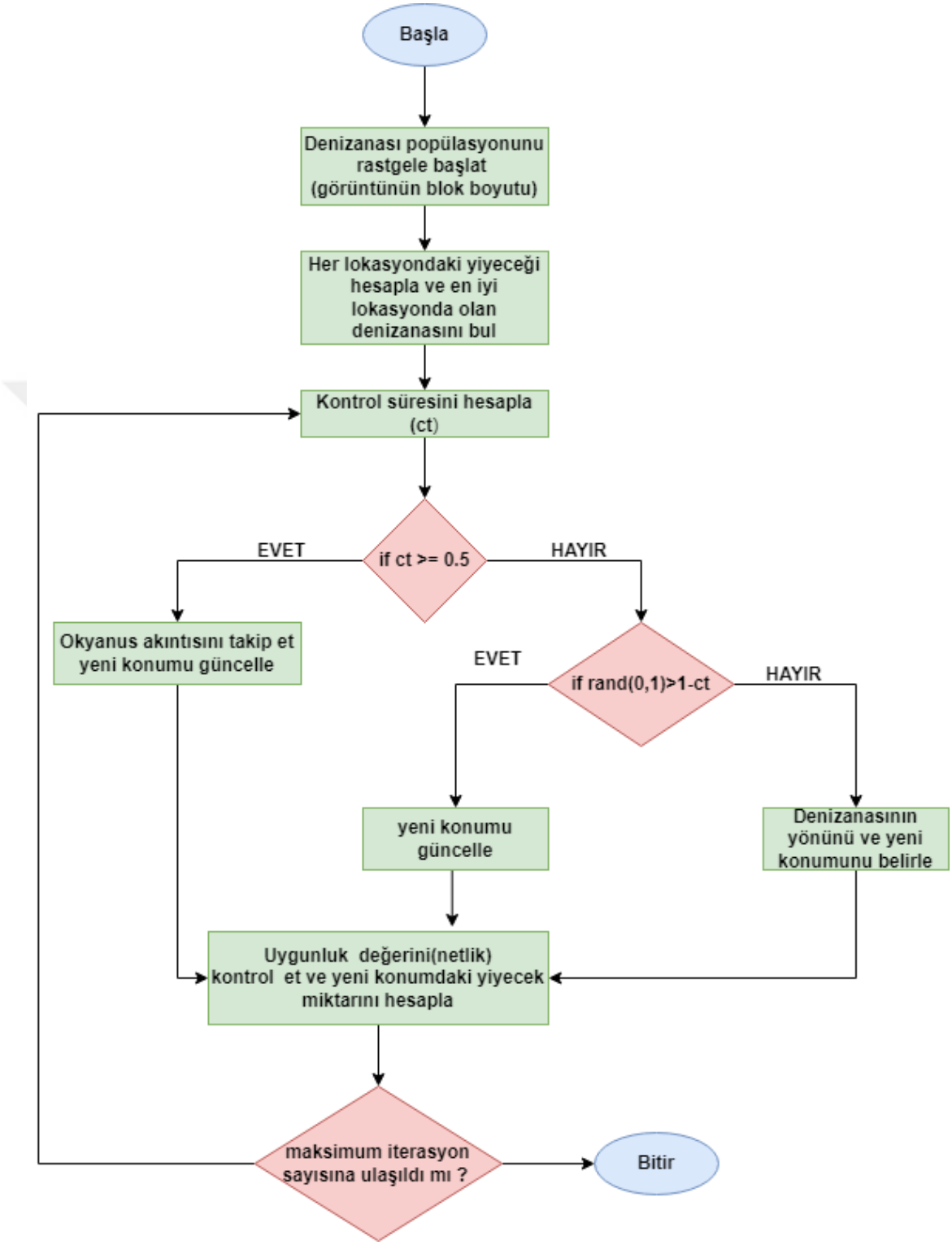
A. Denizanası ya okyanus akıntısını takip eder ya da sürünün içinde hareket eder ve bu hareket türleri arasındaki geçişi bir "zaman kontrol mekanizması" yönetir.

B. Denizanası yiyecek aramak için okyanusta hareket eder. Mevcut gıda miktarının daha fazla olduğu yerlere daha fazla ilgi duyarlar.

C. Bulunan yiyecek miktarı, konum ve ilgili amaç fonksiyonu tarafından belirlenir.

Denizanası Arama Algoritması (JSA)'nın akış diyagramı Şekil 3.6'da gösterilmektedir.

Şekil 3.6. *Denizanası Arama Algoritması Akış Diyagramı*



Tablo 3.1: *Algoritmalara ait parametreler*

Algoritma	**Parametre**
AOA	C3=1; C4=2; dim=2
AOS	LayerNumber = 5; FotonRate = 0.1; dim=2
EO	dim=3;
PSO	c1 = 1; c2 = 2; wdamp = 1;
ABC	onlooker_count = 4; max_acceleration = 0.5;
JSA	nd=2;

DÖRDÜNCÜ BÖLÜM

MATERYAL VE DENEYSEL SONUÇLARIN KARŞILAŞTIRILMASI

Bu bölümde, tez çalışmasında kullanılan çok odaklı görüntüler tanıtılarak, literatürde iyi bilinen klasik yöntemlerle elde edilmiş birleşik görüntülerin deneysel sonuçları sayısal ve görsel olarak karşılaştırılmıştır.

4.1. Veri Seti

Bu çalışma, Kayseri Üniversitesi laboratuvarında NİKON D3500 marka dijital kamera ile çekilmiş görüntüler ile Lytro veri setinden (Nejati, vd., 2015) alınmış dört çift çok odaklı görüntü üzerinde yapılmıştır. 16 GB belleğe, 2.8 GHz Intel Core (i5) işlemciye sahip bir dizüstü bilgisayarda MATLAB ortamında gerçekleştirilmiştir.

Şekil 4.1. *Deneylerde Kullanılan Çok Odaklı Görüntü Çiftleri*



(a) (b) (c) (d)

(e) (f) (g) (h)

Şekil 4.1' de deneylerde kullanılan çok odaklı görüntü çiftleri verilmiştir. Şekil 4.1 (a) ve (b) ile (c) ve (d) görüntüleri Lytro veri setinden alınmış iki çift çok odaklı görüntülerdir. (e) ve (f) ile (g) ve (h) çok odaklı görüntü çiftleri ise laboratuvarda Nikon D3500 marka dijital kamera ile çekilmiştir.

4.2. Klasik Çok Odaklı Görüntü Birleştirme Yöntemlerinin Sayısal Sonuçları

Tablo 4.1. Şekil 4.1. *(a) ve (b) Görüntü Çiftinin Klasik Yöntemlerle Karşılaştırılması*

(a) ve (b)	Q_{nmi}	$Q_P^{AB/F}$	Q_{scd}	Q_y	Q_{cb}	Q_{sf}	Q_{std}	Q_{brq}	İşlem süresi (sn)
DWTPCA	0.7896	0.6368	0.4727	0.9830	0.7664	29.8626	54.7031	31.0853	0.0843
DCHWT	0.6855	0.7119	0.6691	0.9825	0.7719	35.8542	56.2683	10.0283	2.1546
APCA	0.6281	0.6282	0.4337	0.9404	0.7056	26.4388	53.0714	26.9801	0.3562
DCT	1.0449	0.7414	0.7053	0.9908	0.8451	37.4225	57.3749	7.0939	0.2889
PCA	0.6087	0.5505	0.4726	0.8774	0.7077	21.3494	52.4159	10.4694	0.0058
DWT	0.6093	0.6936	0.7808	0.9720	0.7481	37.1565	57.8570	15.7194	0.3127
SWTDCT	0.6575	0.5366	0.5342	0.9083	0.6613	35.9037	55.8426	18.9314	3.8963
SWT	0.6072	0.6714	0.5738	0.9582	0.7063	32.8369	54.4338	6.0706	0.1146

Tablo 4.1' de, Şekil 4.1 (a) ve (b) görüntülerine ait, klasik çok odaklı görüntü birleştirme yöntemlerinin birleştirme performanslarının karşılaştırılması verilmektedir. Burada klasik yöntemler ikinci bölümde detaylı olarak verilen görüntü kalite metrikleri ile değerlendirilmektedir. Kalite metrikleri için en iyi birleştirme başarımına sahip yöntem kırmızı, ikinci en iyi birleştirme başarımına sahip yöntem mavi ve üçüncü en iyi birleştirme başarımına sahip yöntem yeşil olarak gösterilmektedir. İşlem süresi saniye olarak gösterilmiştir.

Tablo 4.1 sayısal sonuçlar değerlendirildiğinde, DCT yönteminin Q_{nmi} , $Q_p^{AB_F}$, Q_y , Q_{cb}, Q_{sf} görüntü kalite metrikleri için en iyi sonuçları verdiği, DWT yönteminin Q_{scd} , Q_{std} kalite metrikleri için en iyi olduğu görülmektedir. Ayrıca zaman tüketimi açısından en iyi yöntem 0.0058 saniye ile PCA yöntemidir.

