

**KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

İSTATİSTİK VE BİLGİSAYAR BİLİMLERİ ANABİLİM DALI

**SÜRÜ İHA GÖRÜNTÜLERİNİN BİRLEŞTİRİLMESİNDE PARALEL
OPTİMİZASYON ALGORİTMALARI**

DOKTORA TEZİ

SİBEL ERTÜRK BEREKETOĞLU

**EKİM 2025
TRABZON**



KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

İSTATİSTİK VE BİLGİSAYAR BİLİMLERİ ANABİLİM DALI

**SÜRÜ İHA GÖRÜNTÜLERİNİN BİRLEŞTİRİLMESİNDE PARALEL OPTİMİZASYON
ALGORİTMALARI**

Sibel ERTÜRK BEREKETOĞLU

Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsünde
DOKTOR(İSTATİSTİK)
Unvanı Verilmesi İçin Kabul Edilen Tezdir.

Tezin Enstitüye Verildiği Tarih : 25 / 09 / 2025

Tezin Savunma Tarihi : 24 / 10 / 2025

Tez Danışmanı : Prof. Dr. Orhan KESEMEN

Trabzon 2025

**KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**İstatistik ve Bilgisayar Bilimleri Anabilim Dalında
Sibel Ertürk BEREKETOĞLU Tarafından Hazırlanan**

**SÜRÜ İHA GÖRÜNTÜLERİNİN BİRLEŞTİRİLMESİNDE PARALEL
OPTİMİZASYON ALGORİTMALARI**

**başlıklı bu çalışma, Enstitü Yönetim Kurulunun 24 /10/2025 gün ve 2092 sayılı
kararıyla oluşturulan jüri tarafından yapılan sınavda
DOKTORA TEZİ
olarak kabul edilmiştir.**

Jüri Üyeleri

Başkan : Prof. Dr. Ali Hikmet DEĞER

Üye : Prof. Dr. Orhan KESEMEN

Üye : Dr. Öğr. Üyesi Halil İbrahim ŞAHİN

Üye : Prof. Dr. Fatma Zehra DOĞRU

Üye : Prof. Dr. Özlem ŞENVAR

**Prof. Dr. Asim KADIOĞLU
Enstitü Müdürü**

ÖNSÖZ

“Sürü İHA Görüntülerinin Birleştirilmesinde Paralel Optimizasyon Algoritmaları” isimli bu tez Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü İstatistik ve Bilgisayar Bilimleri Anabilim Dalı, Doktora Programı’nda hazırlanmıştır.

Tez çalışmam boyunca hiçbir desteğini esirgemeyen ve bilim insanı olma yolundaki ilk adımlarımı atarken kıymetli bilgileriyle ve tecrübesiyle yolumu aydınlatan danışman hocam Prof. Dr. Orhan KESEMEN’e teşekkürü bir borç bilirim. Verilerin toplanmasında katkılarından dolayı Öğr. Gör. Dr. Gülay KARAHANLI’ya teşekkür ederim. Ayrıca, yapıcı eleştirileri ve önerileri ile tezime büyük katkılarda bulunan saygıdeğer hocalarım Prof. Dr. Ali Hikmet DEĞER’e ve Dr. Öğr. Üyesi Halil İbrahim ŞAHİN’e, eğitim öğretim hayatımda katkısı olan tüm hocalarıma teşekkür ederim.

Son olarak, doğduğum günden beri elimi hiç bırakmayan, hayatım boyunca aldığım tüm kararlarda bilgi ve tecrübelerinden faydalandığım ve her kararında arkamda olan, maddi ve manevi desteklerini hiçbir zaman esirgemeyen ve bugünlere gelmemde en büyük paya sahip olan annem Zeynep ERTÜRK ve babam Osman ERTÜRK’e, kardeşim Asutay ERTÜRK’e teşekkür eder, minnettarlığımı sunarım. Doktora çalışmam boyunca bana verdiği her türlü desteğinden dolayı eşim Abdullah BEREKETOĞLU’na da ayrıca teşekkür etmek isterim.

Bu tez çalışmasının bundan sonraki çalışmalara katkı sağlamasını temenni ederim.

Sibel ERTÜRK BEREKETOĞLU

Trabzon 2025

TEZ ETİK BEYANNAMESİ

Doktora Tezi olarak sunduğum “Sürü İHA Görüntülerinin Birleştirilmesinde Paralel Optimizasyon Algoritmaları” başlıklı bu çalışmayı baştan sona kadar danışmanım Prof. Dr. Orhan KESEMEN’in sorumluluğunda tamamladığımı, verileri/örnekleri kendim topladığımı, deneyleri/analizleri ilgili laboratuvarlarda yaptığımı/yaptırdığımı, başka kaynaklardan aldığım bilgileri metinde ve kaynakçada eksiksiz olarak gösterdiğimi, çalışma sürecinde bilimsel araştırma ve etik kurallara uygun olarak davrandığımı ve aksinin ortaya çıkması durumunda her türlü yasal sonucu kabul ettiğimi beyan ederim. 24/10/2025

Sibel ERTÜRK BEREKETOĞLU

İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa No</u>
ÖNSÖZ	III
TEZ ETİK BEYANNAMESİ.....	IV
İÇİNDEKİLER.....	V
ÖZET	VII
SUMMARY	VIII
ŞEKİLLER DİZİNİ	IX
TABLolar DİZİNİ.....	XI
SEMBOLLER VE KISALTMALAR DİZİNİ	XII
1. GENEL BİLGİLER	1
1.1. Yapay Arı Koloni Optimizasyonu.....	5
1.2. Yapay Çekirge Sürü Optimizasyon Algoritması.....	7
1.3. Görüntü Ön Bilgileri	9
2. YAPILAN ÇALIŞMALAR.....	11
2.1. Kesilmiş Görüntü Birleştirme Problemi.....	12
2.1.1. Bir Boyutta Birleştirme Yaklaşımı	12
2.1.2. İki Boyutta Birleştirme Yaklaşımı	15
2.2. Örtüşen Görüntülerin Birleştirilmesi Yaklaşımı	19
2.2.1. İki Yönlü Örtüşen Birleştirme.....	20
2.2.2. Dört Yönlü Örtüşen Birleştirme.....	21
2.3. Çok Yönlü Örtüşen Birleştirme.....	22
2.3.1. Uzaktan Algılama Görüntülerinin Birleştirilmesi.....	22
2.3.2. Arama Bölgesinin Belirlenmesi	23
2.3.3. Örtüşen Bölgenin Koordinatlarının Belirlenmesi	25
2.3.4. Ortalama Kare Hata Tabanlı Amaç Fonksiyonu.....	26
2.3.5. Korelasyon Tabanlı Amaç Fonksiyonu.....	27
2.4. Çok Sürülü Optimizasyon Algoritmaları	28
2.4.1. Çoklu Kovan Yapay Arı Koloni Algoritması (MH-ABC).....	29
2.4.2. Çoklu Kavim Yapay Çekirge Sürü Algoritması (MT-ALSO).....	30
3. BULGULAR VE TARTIŞMA	32
3.1. İki Görüntünün Birleştirilmesi Problemi.....	32