Tablo 4.2. Şekil 4.1. *(c) ve (d) Görüntü Çiftinin Klasik Yöntemlerle Karşılaştırılması*

(c) ve (d)	Q_{nmi}	$Q_P^{AB/F}$	Q_{scd}	Q_y	Q_{cb}	Q_{sf}	Q_{std}	Q_{brq}	İşlem süresi (sn)
DWTPCA	0.9405	0.6179	0.4532	0.9818	0.7406	30.0072	57.9438	31.7882	0.0182
DCHWT	0.8285	0.7014	0.5932	0.9766	0.7495	34.6818	59.2271	1.4709	1.9197
APCA	0.7869	0.5392	0.4274	0.8990	0.6952	20.5065	55.7949	10.7317	0.3777
DCT	1.1609	0.7486	0.6166	0.9881	0.8422	36.1707	60.2185	12.2396	0.2716
PCA	0.7934	0.5489	0.4528	0.8979	0.7010	20.4687	55.9092	7.1182	0.0052
DWT	0.7629	0.6901	0.7692	0.9642	0.7400	35.6547	61.1191	5.0174	0.2025
SWTDCT	0.8060	0.5301	0.5009	0.9190	0.6666	34.0343	59.0298	0.1499	3.9390
SWT	0.7875	0.6743	0.5470	0.9615	0.7090	31.2676	57.7688	10.7011	0.1108

Tablo 4.2'de, Şekil 4.1 (c) ve (d) görüntülerine ait, klasik çok odaklı görüntü birleştirme yöntemlerinin birleştirme performanslarının karşılaştırılması verilmiştir. Sayısal sonuçlar analiz edildiğinde, DCT yönteminin Q_{nmi} , $Q_P^{AB_F}$, Q_y , Q_{cb}, Q_{sf} görüntü kalite metrikleri için en iyi sonuçları verdiği, DWT yönteminin Q_{scd} , Q_{std} kalite metrikleri için en iyi olduğu görülmektedir. Ayrıca zaman tüketimi açısından en iyi yöntem 0.0052 saniye ile PCA yöntemi olmuştur.

Tablo 4.3. Şekil 4.1. *(e) ve (f) Görüntü Çiftinin Klasik Yöntemlerle Karşılaştırılması*

(e) ve (f)	Q_{nmi}	$Q_P^{AB/F}$	Q_{scd}	Q_y	Q_{cb}	Q_{sf}	Q_{std}	Q_{brq}	İşlem süres (sn)
DWTPCA	1.1444	0.6061	0.2027	0.9824	0.7035	11.2948	60.0060	41.9770	0.0239
DCHWT	1.0282	0.7295	0.2482	0.9831	0.7288	14.4050	60.6004	39.8980	1.9835
APCA	1.0007	0.6097	0.2192	0.9400	0.6296	9.4755	60.0964	37.7211	0.3572
DCT	1.3387	0.7666	0.2057	0.9861	0.8011	14.7898	60.5779	34.6028	0.2787
PCA	0.9956	0.5533	0.1885	0.9134	0.5996	8.6488	60.0540	37.8243	0.0065
DWT	0.9689	0.7294	0.3779	0.9807	0.7460	15.0751	61.2897	38.1867	0.2352
SWTDCT	0.9208	0.5139	0.1829	0.9108	0.5644	14.2445	60.4824	29.6015	3.9994
SWT	0.9337	0.6711	0.2561	0.9593	0.6067	12.7742	60.3687	35.4126	0.0963

Tablo 4.3'de, Şekil 4.1 (e) ve (f) görüntülerine ait, klasik çok odaklı görüntü birleştirme yöntemlerinin birleştirme performanslarının karşılaştırılması verilmiştir. Sayısal sonuçlar analiz edildiğinde, DCT yönteminin Q_{nmi} , $Q_P^{AB_F}$, Q_y , Q_{cb} görüntü kalite metrikleri için en iyi sonuçları verdiği, DWT yönteminin Q_{scd} , Q_{sf}, Q_{std} kalite metrikleri için en iyi olduğu görülmektedir. Ayrıca zaman tüketimi açısından en iyi 0.0065 saniye ile PCA yöntemidir.

Tablo 4.4. Şekil 4.1. *(g) ve (h) Görüntü Çiftinin Klasik Yöntemlerle Karşılaştırılması*

(g) ve (h)	Q_{nmi}	$Q_P^{AB/F}$	Q_{scd}	Q_y	Q_{cb}	Q_{sf}	Q_{std}	Q_{brq}	İşlem süresi (sn)
DWTPCA	0.9261	0.6629	0.4115	0.9768	0.7376	22.9352	61.7034	31.2591	0.0163
DCHWT	0.7835	0.6665	0.4952	0.9592	0.6837	28.6596	62.4354	25.3107	2.0332
APCA	0.8116	0.6473	0.4028	0.9436	0.7051	21.1880	60.9371	30.7524	0.3630
DCT	1.1705	0.7195	0.4636	0.9835	0.7755	30.8964	63.4514	18.1928	0.3018
PCA	0.8221	0.5933	0.4143	0.9077	0.7062	19.1147	60.6787	17.1136	0.0039
DWT	0.7262	0.6493	0.6904	0.9427	0.6878	31.1928	65.2548	23.0095	0.1945
SWTDCT	0.8643	0.5713	0.4774	0.9166	0.6744	29.4674	63.4496	22.7784	3.9136
SWT	0.7996	0.6750	0.5081	0.9560	0.7024	27.1198	61.9997	20.7815	0.0866

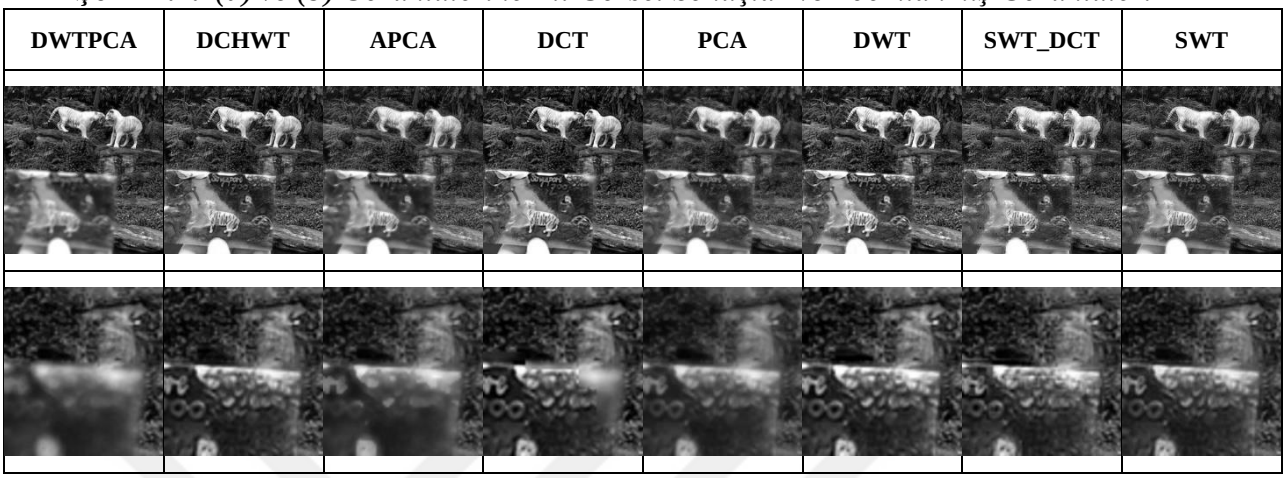
Tablo 4.4'de, Şekil 4.1 (g) ve (h) görüntülerine ait, klasik çok odaklı görüntü birleştirme yöntemlerinin birleştirme performanslarının karşılaştırılması verilmiştir. Sayısal sonuçlar analiz edildiğinde, DCT yönteminin Q_{nmi} , $Q_p^{AB_F}$, Q_Y , Q_{cb} görüntü kalite metrikleri için en iyi sonuçları verdiği, DWT yönteminin Q_{SCD} , Q_{SF}, Q_{std} kalite metrikleri için en iyi olduğu görülmektedir. Ayrıca zaman tüketimi açısından en iyi yöntem 0.0039 saniye ile PCA yöntemidir

4.3. Klasik Çok Odaklı Görüntü Birleştirme Yöntemlerinin Görsel Sonuçları

Çok odaklı görüntü birleştirme yöntemlerinin karşılaştırılmasında sayısal sonuç değerlendirmeleri tek başına yeterli olmadığı için görsel sonuçlar üzerinde sübjektif değerlendirme yapılması gerekmektedir. Aşağıda görsel değerlendirmeler verilmektedir. Görsel sonuçların daha anlaşılır olması için her görüntü aynı piksel aralıklarında yakınlaştırılmıştır. Şekil 4.5'de, Şekil 4.1 (a) ve (b) görüntülerine ait görsel sonuçlar verilmektedir. Şeklin üst satırında birleşik görüntüler alt satırında zoomlanmış görüntüler

verilmektedir. Görsel sonuçlar dikkate alındığında DCT yöntemi ve DWT yönteminin daha net olduğu görülmektedir.

Şekil 4.2. *(a) ve (b) Görüntülerine Ait Görsel Sonuçlar ve Zoomlanmış Görüntüleri*



Şekil 4.3. *DWTPCA yöntemiyle elde edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış Görüntü*



Şekil 4.4. *DCHWT Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış Görüntü*



Şekil 4.5. *APCA Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış Görüntü*



Şekil 4.6. *DCT Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış Görüntü*



Şekil 4.7. *PCA Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış Görüntü*



Şekil 4.8. *DWT yöntemiyle elde edilmiş birleşik görüntü-zoomlanmış görüntü*



Şekil 4.9. *SWT_DCT Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış Görüntü*



Şekil 4.10. *SWT Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış Görüntü*

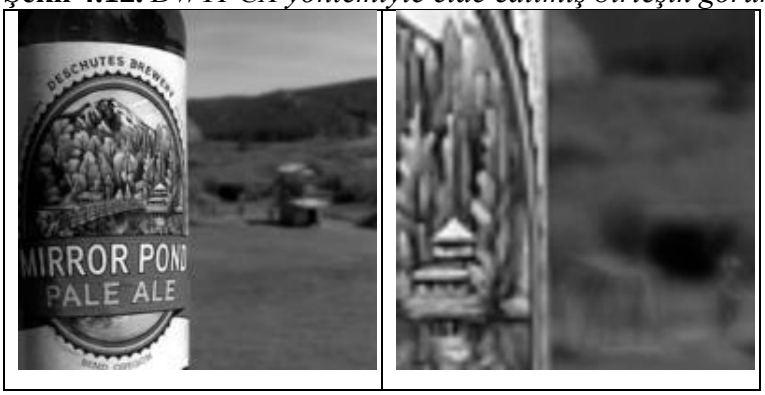


Şekil 4.5'de, Şekil 4.1 (c) ve (d) görüntülerine ait görsel sonuçlar verilmektedir. Şeklin üst satırında elde edilen birleşik görüntüler , alt satırında ise zoomlanmış görüntüler verilmektedir. Görsel sonuçlar dikkate alındığında DCT yöntemi ve DWT yönteminin daha net olduğu görülmektedir**.** Yakınlaştırılmış görüntüler daha net sonuç elde eden yöntemlerin anlaşılır olmasını sağlamaktadır.

Şekil 4.11. *(c) ve (d) Görüntülerine Ait Görsel Sonuçlar*

DWTPCA	DCHWT	APCA	DCT	PCA	DWT	SWT_DCT	SWT
							
							

Şekil 4.12. *DWTPCA yöntemiyle elde edilmiş birleşik görüntü-zoomlanmış görüntü*



Şekil 4.13. *DCHWT Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış Görüntü*



Şekil 4.14. *APCA Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış Görüntü*



Şekil 4.15. *DCT Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış Görüntü*



Şekil 4.16. *PCA Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış Görüntü*



Şekil 4.17. *DWT Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış Görüntü*



Şekil 4.18. *SWT_DCT Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış Görüntü*



Şekil 4.19. *SWT Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış Görüntü*

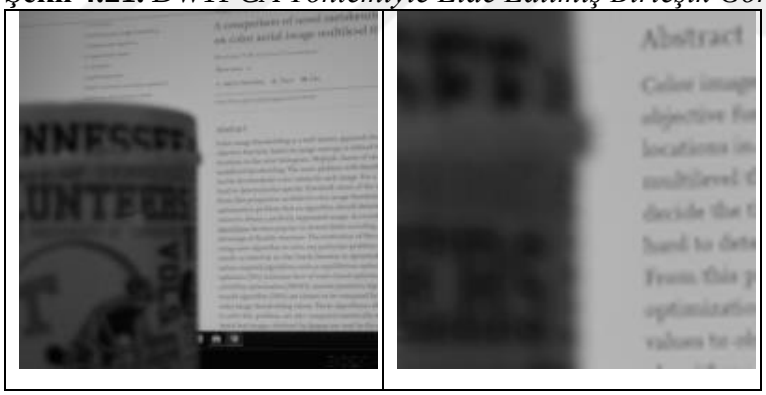


Şekil 4.20'de, Şekil 4.1 (e) ve (f) görüntülerine ait görsel sonuçlar verilmektedir. Görsel sonuçlar dikkate alındığında DCT yöntemi ve DWT yönteminin daha net olduğu görülmektedir**.** Yakınlaştırılmış görüntüler daha net sonuç elde eden yöntemlerin anlaşılır olmasını sağlamaktadır. Şeklin üst satırı klasik yöntemlerden elde edilen birleşik görüntüleri , alt satır ise zoomlanmış görüntüleri vermektedir.

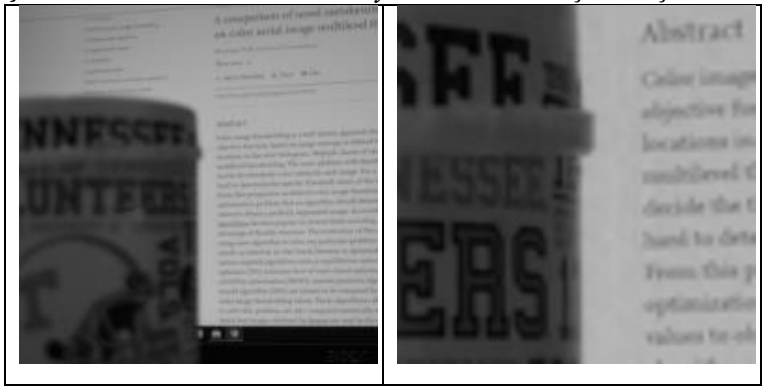
Şekil 4.20. *(e) ve (f) Görüntülerine Ait Görsel Sonuçlar*

DWTPCA	DCHWT	APCA	DCT	PCA	DWT	SWT_DCT	SWT
							

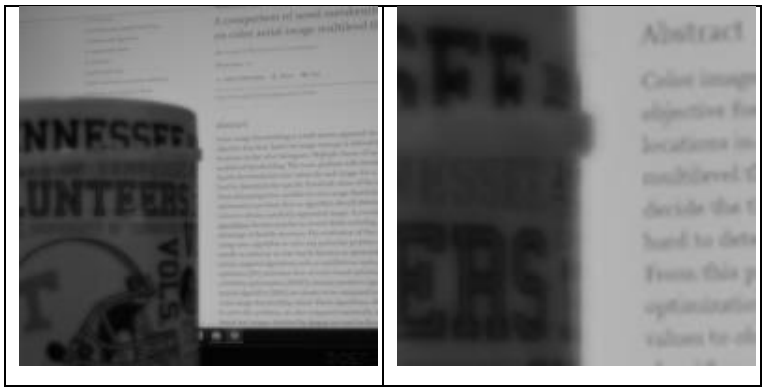
Şekil 4.21. *DWTPCA Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış Görüntü*



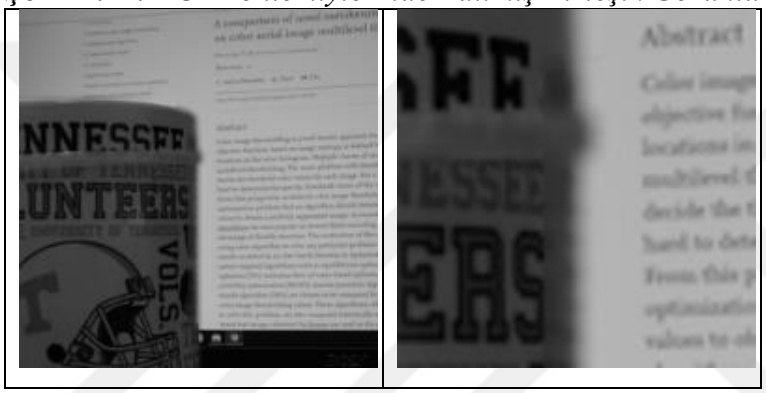
Şekil 4.22. *DCHWT Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış Görüntü*



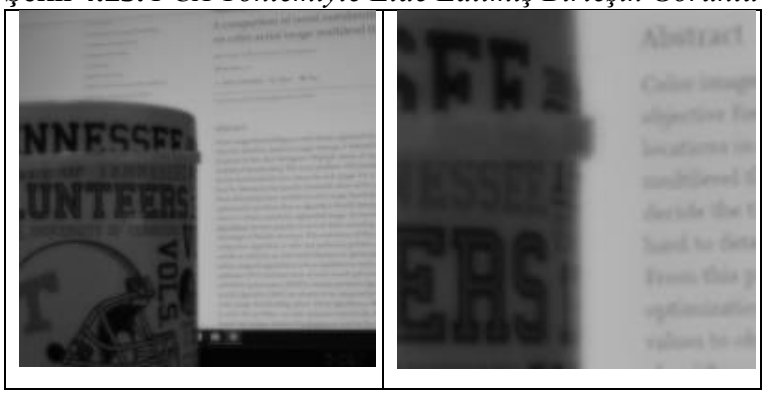
Şekil 4.23. *APCA Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış Görüntü*



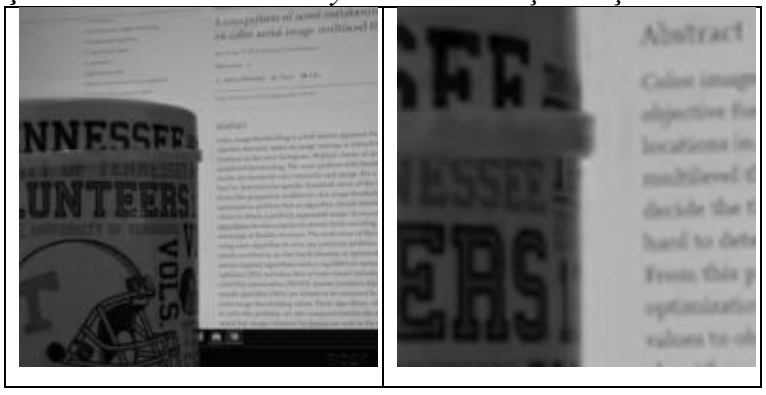
Şekil 4.24. *DCT Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış Görüntü*



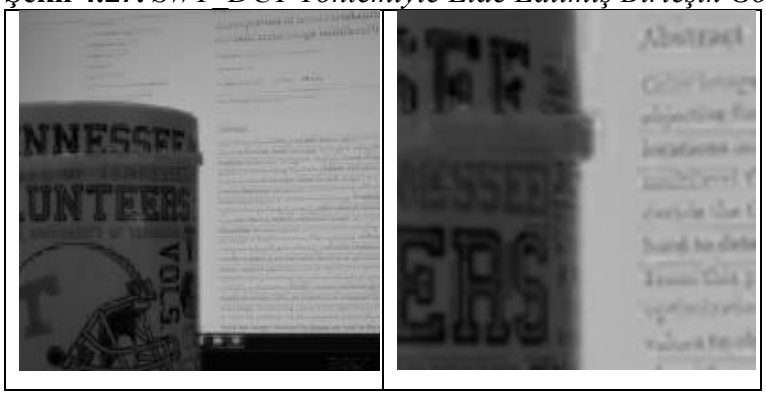
Şekil 4.25. *PCA Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış Görüntü*



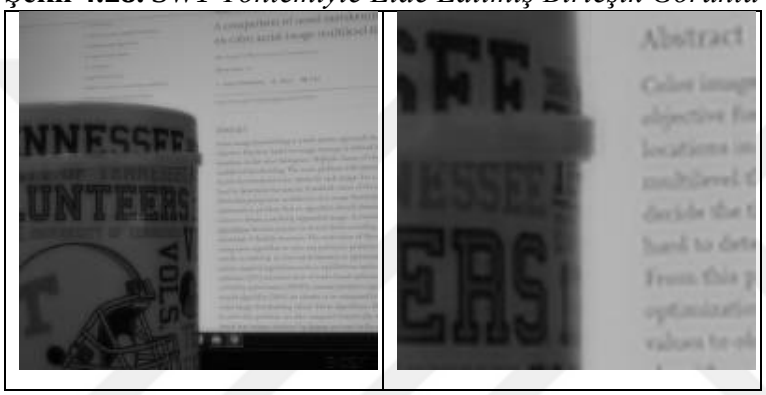
Şekil 4.26. *DWT Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış Görüntü*



Şekil 4.27. *SWT_DCT Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü*

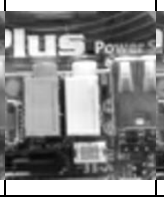


Şekil 4.28. *SWT Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü*



Şekil 4.29'da, Şekil 4.1 (g) ve (h) görüntülerine ait görsel sonuçlar verilmektedir. Görsel sonuçlar dikkate alındığında DCT yöntemi ve DWT yönteminin daha net olduğu görülmektedir**.** Yakınlaştırılmış görüntüler daha net sonuç elde eden yöntemlerin anlaşılır olmasını sağlamaktadır.