3.1.1.	MSE Kullanılarak İki Görüntünün Doğrudan Birleştirilmesi.....	33
3.1.2.	NCC Kullanılarak İki Görüntünün Doğrudan Birleştirilmesi.....	34
3.1.3.	MSE Kullanılarak İki Görüntünün ABC ile Birleştirilmesi.....	36
3.1.4.	NCC Kullanılarak İki Görüntünün ABC ile Birleştirilmesi.....	38
3.1.5.	MSE Kullanılarak İki Görüntünün ALSO ile Birleştirilmesi	40
3.1.6.	NCC Kullanılarak İki Görüntünün ALSO ile Birleştirilmesi	42
3.2.	Çoklu Görüntünün Birleştirme Problemi	44
3.2.1.	MSE Kullanılarak Çoklu Görüntünün MH-ABC ile Birleştirilmesi.....	47
3.2.2.	NCC Kullanılarak Çoklu Görüntünün MH-ABC ile Birleştirilmesi.....	47
3.2.3.	MSE Kullanılarak Çoklu Görüntünün MT-ALSO ile Birleştirilmesi.....	48
3.2.4.	NCC Kullanılarak Çoklu Görüntünün MT-ALSO ile Birleştirilmesi.....	49
4.	SONUÇLAR.....	51
5.	ÖNERİLER.....	53
6.	KAYNAKLAR	55
ÖZGEÇMİŞ		

Doktora Tezi

ÖZET

SÜRÜ İHA GÖRÜNTÜLERİNİN BİRLEŞTİRİLMESİNDE PARALEL OPTİMİZASYON ALGORİTMALARI

Sibel ERTÜRK BEREKETOĞLU

Karadeniz Teknik Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
İstatistik ve Bilgisayar Bilimleri Anabilim Dalı
Danışman: Prof. Dr. Orhan KESEMEN
2025, 56 Sayfa

Savunma sanayiinde ve sivil uygulamalarda İnsansız Hava Araçlarının (İHA) kullanımı, özellikle sürü İHA sistemlerinin gelişimi ile birlikte, görüntü mozaikleme ihtiyacını artırmıştır. Çalışmada, görüntülerin örtüşen bölgelerindeki benzerlik seviyesini ölçmek için Ortalama Kare Hata (MSE) ve Normalize Çapraz Korelasyon (NCC) amaç fonksiyonları olarak kullanılmıştır. Tezin ana katkısı, çoklu görüntülerin eşzamanlı birleştirilmesi problemine yöneliktir. Bu problem, her görüntü çifti için ayrı ve bağımsız bir arama uzayı gerektiren çoklu amaç (multi-objective) karakteristiği gösterir. Bu zorluğun üstesinden gelmek için, klasik algoritmaların çok sürümlü versiyonları olan Çok Kovanlı Yapay Arı Koloni (MH-ABC) ve Çok Kavimli Yapay Çekirge Sürü (MT-ALSO) algoritmaları önerilmiş ve geliştirilmiştir. Önerilen çok sürümlü algoritmalar, bir drone ile çekilmiş 9 adet gerçek ayçiçeği tarlası görüntüsünden oluşan karmaşık bir probleme uygulanmıştır. Elde edilen bulgular, MH-ABC ve MT-ALSO algoritmalarının, çoklu ve paralel arama uzaylarına sahip bu tür karmaşık görüntü birleştirme problemlerini çözmede uygulanabilir ve etkili olduğunu kanıtlamış, parçalı görüntüleri başarıyla bir araya getirerek bütünlüklü bir mozaik oluşturmuştur.

Anahtar Kelimeler: Görüntü Birleştirme, Görüntü Mozaikleme, Meta-sezgisel Optimizasyon, Yapay Arı Koloni (ABC), Yapay Çekirge Sürü Optimizasyon (ALSO), Çok Sürümlü Optimizasyon, İHA, Uzaktan Algılama.

PhD. Thesis

SUMMARY

PARALLEL OPTIMIZATION ALGORITHMS IN COMBINING SWARM UAV IMAGES

Sibel ERTÜRK BEREKETOĞLU

Karadeniz Technical University
The Graduate School of Natural and Applied Sciences
Statistics and Computer Sciences Graduate Program
Supervisor: Prof. Dr. Orhan KESEMEN
2025, 56 Pages

The use of Unmanned Aerial Vehicles (UAVs) in the defense industry and civilian applications, particularly with the development of swarm UAV systems, has increased the need for image mosaicing. In this study, Mean Square Error (MSE) and Normalized Cross Correlation (NCC) were used as objective functions to measure the level of similarity in overlapping regions of images. The main contribution of the thesis addresses the problem of simultaneous fusion of multiple images. This problem exhibits the multi-objective characteristic of requiring a separate and independent search space for each image pair. To overcome this challenge, the Multi-Hive Artificial Bee Colony (MH-ABC) and Multi-Cavity Artificial Locust Swarm (MT-ALSO) algorithms, which are multi-swarm versions of classical algorithms, were proposed and developed. The proposed multi-swarm algorithms were applied to a complex problem consisting of nine real sunflower field images captured by a drone. The findings prove that MH-ABC and MT-ALSO algorithms are applicable and effective in solving such complex image fusion problems with multiple and parallel search spaces, and successfully combine the fragmented images to form an integrated mosaic.

Key Words: Image Stitching, Image Mosaicking, Metaheuristic Optimization, Artificial Bee Colony (ABC), Artificial Locust Swarm Optimization (ALSO), Multi-Swarm Optimization, UAV, Remote Sensing.