Şekil 4.29. *Şekil 4.1 (g) ve (h) Görüntülerine Ait Görsel Sonuçlar*

DWTPCA	DCHWT	APCA	DCT	PCA	DWT	SWT_DCT	SWT
							
							

Şekil 4.30. *DWTPCA Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış Görüntü*



Şekil 4.31. *DCHWT Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış Görüntü*



Şekil 4.32. *APCA Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış Görüntü*



Şekil 4.33. *DCT Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış Görüntü*



Şekil 4.34. *PCA Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış Görüntü*



Şekil 4.35. *DWT Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış Görüntü*



Şekil 4.36. *SWT_ DCT Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış Görüntü*



Şekil 4.37. *SWT yöntemiyle elde edilmiş Birleşik Görüntü*



4.3. Fizik ve Sürü Tabanlı Optimizasyon Algoritmalarının Karşılaştırılması

4.3.1. Optimizasyon Algoritmaları Kullanarak Elde Edilen Sayısal Sonuçlar

Tablo 4.5. Şekil 4.1. *(a) ve (b) Kaynak Görüntülerine Ait Algoritmalarla Elde Edilen Deneysel Sonuçlar*

(a) ve (b)	Q_{nmi}	$Q_P^{AB/F}$	Q_{scd}	Q_y	Q_{cb}	Q_{sf}	Q_{std}	Q_{brq}	İşlem süresi (sn)
AOA ort	1.0437	0.7437	0.7160	0.9906	0.8451	37.5449	57.4555	9.5463	26.0483
AOA std	0.0000	0.0000	0.0004	0.0001	0.0007	0.0042	0.0045	0.1799	4.1109
AOS ort	1.0437	0.7436	0.7154	0.9903	0.8441	**37.5513**	57.4486	9.8212	**1.4508**
AOS std	0.0004	0.0002	0.0004	0.0001	0.0003	0.0050	0.0021	0.0637	0.1418
EO ort	**1.0440**	0.7436	**0.7160**	0.9906	0.8452	37.5373	**57.4560**	9.0376	43.8775
EO std	0.0008	0.0004	0.0008	0.0003	0.0011	0.0108	0.0069	1.0668	11.5783
PSO ort	1.0437	0.7437	0.7152	0.9907	**0.8456**	37.5189	57.4493	8.9449	17.3448
PSO std	0.0004	0.0002	0.0015	0.0001	0.0001	0.0357	0.0128	0.6846	8.9142
JSA ort	**1.0440**	**0.7438**	0.7149	**0.9908**	**0.8456**	37.5017	57.4473	**8.8500**	8.8270
JSA std	0.0004	0.0001	0.0010	0.0001	0.0002	0.0381	0.0074	0.6537	3.2690
ABC ort	1.0438	0.7437	**0.7160**	0.9907	0.8454	37.5403	57.4553	9.4411	10.3776
ABC std	0.0000	0.0001	0.0004	0.0001	0.0004	0.0058	0.0042	0.2476	0.5621

Tablo 4.5' de (a) ve (b) kaynak görüntülerine ait deneysel sonuçlar gösterilmektedir. Algoritmalar için popülasyon büyüklüğü 8, maksimum iterasyon sayısı 120 olarak belirlenmiştir. Algoritmalar farklı değerlendirme kriterleri için 30 ar kez çalıştırılmıştır. Elde edilen ortalama ve standart sapma sonuçları Tablo 4.5'de verilmektedir. AOA, AOS, EO fizik tabanlı algoritmalar ve PSO, JSA ve ABC sürü tabanlı algoritmaların performansları arasında değerlendirme yapıldığında sürü tabanlı algoritmaların fizik tabanlı algoritmalara göre daha iyi sonuç verdiği anlaşılmaktadır. Sürü tabanlı algoritmalardan ise JSA Q_{nmi}, Q_P^(AB/F), Q_y, Q_{cb} ve Q_{brq} kalite metrikleri için en iyi performansa sahiptir. CPU zaman tüketimi açısından en hızlı algoritma 1.4508 saniye ile AOS'dir. İşlem süreleri saniye olarak değerlendirilmektedir. Ayrıca standart sapmalar göz önüne alındığında daha stabil çalışan yöntemin AOS olduğu anlaşılmaktadır.

Tablo 4.6. Şekil 4.1. *(c) ve (d) kaynak görüntülerine ait algoritmalarla elde edilen deneysel sonuçlar*

(c) ve (d)	Q_{nmi}	$Q_P^{AB/F}$	Q_{scd}	Q_y	Q_{cb}	Q_{sf}	Q_{std}	Q_{brq}	İşlem Süresi (sn)
AOA ort	**1.1622**	0.7513	0.6263	**0.9885**	**0.8440**	36.3776	60.2618	7.2862	6.7601
AOA std	0.0005	0.0003	0.0003	0.0001	0.0002	0.0142	0.0017	0.5696	2.5069
AOS ort	1.1573	0.7474	0.6152	0.9871	0.8393	36.2702	60.1987	12.5087	**1.2260**
AOS std	0.0008	0.0004	0.0019	0.0002	0.0005	0.0180	0.0016	0.0249	0.0384
EO ort	1.1610	0.7509	0.6252	**0.9885**	0.8429	36.3408	60.2593	9.2160	21.7115
EO std	0.0016	0.0008	0.0011	0.0002	0.0014	0.0361	0.0027	2.1633	12.9966
PSO ort	1.1612	0.7507	0.6255	0.9884	0.8436	36.3510	60.2571	8.3566	7.9246
PSO std	0.0012	0.0009	0.0010	0.0002	0.0005	0.0404	0.0045	1.5689	2.6187
JSA ort	**1.1622**	**0.7514**	**0.6264**	**0.9885**	**0.8440**	**36.3803**	**60.2621**	**7.1804**	4.7555
JSA std	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2377
ABC ort	**1.1622**	**0.7514**	**0.6264**	**0.9885**	**0.8440**	**36.3803**	**60.2621**	**7.1804**	9.0059
ABC std	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.3023

Tablo 4.6’ da (c) ve (d) kaynak görüntülerine ait deneysel sonuçlar gösterilmektedir. Algoritmalar için popülasyon büyüklüğü 8, maksimum iterasyon sayısı 120 olarak belirlenmiştir. Algoritmalar farklı değerlendirme kriterleri için 30 ar kez çalıştırılmıştır. Elde edilen ortalama ve standart sapma sonuçları Tablo 4.6’da verilmektedir. Sürü tabanlı algoritmalardan JSA ve ABC’nin tüm kalite metrikleri için en iyi performansa sahip olduğu görülmektedir. CPU zaman tüketimi açısından en hızlı algoritma 1.2260 saniye süre ile AOS’ dir. Ayrıca standart sapmalar göz önüne alındığında daha stabil çalışan yöntemin JSA ve ABC olduğu anlaşılmaktadır.

Tablo 4.7. Şekil 4.1. *(e) ve (f) kaynak görüntülerine ait algoritmalarla elde edilen deneysel sonuçlar*

(e) ve (f)	Q_{nmi}	$Q_P^{AB/F}$	Q_{scd}	Q_y	Q_{cb}	Q_{sf}	Q_{std}	Q_{brq}	İşlem Süresi (sn)
AOA ort	1.2950	0.7524	0.2637	0.9877	0.8059	14.9455	60.8416	36.6519	8.9139
AOA std	0.0034	0.0033	0.0015	0.0004	0.0032	0.0315	0.0057	0.6368	4.0951
AOS ort	1.2918	0.7707	0.2480	0.9860	0.7891	**15.0348**	60.7602	**34.1252**	**1.5080**
AOS std	0.0004	0.0018	0.0002	0.0004	0.0016	0.0212	0.0180	0.0262	0.1217
EO ort	1.2741	0.7132	0.2641	0.9845	0.7629	14.4835	60.8587	34.6208	17.5701
EO std	0.0154	0.0578	0.0053	0.0038	0.0427	0.6378	0.0144	3.3129	15.4957
PSO ort	**1.2973**	**0.7563**	0.2637	0.9874	0.8046	14.9774	60.8392	36.1082	9.2728
PSO std	0.0065	0.0085	0.0031	0.0007	0.0043	0.0735	0.0123	1.3561	7.0532
JSA ort	1.2918	0.7512	**0.2654**	0.9877	0.8061	14.9393	**60.8485**	37.0975	5.3597
JSA std	0.0012	0.0004	0.0006	0.0001	0.0009	0.0074	0.0015	0.1264	0.6280
ABC ort	1.2936	0.7516	0.2645	**0.9878**	**0.8063**	14.9413	60.8446	36.9290	9.2762
ABC std	0.0022	0.0006	0.0005	0.0001	0.0009	0.0098	0.0016	0.2405	0.4079

Tablo 4.7' de (e) ve (f) kaynak görüntülerine ait deneysel sonuçlar gösterilmektedir. Algoritmalar için popülasyon büyüklüğü 8, maksimum iterasyon sayısı 120 olarak belirlenmiştir. Algoritmalar farklı değerlendirme kriterleri için 30 ar kez çalıştırılmıştır. Elde edilen ortalama ve standart sapma sonuçları Tablo 4.7'de verilmektedir. Sürü tabanlı algoritmalardan JSA, Q_{scd} ve Q_{std} kalite metrikleri için en iyi birleştirme başarımına sahiptir. ABC, Q_y ve Q_{cb} kalite metrikleri için en iyi birleştirme başarımına sahiptir. PSO'nun Q_{nmi} ve $Q_P^{AB/F}$kalite metrikleri için en iyi performansa sahip olduğu görülmektedir. AOS ise Q_{sf} ve Q_{brq} kalite metrikleri için en iyi performansa sahiptir. CPU zaman tüketimi açısından en hızlı algoritma 1.5080 saniye işlem süresi ile AOS' dir. Ayrıca standart sapmalar göz önüne alındığında daha stabil çalışan yöntemin AOS ve ABC olduğu anlaşılmaktadır.

Tablo 4.8. Şekil 4.1. *(g) ve (h) Kaynak Görüntülerine Ait Algoritmalarla Elde Edilen Deneysel Sonuçlar*

(g) ve (h)	Q_{nmi}	$Q_P^{AB/F}$	Q_{scd}	Q_y	Q_{cb}	Q_{sf}	Q_{std}	Q_{brq}	İşlem Süresi (sn)
AOA ort	1.1687	0.7184	0.4801	0.9839	0.7710	30.7069	63.5638	19.4724	6.8104
AOA std	0.0023	0.0014	0.0022	0.0004	0.0029	0.0794	0.0119	0.5247	1.7701
AOS ort	1.1621	**0.7193**	0.4424	0.9759	0.7544	**31.1820**	63.3152	22.9311	**1.3190**
AOS std	0.0018	0.0019	0.0006	0.0002	0.0010	0.1795	0.0182	0.2492	0.1596
EO ort	1.1685	0.7171	**0.4828**	0.9824	**0.7740**	30.7128	**63.6270**	**18.7635**	11.1951
EO std	0.0023	0.0043	0.0060	0.0019	0.0053	0.1917	0.0420	1.1682	4.8285
PSO ort	1.1708	0.7186	0.4803	0.9837	0.7713	30.7186	63.5642	19.3265	5.1273
PSO std	0.0019	0.0017	0.0021	0.0005	0.0033	0.1069	0.0126	0.5367	0.6333
JSA ort	1.1708	0.7171	0.4817	**0.9840**	0.7705	30.6254	63.5705	19.6493	5.2677
JSA std	0.0022	0.0012	0.0009	0.0002	0.0010	0.0723	0.0049	0.2633	0.7325
ABC ort	**1.1715**	0.7166	0.4820	**0.9840**	0.7703	30.5971	63.5715	19.6492	8.8429
ABC std	0.0024	0.0010	0.0008	0.0001	0.0004	0.0592	0.0043	0.1410	0.2964

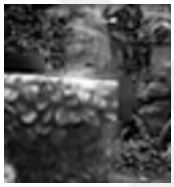
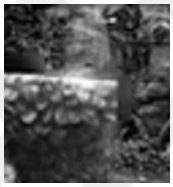
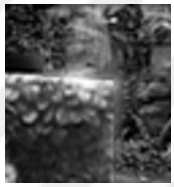
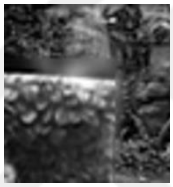
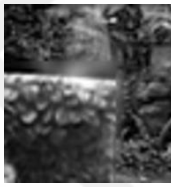
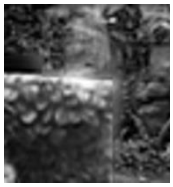
Tablo 4.8' de (e) ve (f) kaynak görüntülerine ait deneysel sonuçlar gösterilmektedir. Algoritmalar için popülasyon büyüklüğü 8, maksimum iterasyon sayısı 120 olarak belirlenmiştir. Algoritmalar farklı değerlendirme kriterleri için 30 ar kez çalıştırılmıştır. Elde edilen ortalama ve standart sapma sonuçları Tablo 4.7'de verilmektedir. AOS $Q_P^{AB/F}$ ve Q_{sf} kalite metrikleri için en iyi birleştirme başarımına sahiptir. EO ise, Q_{scd}, Q_{cb}, Q_{std} ve Q_{brq} olmak üzere dört farklı kalite metriği için daha başarılı sonuç elde etmiştir. Q_{nmi} ve Q_y kalite metrikleri için ABC en başarılı sonucu elde etmiştir. CPU zaman tüketimi açısından en hızlı algoritma 1.3190 saniye hızla AOS olmuştur. Ayrıca standart sapmalar göz önüne alındığında daha stabil çalışan yöntemin AOS olduğu anlaşılmaktadır.

4.3.1. Optimizasyon Algoritmaları Kullanarak Elde Edilen Görsel Sonuçlar

Klasik yöntemlerin karşılaştırılmasında belirtildiği gibi, çok odaklı görüntü birleştirme yöntemlerinin karşılaştırılmasında sayısal sonuç değerlendirmeleri tek başına yeterli olmadığı için görsel sonuçlar üzerinde sübjektif değerlendirme yapılması gerekmektedir. Görsel sonuçların daha anlaşılır olması için her görüntü aynı piksel aralıklarında

yakınlaştırılmıştır. AOA, AOS, EO, PSO, JSA ve ABC yöntemlerinden elde edilen Şekil4.1 (a) ve (b)'ye ait birleşik görüntüler ve yakınlaştırılmış görüntüler Şekil 4.38'de verilmiştir. Tablo 4.5' de en iyi birleştirme başarımına sahip JSA' nın elde ettiği optimal blok boyutu 8x21 olmuştur. PSO' nun elde ettiği optimal blok boyutu 8x13, ABC' nin elde ettiği optimal blok boyutu 8x28 olmuştur.

Şekil 4.38. *Şekil 4.1 (a) ve (b) Görüntülerine Ait Görsel Sonuçlar*

AOA	AOS	EO	PSO	JSA	ABC
					
					

Şekil 4.39. *AOA Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış*



Şekil 4.40. *AOS Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış*



Şekil 4.41. *EO Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış*



Şekil 4.42 .*PSO Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış*



Şekil 4.43. *JSA Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış*



Şekil 4.44. *ABC yöntemiyle elde edilmiş birleşik görüntü-zoomlanmış*



AOA, AOS, EO, PSO, JSA ve ABC yöntemlerinden elde edilen Şekil 4.1 (c) ve (d)'ye ait birleşik görüntüler ve yakınlaştırılmış görüntüler Şekil 4.45'de verilmiştir. Tablo 4.6'da en iyi birleştirme başarımı gösteren ve birbirine eşit değerler bulan JSA'nın elde ettiği optimal blok boyutu 65x61, ABC'nin elde ettiği optimal blok boyutu 74x121 olmuştur. Ayrıca JSA ve ABC'ye yakın başarım gösteren AOA'nın elde ettiği optimal blok boyutu 82x121 olmuştur.

Şekil 4.45. *Şekil 4.1 (c) ve (d) Görüntülerine Ait Görsel Sonuçlar*

AOA	AOS	EO	PSO	JSA	ABC
					
					

Şekil 4.46. *AOA Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış*



Şekil 4.47. *AOS Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış*



Şekil 4.48. *EO Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış*



Şekil 4.49. *PSO Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış*



Şekil 4.50. *JSA Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış*

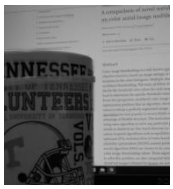


Şekil 4.51. *ABC Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış*

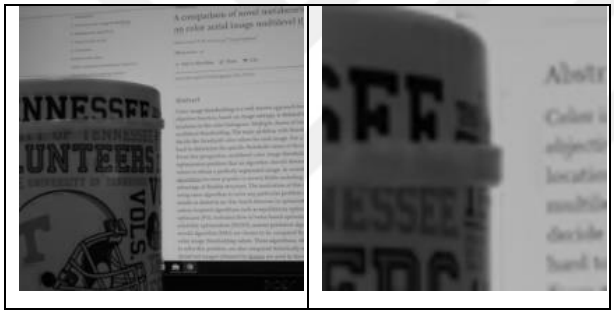


AOA, AOS, EO, PSO, JSA ve ABC yöntemlerinden elde edilen Şekil4.1 (e) ve (f)'ye ait birleşik görüntüler ve yakınlaştırılmış görüntüler Şekil 4.52'de verilmiştir. Tablo 4.7'de en başarılı sonuç elde eden ABC' nin bulduğu optimal blok boyutu 113x37, PSO'nun elde ettiği optimal blok boyutu 112x8, . JSA' nın elde ettiği optimal blok boyutu 112x22'dir.