ŞEKİLLER DİZİNİ

	<u>Sayfa No</u>
Şekil 1. Sayısal görüntü koordinat tanımlaması	10
Şekil 2. Bir boyutta görüntü birleştirme	14
Şekil 3. İki boyutta kesilmiş görüntülerin birleştirilmesi	18
Şekil 4. Bir boyutta örtüşmeli görüntü birleştirme	21
Şekil 5. Arama bölgesinin belirlenmesi	24
Şekil 6. Seçilen ardıl ve öncül görüntü parçaları	32
Şekil 7. Ardıl ve öncül görüntü parçalarının tüm çakışma bölgelerindeki MSE değerleri	33
Şekil 8. Ardıl ve öncül görüntü parçalarının MSE kullanarak doğrudan birleştirilmesi	34
Şekil 9. Ardıl ve öncül görüntü parçalarının tüm çakışma bölgelerindeki NCC değerleri	34
Şekil 10. Ardıl ve öncül görüntü parçalarının NCC kullanarak doğrudan birleştirilmesi	35
Şekil 11. MSE amaç fonksiyonuna göre ABC algoritmasını 1. iterasyondaki en iyi çözümü	36
Şekil 12. MSE amaç fonksiyonuna göre ABC algoritmasını 10. iterasyondaki en iyi çözümü	36
Şekil 13. MSE amaç fonksiyonuna göre ABC algoritmasını 20. iterasyondaki en iyi çözümü	37
Şekil 14. MSE amaç fonksiyonuna göre ABC algoritmasını 40. iterasyondaki en iyi çözümü	37
Şekil 15. NCC amaç fonksiyonuna göre ABC algoritmasını 1. iterasyondaki en iyi çözümü	38
Şekil 16. NCC amaç fonksiyonuna göre ABC algoritmasını 10. iterasyondaki en iyi çözümü	39
Şekil 17. NCC amaç fonksiyonuna göre ABC algoritmasını 20. iterasyondaki en iyi çözümü	39
Şekil 18. NCC amaç fonksiyonuna göre ABC algoritmasını 40. iterasyondaki en iyi çözümü	40
Şekil 19. MSE amaç fonksiyonuna göre ALSO algoritmasını 1. iterasyondaki en iyi çözümü	41
Şekil 20. MSE amaç fonksiyonuna göre ALSO algoritmasını 10. iterasyondaki en iyi çözümü.....	41

Şekil 21.	MSE amaç fonksiyonuna göre ALSO algoritmasını 20. iterasyondaki en iyi çözümü.....	42
Şekil 22.	MSE amaç fonksiyonuna göre ALSO algoritmasını 40. iterasyondaki en iyi çözümü.....	42
Şekil 23.	NCC amaç fonksiyonuna göre ALSO algoritmasını 1. iterasyondaki en iyi çözümü	43
Şekil 24.	NCC amaç fonksiyonuna göre ALSO algoritmasını 10. iterasyondaki en iyi çözümü.....	43
Şekil 25.	NCC amaç fonksiyonuna göre ALSO algoritmasını 20. iterasyondaki en iyi çözümü.....	44
Şekil 26.	NCC amaç fonksiyonuna göre ALSO algoritmasını 40. iterasyondaki en iyi çözümü.....	44
Şekil 27.	Çoklu birleştirme için seçilen tüm görüntü parçaları	46
Şekil 28.	Dokuz ayrı örtüşen görüntü parçaları	46
Şekil 29.	MSE amaç fonksiyonuna göre ABC algoritmasını 200. iterasyon soncundaki en iyi çözümü	47
Şekil 30.	NCC amaç fonksiyonuna göre ABC algoritmasını 200. iterasyon soncundaki en iyi çözümü	48
Şekil 31.	MSE amaç fonksiyonuna göre ALSO algoritmasını 200. iterasyon soncundaki en iyi çözümü	49
Şekil 32.	NCC amaç fonksiyonuna göre ALSO algoritmasını 200. İterasyon soncundaki en iyi çözümü	50

TABLÖLAR DİZİNİ

	<u>Sayfa No</u>
Tablo 1. MSE değerine göre tek boyutta sırasıyla yerleştirilmiş görüntü parçaları	15
Tablo 2. MSE değerine göre iki boyutta sırasıyla yerleştirilmiş görüntü parçaları	17
Tablo 3. Bölüm 3.1’deki örnek çözümlerin hesaplama zamanları	52



SEMBOLLER VE KISALTMALAR DİZİNİ

İHA	: İnsansız hava aracı
SİHA	: Silahlı insansız hava aracı
MSE(.)	: Kare hataları ortalaması
C(.)	: Örtüşen bölgenin korelasyon katsayısı
NCC(.)	: Normaliz edilmiş çapraz korelasyon katsayısı
ABC	: Yapay arı koloni algoritması
MH-ABC	: Çoklu kovan yapay arı koloni algoritması
ALSO	: Yapay çekirge sürü optimizasyon algoritması
MT-ALSO	: Çoklu kavimli yapay çekirge sürü optimizasyon algoritması

1. GENEL BİLGİLER

Son yıllarda dünya genelinde siyasi gerginliklerin artmasıyla birlikte ülkelerin savunma sanayine yaptıkları yatırımlar ve yenilikçi araştırmalar giderek artmaktadır. Savunma sanayisinde nicel değerlerden daha çok nitel gelişmeler giderek ön plana çıkmaktadır. Dolayısıyla daha akıllı silah sistemlerinin tasarlanması savunma sanayisinin gücünü ortaya koymaktadır. İHA ve SİHA'lar özellikle ülkemizin yerli ve milli sanayisinde başat rolü üstlenmesiyle birlikte bu alandaki akademik çalışmalar artış göstermektedir. İHA ve SİHA'larda oldukça gelişmiş bir yapay zeka kullanımı söz konusu olmuştur. Öte yandan sürü İHA'lar aynı anda birçok görevi birlikte yapmaktadır. Dolayısıyla birçok görevin paylaşımı söz konusu olduğundan en iyi görev paylaşımını yapmak için alanın bütünleşik görüntüsünün elde edilmesi gerekir. Bunun için her bir İHA'dan elde edilen görüntülerin birleştirilmesi (mozaikleme) gerekir.

Görüntü birleştirme, birden çok görüntünün örtüşen bölgeleri üst-üste gelecek şekilde birleştirilmesiyle bütünsel bir görüntü elde edilmesi sürecidir (Moik, 1980). Uzaktan algılama günümüzde hızlı bir şekilde gelişme gösteren ve birçok alanda yaygın bir şekilde kullanılmaktadır. Bu alanlar, biyolojik çeşitliliğin korunması, afet bölgelerinin tespiti, çevresel kirliliğin tespiti gibi sayılabilir (Knorn, ve diğerleri, 2009).