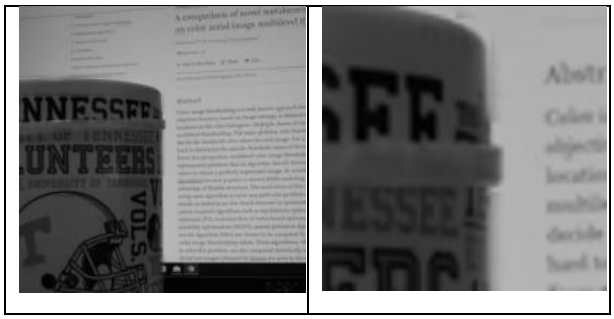
Şekil 4.52. *Şekil 4.1 (e) ve (f) Görüntülerine Ait Görsel Sonuçlar*

AOA	AOS	EO	PSO	JSA	ABC
					
					

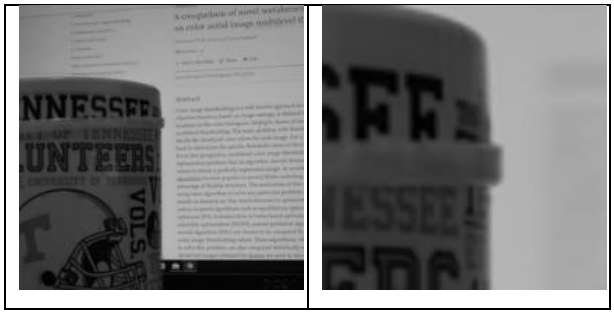
Şekil 4.53. *AOA Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış*



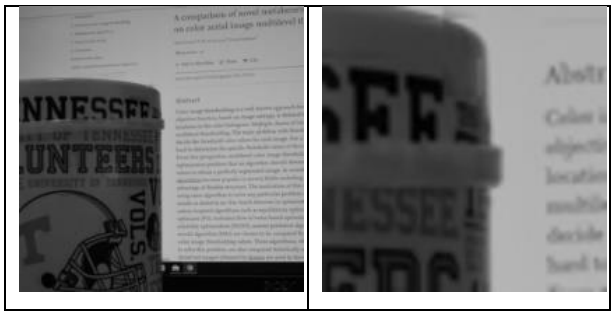
Şekil 4.54. *AOS Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış*



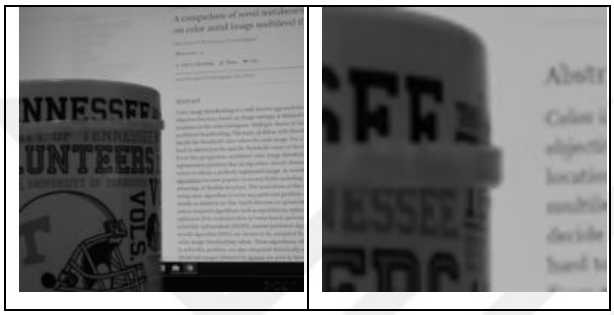
Şekil 4.55. *EO Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış*



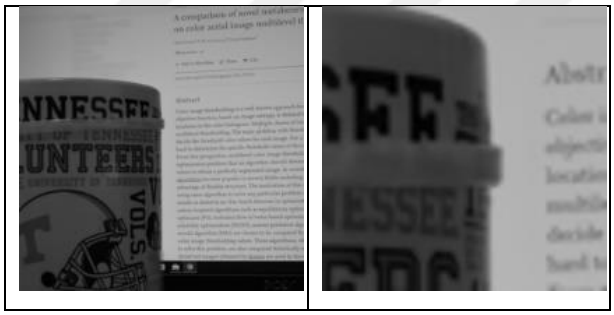
Şekil 4.56. *PSO Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış*



Şekil 4.57. *JSA Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış*



Şekil 4.58. *ABC Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış*



AOA, AOS, EO, PSO, JSA ve ABC yöntemlerinden elde edilen Şekil4.1 (g) ve (h)'ye ait birleşik görüntüler ve yakınlaştırılmış görüntüler Şekil 4.59'da verilmiştir. Tablo 4.8 bu görüntü için elde edilen sayısal sonuçlarda en başarılı EO olmuştur. Elde ettiği optimal blok boyutu 94x38 'dir. Ayrıca JSA' nın elde ettiği optimal blok boyutu 94x17, PSO' nun elde ettiği optimal blok boyutu 95x18, ABC' nin elde ettiği optimal blok boyutu 95x17, AOA'nın bulduğu optimal blok boyutu 96x83 olmuştur.

Şekil 4.59. *Şekil4.1 (e) ve (f) Görüntülerine Ait Görsel Sonuçlar*

AOA	AOS	EO	PSO	JSA	ABC
					
					

Şekil 4.60. *AOA Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış*



Şekil 4.61. *AOS Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış*



Şekil 4.62. *EO Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış*



Şekil 4.63. *PSO Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış*



Şekil 4.64. *JSA Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış*



Şekil 4.65. *DCT Yöntemiyle Elde Edilmiş Birleşik Görüntü-Zoomlanmış*



BEŞİNCİ BÖLÜM

TARTIŞMA, SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu tez çalışmasında, sınırlı alan derinliği problemi için bir çözüm yolu olan çok odaklı görüntü birleştirme yöntemleri incelenmiştir. Literatürde yer alan çok odaklı görüntü birleştirme yöntemleri için genel bir literatür taraması yapılmıştır. Bu bölümde deneylerde elde sonuçlar ve öneriler özetlenmektedir.

5.1. Tartışma ve Sonuç

Çok odaklı görüntü birleştirme için literatürde önerilen klasik yöntemler Bölüm 1'de sınıflandırıldı. Bölüm 2' de kalite metrikleri tanıtılmıştır. Bölüm 3' de fizik ve sürü tabanlı algoritmalar tanıtılmıştır. Bölüm 4'de ise deneysel çalışmalar sonucu elde edilen sonuçlar hem görsel hem de sayısal olarak tablolar halinde gösterilmiştir. Bölüm 4.1'de literatürde iyi bilinen çok odaklı görüntü birleştirme yöntemlerinden DWTPCA, DCHWT, APCA, DCT, PCA, DWT, SWTDCT ve SWT yöntemleri arasında performans kıyaslaması yapılmıştır.

Bölüm 4.2'de fizik tabanlı algoritmalardan Arşimet Optimizasyon Algoritması (AOA), Atomik Yörünge Arama Algoritması (AOS), Denge Optimize Edici (EO) algoritmaları ve sürü tabanlı algoritmalardan Yapay Arı Kolonisi Algoritması (ABC), Parçacık Sürü Optimizasyon Algoritması (PSO) ve Denizanası Arama Algoritması (JSA) algoritmaları ile çok odaklı görüntüler birleştirilmiş ve bu algoritmalar arasında birleştirme başarımına göre kıyaslamalar yapılmıştır. Algoritmalar için popülasyon sayıları 8, maksimum iterasyon sayıları 120 olarak belirlenmiştir. Her bir algoritma farklı kriterler için 30 ar kez çalıştırılmıştır. Algoritmalar 30 ar kez çalıştırıldıktan sonra ortalamaları ve standart sapma değerleri elde edilmiştir. Elde edilen standart sapma ve ortalama değerlerine göre algoritmalardan en iyi birleştirme başarımına sahip olanlar belirlenmiştir.

Tez çalışmasında, 4 farklı görüntü çifti üzerinde yöntemler test edilmiştir. Bu görüntülerden iki tanesi laboratuvarda Nikon D3500 dijital kamera ile elde edilmiştir.

Diğer iki görüntü ise Lytro veri setinden elde edilmiştir. Görüntülerin farklı yöntemler için birleştirme başarımları kıyaslanmıştır.

Tez çalışmasında tüm görüntüler her bir yöntem için Qnm, Qp_abf , Qsc, Qy, Qcb, Qsf, Qstd , Qbrq kalite metrikleri kullanılarak sayısal sonuçlar elde edilmiş ve tablolar halinde gösterilmiştir.

Elde edilin görsel ve sayısal tablolar göz önüne alındığında klasik yöntemler arasında DCT ve DWT yöntemlerinin daha başarılı olduğu görülmüştür. Blok boyutu optimizasyonu açısından fizik ve sürü tabanlı yöntemler arasında yapılan kıyaslamalarda ise JSA ve ABC algoritmaları daha başarılı olduğu anlaşılmaktadır. Ayrıca standart sapmalar incelendiğinde AOS algoritması daha stabil çalışmaktadır. CPU zaman tüketimi açısından yine AOS daha başarılıdır.

KAYNAKÇA

Aggarwal, J., & Chu, C.-C. (1993). The Issues, Analysis, And Interpretation Of Multi-Sensor Images. In *Multisensor Fusion for Computer Vision* (pp. 37-62): Springer.

Amin-Naji, M., & Aghagolzadeh, A. (2018). Multi-focus image fusion in DCT domain using variance and energy of Laplacian and correlation coefficient for visual sensor networks. *Journal of AI Data Mining 6*(2), 233-250.

Aslantas, V., & Bendes, E. (2015). A new image quality metric for image fusion: The sum of the correlations of differences. *Aeu-international Journal of Electronics Communications 69*(12), 1890-1896.

Aslantas, V., & Kurban, R. (2009). A comparison of criterion functions for fusion of multi-focus noisy images. *Optics Communications 282*(16), 3231-3242.

Aslantas, V., & Kurban, R. (2010). *Extending depth-of-field of a digital camera using particle swarm optimization based image fusion.* Paper presented at the IEEE International Symposium on Consumer Electronics (ISCE 2010).

Aslantas, V., & Kurban, R. (2010). Fusion of multi-focus images using differential evolution algorithm. *Expert Systems With Applications 37*(12), 8861-8870.

Aslantas, V., & Pham, D. (2007). Depth from automatic defocusing. *Optics Express 15*(3), 1011-1023.

Aslantaş, V., & Kurban, R. (2010). *Multi-focus image fusion in spatial domain using.* Artificial Bee Colony Optimization Algorithm.

Asokan, A., Anitha, J., Ciobanu, M., Gabor, A., Naaji, A., & Hemanth, D. J. (2020). Image processing techniques for analysis of satellite images for historical maps classification—an overview. *Applied Sciences 10*(12), 4207.

Aymaz, S., & Köse, C. (2019). A novel image decomposition-based hybrid technique with super-resolution method for multi-focus image fusion. *Information Fusion 45*, 113-127.

Azizi, M. (2021). Atomic orbital search: A novel metaheuristic algorithm. *Applied Mathematical Modelling 93*, 657-683.

Bai, X., Liu, M., Chen, Z., Wang, P., & Zhang, Y. (2016). Multi-focus image fusion through gradient-based decision map construction and mathematical morphology. *IEEE Access 4*, 4749-4760.

Bhat, S., & Koundal, D. (2021). Multi-focus image fusion techniques: a survey. *Artificial Intelligence Review 54*(8), 5735-5787.

Bouzos, O., Andreadis, I., & Mitianoudis, N. (2019). Conditional random field model for robust multi-focus image fusion. *IEEE Transactions on Image Processing 28*(11), 5636-5648.

Burt, P. J. (1992). A gradient pyramid basis for pattern-selective image fusion. *Proc. SID* 467-470.

Burt, P. J., & Adelson, E. H. (1987). The Laplacian Pyramid as a Compact Image Code. In *Readings in computer vision* (pp. 671-679): Elsevier.

Cathey, W. T., & Dowski, E. R. (2002). New paradigm for imaging systems. *Applied optics 41*(29), 6080-6092.

Chai, Y., Li, H., & Li, Z. (2011). Multifocus image fusion scheme using focused region detection and multiresolution. *Optics Communications 284*(19), 4376-4389.

Chai, Y., Li, H., & Zhang, X. (2012). Multifocus image fusion based on features contrast of multiscale products in nonsubsampled contourlet transform domain. *Optik 123*(7), 569-581.

Chan, L. C., & Whiteman, P. (1983). Hardware-constrained hybrid coding of video imagery. *IEEE Transactions on Aerospace Electronic Systems* (1), 71-84.

Chen, Y., & Blum, R. S. (2009). A new automated quality assessment algorithm for image fusion. *Image vision computing 27*(10), 1421-1432.

Chen, Y., Guan, J., & Cham, W.-K. (2017). Robust multi-focus image fusion using edge model and multi-matting. *IEEE Transactions on Image Processing 27*(3), 1526-1541.

Chou, J.-S., & Truong, D.-N. (2021). A novel metaheuristic optimizer inspired by behavior of jellyfish in ocean. *Applied Mathematics Computation 389*, 125535.

Çıtıl, F., Kurban, R., Durmuş, A., & Karaköse, E. (2022). *Fusion of multi-focus images.* Using Jellyfish Search Optimizer.

Eberhart, R., & Kennedy, J. (1995). *A new optimizer using particle swarm theory.* Paper presented at the MHS'95. Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine And Human Science.

Eskicioglu, A. M., & Fisher, P. S. (1995). Image quality measures and their performance. *IEEE Transactions on communications 43*(12), 2959-2965.

Faramarzi, A., Heidarinejad, M., Stephens, B., & Mirjalili, S. (2020). Equilibrium optimizer: A novel optimization algorithm. *Knowledge-Based Systems 191*, 105190.

Fernandes, F. C., van Spaendonck, R. L., & Burrus, C. S. (2003). A new framework for complex wavelet transforms. *IEEE Transactions on signal processing, 51*(7), 1825-1837.

Frejlichowski, D., & Wanat, R. (2010). *Application of the Laplacian pyramid decomposition to the enhancement of digital dental radiographic images for the automatic person identification.* Paper presented at the International Conference Image Analysis and Recognition.

Gao, X., Zhang, H., Chen, H., & Li, J. (2015). *Multi-modal image fusion based on ROI and Laplacian Pyramid.* Paper presented at the Sixth International Conference on Graphic and Image Processing (ICGIP 2014).

Garg, R., Gupta, P., & Kaur, H. (2014). *Survey on multi-focus image fusion algorithms.* Paper presented at the 2014 Recent Advances in Engineering and Computational Sciences (RAECS).

Ghassemian, H. (2016). A review of remote sensing image fusion methods. *Information Fusion, 32*, 75-89.

Green, P., Sun, W., Matusik, W., & Durand, F. (2007). Multi-aperture photography. In *Acm Siggraph 2007 Papers* (pp. 68-es).

Haghighat, M. B. A., Aghagolzadeh, A., & Seyedarabi, H. (2010). *Real-time fusion of multi-focus images for visual sensor networks.* Paper presented at the 2010 6th Iranian Conference on Machine Vision and Image Processing.

Haghighat, M. B. A., Aghagolzadeh, A., & Seyedarabi, H. (2011). Multi-focus image fusion for visual sensor networks in DCT domain. *Computers Electrical Engineering 37*(5), 789-797.

Hao, X., Zhao, H., & Liu, J. (2015). Multifocus color image sequence fusion based on mean shift segmentation. *Applied Optics 54*(30), 8982-8989.

Hashim, F. A., Hussain, K., Houssein, E. H., Mabrouk, M. S., & Al-Atabany, W. (2021). Archimedes optimization algorithm: a new metaheuristic algorithm for solving optimization problems. *Applied Intelligence 51*(3), 1531-1551.

Hasinoff, S. W., & Kutulakos, K. N. (2011). Light-efficient photography. *IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence*, *33*(11), 2203-2214.

Hassen, R., Wang, Z., & Salama, M. M. (2013). Image sharpness assessment based on local phase coherence. *IEEE Transactions on Image Processing 22*(7), 2798-2810.

Hong, R., Wang, C., Ge, Y., Wang, M., Wu, X., & Zhang, R. (2007). *Salience preserving multi-focus image fusion.* Paper presented at the 2007 IEEE international conference on multimedia and expo.

Hossny, M., Nahavandi, S., & Creighton, D. (2008). Comments on'Information measure for performance of image fusion'. *Electronics letters 44*(18), 1066-1067.

Hua, K.-L., Wang, H.-C., Rusdi, A. H., & Jiang, S.-Y. (2014). A novel multi-focus image fusion algorithm based on random walks. *Journal of Visual Communication Image Representation 25*(5), 951-962.

Huang, W., & Jing, Z. (2007). Multi-focus image fusion using pulse coupled neural network. *Pattern Recognition Letters 28*(9), 1123-1132.

Huang, Y., Li, W., Gao, M., & Liu, Z. (2018). Algebraic multi-grid based multi-focus image fusion using watershed algorithm. *IEEE Access 6*, 47082-47091.

Jiang, Q., Jin, X., Lee, S.-J., & Yao, S. (2017). A novel multi-focus image fusion method based on stationary wavelet transform and local features of fuzzy sets. *IEEE Access 5*, 20286-20302.

Jindal, M., Bajal, E., Chakraborty, A., Singh, P., Diwakar, M., & Kumar, N. (2020). A novel multi-focus image fusion paradigm: A hybrid approach. *Materials Science 2214*, 7853.

Kahdum, A. I. (2017). Image steganalysis using image quality metrics (Structural Contents Metric). *Ibn AL-Haitham Journal For Pure Applied Science 21*(4), 24-31.

Kannan, K., Perumal, S. A., & Arulmozhi, K. (2010). Optimal decomposition level of discrete, stationary and dual tree complex wavelet transform for pixel based fusion of multi-focused images. *SJEE, 7*(1), 81-93.

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.

Kaur, G., & Kaur, P. (2016). *Survey on multifocus image fusion techniques.* Paper presented at the 2016 International Conference on Electrical, Electronics, and Optimization Techniques (ICEEOT).

Kong, J., Zheng, K., Zhang, J., & Feng, X. (2008). Multi-focus image fusion using spatial frequency and genetic algorithm. *International Journal of Computer Science Network Security 8*(2), 220-224.

Kou, L., Zhang, L., Zhang, K., Sun, J., Han, Q., & Jin, Z. (2018). A multi-focus image fusion method via region mosaicking on Laplacian pyramids. *PloS one 13*(5), e0191085.

Lai, R., Li, Y., Guan, J., & Xiong, A. (2019). Multi-scale visual attention deep convolutional neural network for multi-focus image fusion. *IEEE Access, 7*, 114385-114399.

Li, Q., Yang, X., Wu, W., Liu, K., & Jeon, G. (2018). Multi-focus image fusion method for vision sensor systems via dictionary learning with guided filter. *Sensors 18*(7), 2143.

Li, S., Hong, R., & Wu, X. (2008). *A novel similarity based quality metric for image fusion.* Paper presented at the 2008 International Conference on Audio, Language and Image Processing.

Li, S., Kang, X., Fang, L., Hu, J., & Yin, H. (2017). Pixel-level image fusion: A survey of the state of the art. *information Fusion 33*, 100-112.

Li, S., Kwok, J. T., & Wang, Y. (2001). Combination of images with diverse focuses using the spatial frequency. *Information fusion 2*(3), 169-176.

Li, S., Kwok, J. T., & Wang, Y. (2002). Multifocus image fusion using artificial neural networks. *Pattern Recognition Letters 23*(8), 985-997.

Li, S., & Yang, B. (2008a). Multifocus image fusion using region segmentation and spatial frequency. *Image vision computing 26*(7), 971-979.

Li, S., & Yang, B. (2008b). Multifocus image fusion using region segmentation and spatial frequency. *Image vision computing 26*(7), 971-979.

Li, S., Yang, B., & Hu, J. (2011). Performance comparison of different multi-resolution transforms for image fusion. *Information Fusion 12*(2), 74-84.

Li, Z., Jing, Z., Liu, G., Sun, S., & Leung, H. (2003). *Pixel visibility based multifocus image fusion.* Paper presented at the International Conference on Neural Networks and Signal Processing, 2003. Proceedings of the 2003.

Liang, C.-K., Lin, T.-H., Wong, B.-Y., Liu, C., & Chen, H. H. (2008). Programmable aperture photography: multiplexed light field acquisition. In *ACM SIGGRAPH 2008 papers* (pp. 1-10).

Liu, Y., Jin, J., Wang, Q., Shen, Y., & Dong, X. (2013). Novel focus region detection method for multifocus image fusion using quaternion wavelet. *Journal of Electronic Imaging 22*(2), 023017.