İlk görüntü birleştirme algoritmaları, bilgisayarla gözü ve sayısal görüntü işleme alanlarında yapılan erken çalışmalara dayanmaktadır. Görüntü birleştirme kavramı, temel olarak 1970'lerin sonları ve 1980'lerin başlarında ortaya çıkmıştır. Bu alanda ilk önemli çalışmalardan biri, 1983 yılında Peter Burt ve Edward Adelson tarafından geliştirilmiştir. Burt ve Adelson, laplasiyen piramit temelli görüntü füzyonu ve birleştirme teknikleri üzerine çalışmalar yapmış ve görüntüleri daha doğal bir şekilde birleştirme konusunda önemli ilerlemeler kaydetmişlerdir (Burt & Adelson, 1983).

Daha sonra, 1990'lı yıllarda Richard Szeliski ve David G. Lowe gibi araştırmacılar, özellik tabanlı görüntü birleştirme yöntemleri üzerine çalışmalar yapmış ve modern algoritmaların temelinı atmışlardır. Özellikle Lowe'un SIFT (Scale-Invariant Feature Transform) algoritması, birleştirme sürecinde kullanılan en etkili yöntemlerden biri olmuştur (Szeliski, 1996; Lowe, 1999).

Özetle, ilk görüntü birleştirme algoritmalarının gelişimi 1980'lerde başlamış olup, 1990'lardan itibaren daha gelişmiş ve ölçeklenebilir yöntemler ortaya çıkmıştır.

Yarı otomatik bir yöntemle çapraz kesimli parçalanmış belgelerin birleştirilmesi Deever ve diğ. (2012) tarafından incelenmiştir. Otomatik algoritmalar, taranmış belge parçalarını bölütlemek ve yönlendirmek, özellikleri çıkarmak ve potansiyel olarak en iyi eşleşmeleri belirlemek için kullanılmıştır.

Deneylerde, DARPA Şifrelenmiş Belge Testi (DARPA Challenge) üzerinde test edilen otomatik belge yeniden yapılandırma algoritması, çok parçalı yırtılmış belgeleri başarıyla yeniden oluşturabilmiştir (Deever & Gallagher, 2012).

Liu ve diğ. (2014) tarafından belge parçalarını yeniden yapılandırma süreci incelenmiştir. Karakter bilgileri kullanılarak özellik çıkarımı yapılmıştır. Akıllı algoritmalar, karakterleri tanımlamak ve parçaların uygun şekilde eşleştirilip eşleştirilmediğini test etmek için kullanılmıştır. Belge yeniden yapılandırma süreci, boş alan arama algoritması kullanılarak ilk sütundaki parçaların seçilmesiyle başlar. Daha sonra, her satır bitişik parçaların aranmasıyla yeniden oluşturulur. Bu işlem iki yöntemle gerçekleştirilmiştir:

1. Minimum Öklid mesafesine dayalı sağa yönlü çıkarım algoritması
2. Özel durumlar için sağa yönlü arama süreci ve ilgili çözüm algoritmaları

Sonsuz döngü oluştuğunda, sağa yönlü çıkarım algoritması durur ve mevcut parçalar raporlanır. Bu noktada insan müdahalesi gerekebilir. Yanlış aramaları düzeltmek için desen tanıma yöntemi kullanılarak parçalar yeniden düzenlenir (Liu, Qiu, Lu, & Fang, 2014).

Belge dikme işlemi için optimal dikiş yöntemi Liu ve diğ. (2016) tarafından geliştirilmiştir. İlk olarak örtüşen bölge tespit edilmiş, ardından optimal dikiş noktası belirlenmiştir. Hough dönüşümü (Mukhopadhyay & Chaudhuri, 2015), birçok kenar gözeği arasında çizgi bölütleri tespit etmek için kullanılmıştır. Kenar tespiti Sobel operatörü (Kanopoulos, Vasanthavada, & Baker, 1988) ile gerçekleştirilmiştir.

Eğiklik düzeltme işleminden sonra, SURF algoritması kullanılarak özellik noktaları tespit edilmiş ve eşleşen bölgeler belirlenmiştir. Ardından, gri tonlamalı görüntü Otsu'nun algoritması (Otsu & Otsu, Nobuyuki, 1979) ile ikili görüntüye dönüştürülerek, optimal dikiş noktası aranmıştır. İkili görüntülerde bağlantılı bölgeleri belirlemek için bilgisayarla görü yöntemiyle etiketleme yapılmıştır. İlk optimal dikiş alanı seçimi yapıldıktan sonra projeksiyon yöntemi kullanılarak optimal dikiş yolu bulunmuştur.

Dhokley (2017) tarafından iki görüntü arasındaki örtüşen bölgelerin tespit edilmesi ve birleştirilmesi incelenmiştir. Görüntü birleştirme işleminin temel amacı, kamera görüş

açısının 35 ila 50 dereceyle sınırlı olmasına karşın, insan görüş açısının yaklaşık 200 derece olmasıdır.

Bu çalışmada ilk adım, örtüşen bölgelerin tespit edilmesidir. İki görüntü analiz edilerek, ortak gözek noktaları gözek bazlı karşılaştırmalarla eşleştirilmiştir. Örtüşen alanları belirlemek için iki yönlü tarama yapılmıştır. Tarama işlemi yatay veya dikey olarak gerçekleştirilmiş ve örtüşen bölge tespit edildikten sonra görüntüler birleştirilmiştir. Alpha kesim yöntemi, birleşme noktalarındaki kopmaları gidermek için kullanılmıştır (Dhokley, Zamirhasan, Zahid, & Asif, 2017).

Nemra ve diğ. (2018) tarafından görüntü birleştirme için iki algoritmanın nicel analizi yapılmıştır. Bu çalışmada üç aşamalı bir süreç kullanılmıştır: İlk aşamada, yeni görüntü ve alt mozaik görüntü kayıtları yapılır. İkinci aşamada, özellik tespiti ve biçimsel eşleştirme tahmini gerçekleştirilir.