Liu, Y., Liu, S., & Wang, Z. (2015a). A general framework for image fusion based on multi-scale transform and sparse representation. *Information fusion 24*, 147-164.

Liu, Y., Liu, S., & Wang, Z. (2015b). Multi-focus image fusion with dense SIFT. *Information Fusion 23*, 139-155.

Liu, Y., Wang, L., Cheng, J., Li, C., & Chen, X. (2020). Multi-focus image fusion: A survey of the state of the art. *Information Fusion 64*, 71-91.

Lu, Y., Feng, X., Zhang, J., Wang, R., Zheng, K., & Kong, J. (2007). *A multi-focus image fusion based on wavelet and region detection.* Paper presented at the EUROCON 2007-The International Conference on" Computer as a Tool".

Ludusan, C., & Lavialle, O. (2012). Multifocus image fusion and denoising: a variational approach. *Pattern Recognition Letters 33*(10), 1388-1396.

Meher, B., Agrawal, S., Panda, R., & Abraham, A. (2019). A survey on region based image fusion methods. *Information Fusion, 48*, 119-132.

Memon, F., Unar, M. A., & Memon, S. (2015). Image quality assessment for performance evaluation of focus measure operators. *Mehran University Research Journal of Engineering Technology 34*(4), 379-386.

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.

Miao, Q., & Wang, B. (2005). *A novel adaptive multi-focus image fusion algorithm based on PCNN and sharpness.* Paper presented at the Sensors, and Command, Control, Communications, and Intelligence (C3I) Technologies for Homeland Security and Homeland Defense IV.

Mittal, A., Moorthy, A. K., & Bovik, A. C. (2012). No-reference image quality assessment in the spatial domain. *IEEE Transactions on image processing 21*(12), 4695-4708.

Mittal, A., Soundararajan, R., & Bovik, A. C. (2012). Making a "completely blind" image quality analyzer. *IEEE Signal processing letters 20*(3), 209-212.

Naik, S. Multi Focus Image Fusion Techniques. *Int. J. Recent Innov. Trends Comput. Commun., 3*(4), 5.

Nejati, M., Samavi, S., Karimi, N., Soroushmehr, S. R., Shirani, S., Roosta, I., & Najarian, K. (2017a). Surface area-based focus criterion for multi-focus image fusion. *Information Fusion, 36,* 284-295.

Nejati, M., Samavi, S., & Shirani, S. (2015). Multi-focus image fusion using dictionary-based sparse representation. *Information Fusion 25*, 72-84.

Nencini, F., Garzelli, A., Baronti, S., & Alparone, L. (2007). Remote sensing image fusion using the curvelet transform. *Information fusion 8*(2), 143-156.

Pajares, G., & De La Cruz, J. M. (2004). A wavelet-based image fusion tutorial. *Pattern recognition 37*(9), 1855-1872.

Pentland, A. P. (1987). A new sense for depth of field. *IEEE transactions on pattern analysis machine intelligence* (4), 523-531.

Pham, D. T., & Aslantas, V. (1999). Depth from defocusing using a neural network. *Pattern Recognition 32*(5), 715-727.

Rao, Y. R., Prathapani, N., & Nagabhooshanam, E. (2014). Application of normalized cross correlation to image registration. *International Journal of Research in Engineering Technology 3*(5), 12-16.

Raskar, R., Agrawal, A., & Tumblin, J. (2006). Coded exposure photography: motion deblurring using fluttered shutter. In *Acm Siggraph 2006 Papers* (pp. 795-804).

Rockinger, O., & Fechner, T. (1998). *Pixel-level image fusion: the case of image sequences.* Paper presented at the Signal processing, sensor fusion, and target recognition VII.

Saravanan, M., Prabhu, T., Kumar, A. S., Jagadesh, M., & Udhayamoorthi, M. (2017). Analysis and implementation of mean maximum and adaptive median for removing gaussian noise and salt & pepper noise in images. *European Journal of Applied Sciences 9*(5), 219-223.

Scrymgeour, D., Boye, R., & Adelsberger, K. (2015). *Advanced Imaging Optics Utilizing Wavefront Coding*. Retrieved from

Singh, S., & Patil, M. (2016). Multifocus image fusion based on spatial frequency and contrast based analysis under stationary wavelet transform domain. *Int. J. Sci. Eng. Res, 7*(5), 225-230.

Song, H., Yu, S., Song, L., & Yang, X. (2007). Fusion of multispectral and panchromatic satellite images based on contourlet transform and local average gradient. *Optical Engineering 46*(2), 020502.

Song, Y., Li, M., Li, Q., & Sun, L. (2006). *A new wavelet based multi-focus image fusion scheme and its application on optical microscopy.* Paper presented at the 2006 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics.

Stathaki, T. (2011). *Image fusion: algorithms and applications*: Elsevier.

Subbarao, M., Wei, T.-C., & Surya, G. (1995). Focused image recovery from two defocused images recorded with different camera settings. *Transactions on Image Processing 4*(12), 1613-1628.

Tang, H., Xiao, B., Li, W., & Wang, G. (2018). Pixel convolutional neural network for multi-focus image fusion. *Information Sciences 433*, 125-141.

Tang, H., Xiao, B., Li, W., & Wang, G. J. I. S. (2018). Pixel convolutional neural network for multi-focus image fusion. *433*, 125-141.

Tian, J., & Chen, L. (2012). Adaptive multi-focus image fusion using a wavelet-based statistical sharpness measure. *Signal Processing 92*(9), 2137-2146.

Tian, J., Chen, L., Ma, L., & Yu, W. (2011). Multi-focus image fusion using a bilateral gradient-based sharpness criterion. *Optics communications 284*(1), 80-87.

Tyagi, T., Gupta, P., & Singh, P. (2020). *A hybrid multi-focus image fusion technique using SWT and PCA.* Paper presented at the 2020 10th international conference on cloud computing, data science & engineering (confluence).

Unser, M. (1995). Texture classification and segmentation using wavelet frames. *IEEE Transactions on image processing 4*(11), 1549-1560.

Varshney, P. K. (1997). Multisensor data fusion. *Electronics Communication Engineering Journal 9*(6), 245-253.

Wan, T., Zhu, C., & Qin, Z. (2013). Multifocus image fusion based on robust principal component analysis. *Pattern Recognition Letters 34*(9), 1001-1008.

Wang, Z., & Bovik, A. C. (2006). Modern image quality assessment. *Synthesis Lectures on Image, Video, Multimedia Processing 2*(1), 1-156.

Wang, Z., & Bovik, A. C. (2011). Reduced-and no-reference image quality assessment. *IEEE Signal Processing Magazine, 28*(6), 29-40.

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.

Wang, Z., & Ma, Y. (2008). Medical image fusion using m-PCNN. *Information Fusion 9*(2), 176-185.

Wang, Z., Ziou, D., Armenakis, C., Li, D., & Li, Q. (2005). A comparative analysis of image fusion methods. *IEEE transactions on geoscience remote sensing 43*(6), 1391-1402.

Xu, K., Qin, Z., Wang, G., Zhang, H., Huang, K., & Ye, S. (2018). Multi-focus image fusion using fully convolutional two-stream network for visual sensors. *KSII Transactions on Internet Information Systems 12*(5), 2253-2272.

Xydeas, C. S., & Petrovic, V. (2000). Objective image fusion performance measure. *Electronics letters, 36*(4), 308-309.

Yang, B., & Li, S. (2007). Multi-focus image fusion based on spatial frequency and morphological operators. *Chinese Optics Letters 5*(8), 452-453.

Yang, Y. (2011). A novel DWT based multi-focus image fusion method. *Procedia engineering 24*, 177-181.

Yang, Y., Tong, S., Huang, S., Lin, P., & Fang, Y. (2017). A hybrid method for multi-focus image fusion based on fast discrete curvelet transform. *IEEE access 5*, 14898-14913.

Yoo, J.-C., & Han, T. H. (2009). Fast normalized cross-correlation. *Circuits, systems signal processing 28*(6), 819-843.

Zhang, X., Han, J., & Liu, P. (2005). Restoration and fusion optimization scheme of multifocus image using genetic search strategies. *Optica Applicata 35*(4).

Zhi-guo, J., Dong-bing, H., Jin, C., & Xiao-kuan, Z. (2004). *A wavelet based algorithm for multi-focus micro-image fusion.* Paper presented at the Third International Conference on Image and Graphics (ICIG'04).

Zhou, Z., Li, S., & Wang, B. (2014). Multi-scale weighted gradient-based fusion for multi-focus images. *Information Fusion 20*, 60-72.

ÖZGEÇMİŞ

1. İletişim Bilgileri

Adı Soyadı : Fatma ÇAKIROĞLU

Uyruğu : T.C:

2. Öğrenim Durumu

Derece	Alan	Üniversite	Yıl
Lisans	Biyomedikal Mühendisliği	Erciyes Üniversitesi	2017
Lisans	Elektrik Elektronik Mühendisliği	Erciyes Üniversitesi	2019
Lisans	Bilgisayar Mühendisliği	Erciyes Üniversitesi	Devam Ediyor
Yüksek Lisans	Elektrik Elektronik Mühendisliği	Kayseri Üniversitesi	2023

3. Yabancı Dil: İngilizce

4. Yayınları

1. Citil, F., Kurban, R., Durmus, A. & Karaköse, E. (2022). Fusion of Multi-Focus Image using Jellyfish Search Optimizer. European Journal of Science and Technology, (37), 147-155.
2. Multi focus image fusion by using swarm-based and physics-based metaheuristic algorithms: a comparative study with archimedes, atomic orbital search, equilibrium, particle swarm, artificial bee colony and jellyfish search optimizers (değerlendirme sürecinde)

5. Projeler

1. Bu çalışma, Kayseri Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Bilimsel Araştırma Projeleri Koordinatörlüğü tarafından 1051 numaralı projesi ile desteklenmektedir.