- KLT algoritması (Kanade-Lucas-Tomasi takipçisi) kullanılarak özellik tespiti ve eşleştirme: Bu teknik, optik akışa dayanmaktadır. Harris dedektörü, bir görüntüde ilgi noktalarını belirlemek için kullanılır ve bir sonraki görüntüde bu noktalar optik akış tahmin edilerek izlenir.
- SURF (Speeded-Up Robust Features) algoritması kullanılarak özellik tespiti ve eşleştirme: Bu yöntem, ölçek ve değişmezlik açısından kararlı bir tekniktir. SURF dedektörü iki görüntüdeki ilgi noktalarını belirler ve bu noktalar, SURF tanımlayıcıları kullanılarak eşleştirilir. Homografi matrisi, Doğrudan Doğrusal Dönüşüm (DLT) ve Rastgele Örneklem Konsensüsü (RANSAC) algoritmalarıyla tahmin edilir. Son adım ise perspektif dönüştürmedir.

Özellik çıkarımı KLT ve SURF algoritmalarıyla gerçekleştirilmiş ve karşılaştırılmıştır. KLT algoritmasının, SURF özellik tespit algoritmasından üç kat daha hızlı olduğu tespit edilmiştir. Ancak analiz sonucunda, SURF algoritması kullanılarak oluşturulan mozaik görüntünün, KLT'ye kıyasla daha iyi sonuçlar verdiği gösterilmiştir (Nemra, Khellal, & Sayah, 2018).

Görüntü dikme işleminde özellik tabanlı eşleştirme algoritması olan Izgara-Tabanlı Hareket İstatistikleri (GSM), yüksek hızda çalışan ve güçlü bir görüntü özellik eşleştirme algoritmasıdır. Ancak, doğru eşleşme oranı ve kayıt doğruluğu düşük kalmaktadır (Yan & Han, 2018).

Öncelikle ORB yöntemi kullanılarak iki görüntünün özellik noktaları tespit edilip tanımlanmıştır. Yanlış eşleşmeleri ayıklamak için çift taraflı eşleştirme yöntemi uygulanmış

ve GSM algoritması, doğru ve yanlış eşleşmeleri ayırmak için kullanılmıştır. RANSAC yöntemi, temel matris hesaplamasında kullanılmıştır. Ardından, iki bitişik görüntü arasındaki homografi matrisi dönüşüm modeli olarak seçilmiştir. Ağırlıklı ortalama füzyon algoritması, hizalanmış görüntüleri birleştirmek için kullanılmıştır. Görüntü eklem yerlerini gidermek amacıyla, üst üste binen alanlardaki gözetikler, ilgili ağırlıklara göre süper ızgara yöntemiyle birleştirilmiştir. Füzyon işlemi tamamlandıktan sonra, yeniden oluşturulan görüntülerin renk ve parlaklık uyumu daha doğal hale gelmiştir (Yan & Han, 2018).

Görüntü mozaikleme, birden çok örtüşen görüntüyü daha geniş bir görüş alanına sahip tek bir panoramik görüntüde birleştirmeyi amaçlayan temel bir bilgisayarlı görü tekniğidir (Soltanpour & Joslin, 2023). 2025 yılı akademik yayınları, geleneksel özellik tabanlı (SIFT, SURF) yaklaşımların sınırlılıklarını aşmayı hedefleyen derin öğrenme (deep learning) temelli yöntemlerin alana egemen olduğunu açıkça göstermektedir. Bu yönelim, özellikle gerçek dünya uygulamalarında karşılaşılan temel zorluklara karşı mozaikleme kalitesini ve sağlamlığını artırmaya odaklanmıştır.

Son yıllarda literatüründeki en kritik eğilim, mozaikleme sürecinin tamamını kapsayan uçtan uca derin sinir ağı mimarilerinin kullanımıdır (Yang, ve diğerleri, 2025). Geleneksel olarak ayırık olan özellik eşleştirme, görüntü çarpıtma (warping) ve karıştırma (blending) aşamaları, bu yeni yapılar içinde tek bir öğrenme problemi olarak ele alınmaktadır. Derin öğrenme, görüntüler arasındaki en uygun dönüşüm matrislerini (homografi) doğrudan tahmin etme yeteneği sayesinde, özellikle düşük dokulu sahnelerde ve aydınlatma değişiklikleri altında bile geleneksel yöntemlere göre üstün bir hizalama doğruluğu sunmaktadır (Yang, ve diğerleri, 2025). Yang (2025) tarafından yayımlanan kapsamlı bir inceleme makalesi, bu ilerlemelerin sanal gerçeklik (VR), otonom sistemler ve gözetim teknolojileri gibi alanlardaki yaygın uygulamasını vurgulamaktadır.

Bu çalışmada uzaktan algılama görüntülerinin birleştirilmesi için çok kovanlı yapay arı koloni (MH-ABC) algoritması ve çok aileli yapay çekirge sürü optimizasyon (MF-ALSO) algoritmaları geliştirilmiştir. Her görüntü parçası bir temel görüntü olarak seçilmekte ve diğer görüntüler örtüşen görüntü olarak tek tek temel görüntü ile karşılaştırılmaktadır. Her karşılaştırma işlemi çevrimsel bir optimizasyon yardımıyla gerçekleştirilmektedir. Ancak tüm karşıştırmaların paralel yapılması en iyi karşıştırmaların çoklu yapılmasıyla mümkündür. Genel anlamda en yüksek karşıştırmaları çoklu amaç fonksiyonları yardımıyla yapılabilir.

1.1. Yapay Arı Koloni Optimizasyonu

Yapay arı kolonisi (ABC) algoritması, Karaboğa (2007) tarafından arıların doğadaki davranışları temel alınarak geliştirilen popülasyon tabanlı bir optimizasyon tekniğidir. Günümüzde birçok optimizasyon probleminde rahatlıkla uygulanabilen hızlı ve güvenilir bir teknik haline dönüşmüştür.

Yapay arı kolonisi (ABC) algoritmasında; işçi arılar, gözcü arılar ve kâşif (scout) arılar olmak üzere üç grup arı bulunmaktadır. Modelin yarısını işçi, diğer yarısını da gözcü arılar oluşturmaktadır. Nektar kaynağı sayısının işçi arı bulundurulması algoritmanın bir gereği olarak düşünülmektedir. Öte yandan gözcü arıların böyle bir zorunluluğu olmamasına rağmen yine de literatürde işçi arılarla aynı sayıda kullanılmaya devam etmektedir. Dolayısıyla her nektar bölgesi için bir işçi arı görevlendirilirken her nektar bölgesi için bir veya birden çok gözcü arı görevlendirileceği gibi bazı nektar bölgelerine hiç gözcü arı gitmeyebilir (Karaboga & Akay, 2009).

Her çevrimin üç aşaması vardır; işçi ve gözcü arıların kaynaklara gönderilmesi, gidilen kaynakların nektar miktarlarının hesaplanması ve kâşif arının belirlenerek yeni bir kaynağa rastgele konumlanması. Burada yiyecek kaynakları, optimize edilmesi için üzerinde çalışılan problemin olası çözümlerine karşılık gelmektedir. Bir kaynağın nektar miktarı ise söz konusu kaynağın ifade ettiği çözümün kalite değerini temsil etmektedir. Gözcü arılar gidecekleri kaynağı belirlerken rulet tekerleği ilkesini temel alırlar. Her kolonide rastgele araştırma yapan, yiyecek ararken de herhangi bir ön bilgi kullanmayan kâşif arılar bulunmaktadır. Bu nedenle arama maliyetleri düşüktür. Bu arıların buldukları nektar kaynakları da düşük olmakla birlikte zengin nektar kaynakları bulmaları da olasıdır. ABC algoritmasında “limit” parametresine göre işçi arılardan biri seçilir ve kâşif arı haline getirilir. Limit parametresiyle belirlenmiş sayıdaki denemeyle çözüm geliştirilememişse söz konusu kaynak terk edilir ve bu kaynağa gidip gelen işçi arı kâşif arıya dönüşür (Bansal, Sharma, & Jadon, 2013).

Etkili bir arama sürecinde keşif (exploration) ve keşfedilenden faydalanma (exploitation) işlemleri eş zamanlı olarak yapılmalıdır. ABC algoritmasında keşif sürecinde kâşif arılar, keşfedilen kaynaklardan faydalanma işleminde ise gözcü ve işçi arılar görev almaktadır. Gerçek arılarda taşıma hızını koloninin bir kaynağı bulması ve onu kovana getirmesi belirler. Yapay arılar durumunda ise bulunan çözümün kalite değeri taşıma hızında etkin bir faktördür (Bansal, Sharma, & Jadon, 2013).

Algoritma 1. ABC algoritmasının temel adımları aşağıda verilmiştir (Karaboga & Akay, 2009):

Adım 1. Başlatma:

- Rastgele bir başlangıç yiyecek kaynağı popülasyonu oluşturulur.
- Her bir yiyecek kaynağının konumu ve nektar miktarı belirlenir.

Adım 2. İşçi Arılar:

- İşçi arılar, her bir yiyecek kaynağına atanır.
- İşçi arılar, kendi yiyecek kaynaklarının etrafında arama yaparak nektar miktarını artırmaya çalışırlar.

Adım 3. Gözcü Arılar:

- Gözcü arılar, kovan içinde beklerler ve işçi arıların danslarını izlerler.
- İşçi arıların dansları, yiyecek kaynaklarının konumu ve nektar miktarı hakkında bilgi içerir.
- Gözcü arılar, bu bilgileri kullanarak en iyi yiyecek kaynaklarını seçerler.

Adım 4. Keşifçi Arılar:

- Keşifçi arılar, yeni yiyecek kaynakları bulmak için rastgele arama yaparlar.
- Eğer yeni bir yiyecek kaynağı bulurlarsa, bu kaynağı diğer arılarla paylaşırlar.

Adım 5. Güncelleme:

- Yiyecek kaynaklarının konumları ve nektar miktarları güncellenir.
- En iyi çözümler güncellenir.

Adım 6. Durdurma Kriteri:

- Belirli bir iterasyon sayısına ulaşılan kadar veya belirli bir uygunluk değerine ulaşılan kadar adımlar 2-5 tekrarlanır.

Yapay arı koloni algoritmasının artıları: Basit ve anlaşılır bir yapıya sahip olması; Hızlı bir şekilde iyi çözümler bulabiliyor olması; Çeşitli optimizasyon problemlerine uygulanabiliyor olması şeklinde sıralanabilir. Algoritmanın eksileri ise: Yerel optimumlara takılabilir olması; Parametre ayarlaması gerektirebilir olmasıdır. ABC, mühendislik, finans, yapay zeka gibi birçok alanda kullanılmaktadır. Örnek olarak, aşağıdaki alanlarda başarılı bir şekilde uygulanmıştır (Bansal, Sharma, & Jadon, 2013):

- Fonksiyon optimizasyonu

- Makine öğrenimi
- Görüntü işleme
- Kontrol sistemleri

1.2. Yapay Çekirge Sürü Optimizasyon Algoritması

Yapay çekirge sürü optimizasyon (ALSO) algoritması kesemem ve diğerleri tarafından çekirgelerin doğadaki sosyal ve bireysel davranışları gözlenerek geliştirilen bir optimizasyon tekniğidir. Bu algoritma muadillerine göre oldukça hızlı ve hassas bir algoritmadır. Optimizasyon algoritmalarının arama ve sömürme arasındaki ilişkiyi ve dengeyi ortaya açık şekilde koyan ilk algoritmadır. Bu algoritmanın kolay anlaşılır ve her probleme rahatlıkla uyarlanan bilmesi yöntemin diğer bir üstün özelliğidir (Kesemen, Özkul, Tezel, & Tiryaki, 2023).

Yapay çekirge sürü optimizasyon algılamasında başlangıçta ana çekirgeler arama bölgesine rastgele dağıtılmakta ve burada her ana çekirge aile büyüklüğüne göre yavru yapmaktadır. Bu yavrular aynı çevrim içerisinde gelişerek olgun bir birey haline gelmekte ve etrafındaki yiyecek bölgelerine sıçrayarak ulaşmaktadır. Bir ana çekirgenin etrafındaki bölgelere sıçrayan yavrular ana çekirge dahil olmak üzere en iyi aile bireyi sağ kalmakta diğerleri yok olmaktadır. Sağ kalan yeni çekirge diğer ailelerin sağ kalan bireyleriyle sürü haline gelmekte ve kendi bölgesinin kalitesini,

$$u_i = \frac{f(x_i) - f_{min}(x)}{f_{max}(x) - f_{min}(x)} \quad (1)$$

biçiminde ters uygunluk fonksiyonu yardımıyla belirlemektedir. Bu ters uygunluk fonksiyonunda $f(x)$ fonksiyonu x konumunun amaç değeri vermektedir. Ters uygunluk fonksiyonu yardımıyla $i - nci$ bireyin maksimum sıçrama yarı çapını,

$$r_i = r_0(u_i + d_t) \quad (2)$$

biçiminde belirlemektedir. Burada d_t , $t - nci$ çevrimdeki duyarlılık fonksiyonu iken r_0 başlangıçta kabul edilen temel sıçrama uzaklığıdır. Böylelikle bir çevrim tamamlanmış olur. Sağ kalan yeni çekirge kendisi ana çekirgenin yerini almakta ve aynı sürece kendi yeni

yavrularıyla devam ettirmektir. İstenen çevrim sayısına ulaşan sürünün en iyi bireyin bölgesi problemin çözüm konumunu vermektedir.

ALSO algoritmasının temelinde, çekirgelerin yiyecek arama ve yayılma davranışları yatar. Algoritma, her bir çekirgeyi bir çözüm adayı olarak temsil eder. Çekirgeler, arama uzayında hareket ederek en iyi çözümü bulmaya çalışırlar.

Algoritma 2. ALSO algoritmasının temel adımları aşağıda verilmiştir (Kesemen, Özkul, Tezel, & Tiryaki, 2023):

Adım 1. Başlatma:

- Rastgele bir başlangıç popülasyonu oluşturulur.
- Her bir ana çekirgenin konumu rastgele belirlenir.

Adım 2. Uygunluk Değerlendirmesi:

- Her bir çekirgenin uygunluk değeri hesaplanır. Bu değer, çekirgenin çözümünün ne kadar iyi olduğunu gösterir. Algoritma kullanılmak üzere ters uygunluk fonksiyonu da hesaplanmaktadır.

Adım 3. Hareket ve Yayılma:

- Yeni doğan çekirgeler, kendi ebeveynlerinin etrafında ters uygunluk fonksiyonuna göre sırayarak hareket ederler.
- Aynı zamanda, rastgele yönlerde hareket ederek arama uzayını keşfederler.

Adım 4. Güncelleme:

- Her ailede en iyi çekirge konumu ailenin yeni konumu olarak güncellenir.
- Her aileden en iyi çekirge sürüde kalırken diğerleri sürüden atılır.

Adım 5. Durdurma Kriteri:

- Belirli bir iterasyon sayısına ulaşılan kadar veya belirli bir uygunluk değerine ulaşılan kadar adımlar 2-4 tekrarlanır.

ALSO algoritmasının artıları: Basit ve anlaşılır bir yapıya sahip olması; Hızlı bir şekilde iyi çözümler bulabilir olması; Çeşitli optimizasyon problemlerine kolayca uygulanabilir olması olarak sıralanabilir.

ALSO algoritmasının eksileri: Yerel optimumlara takılabilme olasılığı düşükte olsa bulunmaktadır; Yöntemin parametre ayarlaması çoğu zaman probleme göre değişiklik göstermektedir.

ALSO, mühendislik, finans, yapay zeka gibi birçok alanda kullanılmaktadır. Örnek olarak, aşağıdaki alanlarda başarılı bir şekilde uygulanmıştır (El Ghouate, ve diğerleri, 2024; Luo & Guo, 2024; Wang, Zhao, Xu, Zhan, & Chen, 2023; Abdel-Basset, Mohamed, Azeem, Jameel, & Abouhawwash, 2023):

- Fonksiyon optimizasyonu
- Makine öğrenimi
- Görüntü işleme
- Kontrol sistemleri

Yapay Çekirge Sürü Optimizasyon Algoritması, karmaşık optimizasyon problemlerini çözmek için etkili bir araçtır. Basit yapısı ve hızlı çözüm bulma yeteneği sayesinde, birçok alanda yaygın olarak kullanılmaktadır.

1.3. Görüntü Ön Bilgileri

Bir dijital görüntü, matematiksel olarak üç boyutlu bir veri yapısı şeklinde modellenenir. Bu yapı genellikle $I[y, x, c]$ notasyonu ile ifade edilir. Burada:

- y eksen, görüntünün dikey (vertical) boyutunu tanımlar. Başlangıç noktası sol üst köşe kabul edilir ve bu noktanın koordinat değeri $y = 0$ 'dır. Görüntüde aşağıya doğru gidildikçe y değeri artar. Dolayısıyla pozitif yön, aşağı doğru olan yöndür. y değişkeni yalnızca tam sayılar alır ve tanım aralığı $y \in [0, H-1]$ şeklindedir. Burada H , görüntünün yüksekliğini yani satır sayısını gösterir. Her bir y değeri, görüntüdeki bir gözet satırına karşılık gelir.
- x eksen, görüntünün yatay (horizontal) boyutunu tanımlar. Başlangıç noktası yine sol kenardan itibaren $x = 0$ olacak şekilde belirlenir. Sağ tarafa doğru ilerledikçe x değeri artar, yani pozitif yön sağa doğrudur. x değişkeni de yalnızca tam sayılar alır ve tanım aralığı $x \in [0, W-1]$ şeklindedir. Burada W , görüntünün genişliğini yani sütun sayısını temsil eder. Her bir x değeri, görüntüdeki bir gözet sütununa karşılık gelir.
- c parametresi, renk kanalı (channel) boyutunu temsil eder. Renkli bir görüntüde bu boyut tipik olarak üç kanaldan oluşur: kırmızı (R), yeşil (G) ve mavi (B). Böylece her bir gözet, üç ayrı yoğunluk değeriyle (R, G, B) tanımlanır. Örneğin $I[y, x, 0]$ kırmızı kanalın, $I[y, x, 1]$ yeşil kanalın, $I[y, x, 2]$ ise mavi kanalın ilgili gözetdeki

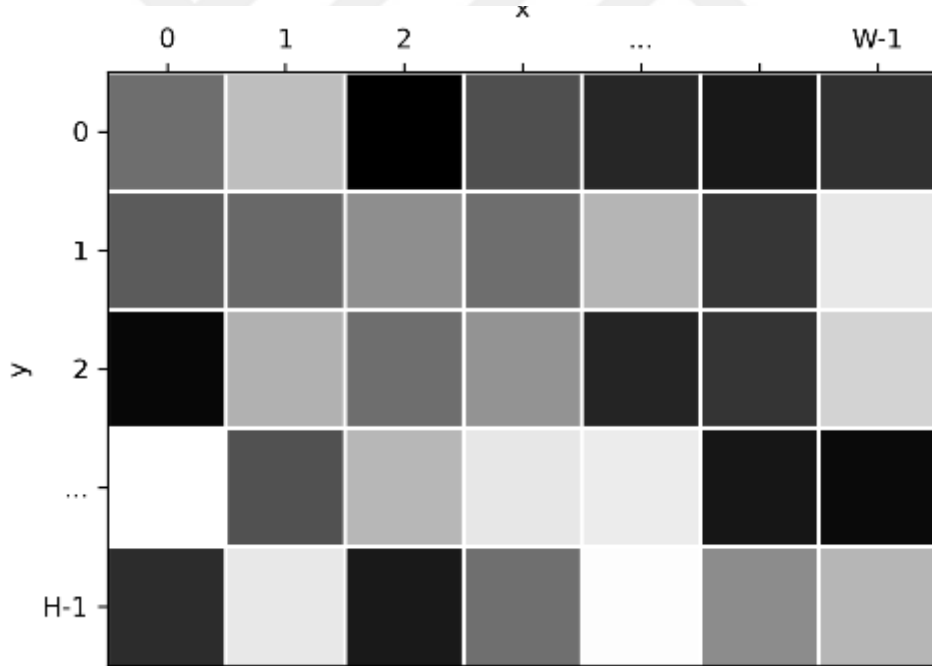
yoğunluğunu verir. Eğer farklı bir renk uzayı (örneğin HSV veya YCbCr) kullanılıyorsa, c parametresi bu uzayın ilgili bileşenlerini temsil eder.

Bu durumda, $I[y, x, c]$, (y, x) konumundaki gözeğin c 'inci kanaldaki değerini döndürür. Bu değerler genellikle sayısal formatta saklanır; örneğin 8-bit'lik bir görüntüde $[0, 255]$ aralığında tam sayılar olarak ifade edilirken, normalize edilmiş görüntülerde $[0, 1]$ aralığında reel değerler kullanılabilir.

Eğer görüntü tek kanal üzerinden temsil ediliyorsa (örneğin gri seviye görüntülerde), renk kanalı boyutu ortadan kalkar ve görüntü $I[y, x]$ biçiminde iki boyutlu bir matris olarak modellenir (Şekil 1). Bu durumda her bir hücre, yalnızca parlaklık değerini içerir.

Sonuç olarak:

- H (Yükseklik): Görüntünün düşey boyutu, gözek cinsinden yükseklik.
- W (Genişlik): Görüntünün yatay boyutu, gözek cinsinden genişlik.
- C (Kanallar): Görüntünün renk kanalı sayısı. RGB için genellikle $C=3$, gri tonlama için $C=1$.



Şekil 1. Sayısal görüntü koordinat tanımlaması

2. YAPILAN ÇALIŞMALAR

Farklı kaynaklardan elde edilen komşu görüntülerin birleştirilmesi (image mosaicking) veya üst üste bindirilerek örtüştürülmesi (image registration), modern görüntü işleme ve bilgisayarlı görme alanlarında oldukça yaygın bir uygulamadır. Bu yöntemler, aynı sahnenin farklı bakış açılarından, farklı zaman dilimlerinde veya farklı sensörlerle alınan görüntülerinin uyumlu hâle getirilmesi üzerine kuruludur. Temel amaç, birden fazla görüntüyü geometrik ve parlaklık açısından hizalayarak, bütünleşik ve daha anlamlı bir temsil elde etmektir.

Bu tür işlemler, günümüzde birçok disiplinin vazgeçilmez araçları arasına girmiştir. Savunma sanayiinde, farklı platformlardan (örneğin insansız hava araçları, uydular veya yer tabanlı sistemler) elde edilen görüntüler, hedef tespiti, keşif ve istihbarat faaliyetlerinde yüksek doğrulukta mekânsal bütünlük sağlamak için birleştirilir. Özellikle hareketli hedeflerin takibi ve geniş alan gözetlemesi gibi kritik görevlerde, görüntü birleştirme teknikleri operasyonel avantaj yaratır.

Uzay bilimlerinde, gezegen yüzeylerinin haritalandırılması, yıldız kataloglarının oluşturulması ve derin uzay gözlemleri sırasında, farklı teleskoplardan veya farklı zaman dilimlerinde alınan görüntülerin üst üste getirilmesi gerekir. Bu sayede daha yüksek çözünürlük, daha geniş görüş alanı ve daha doğru gök cisimleri konum bilgisi elde edilir.

Tıbbi görüntülemede, farklı modalitelerden (örneğin Manyetik Rezonans Görüntüleme – MRI, Bilgisayarlı Tomografi – CT, Pozitron Emisyon Tomografisi – PET) elde edilen görüntülerin kaynaştırılması, hastalık teşhisi ve tedavi planlamasında kritik öneme sahiptir. Örneğin, MRI dokusal ayrıntıyı sağlarken, PET metabolik aktiviteyi gösterir; bu iki farklı bilginin tek bir bütünleşik görüntüde bir araya getirilmesi, klinik değerlendirme için çok daha zengin bir içerik sunar.

Uzaktan algılamada, uydu veya hava platformlarından elde edilen görüntülerde farklı bantlardan veya farklı sensörlerden gelen veriler birleştirilerek büyük ölçekli haritalar oluşturulur. Bu yöntem, tarımsal alanların izlenmesi, doğal afetlerin değerlendirilmesi, çevresel değişimlerin tespiti ve şehir planlaması gibi uygulamalarda yaygın olarak kullanılmaktadır.

Teknik açıdan bakıldığında, görüntülerin örtüştürülmesi ve birleştirilmesi; geometrik dönüşümler (affin, projektif ya da homografi tabanlı), özellik çıkarımı (anahtar nokta tespiti

ve eşleme), yoğunluk tabanlı benzerlik ölçütleri ve optimizasyon algoritmaları kullanılarak gerçekleştirilir. Ayrıca, günümüzde derin öğrenme tabanlı yöntemler de görüntü kaynaştırma ve hizalama problemlerinde klasik yaklaşımlara göre daha yüksek doğruluk ve daha az insan müdahalesi ile sonuç vermektedir.

Sonuç olarak, farklı kaynaklardan alınan görüntülerin birleştirilmesi, yalnızca daha geniş bir görüş alanı sunmakla kalmaz; aynı zamanda bilgi zenginliği, ölçüm doğruluğu ve karar destek sistemlerinde güvenilirlik artışı sağlar. Bu nedenle, hem akademik araştırmalarda hem de endüstriyel uygulamalarda üzerinde yoğun çalışmalar yapılan stratejik bir konudur.

2.1. Kesilmiş Görüntü Birleştirme Problemi

Literatürde sınırlı uygulama alanı bulan kesilmiş görüntü birleştirme (fragment image stitching) problemi, bir görüntünün fiziksel olarak parçalanması sonucu oluşan kesiklerin yeniden birleştirilmesini konu edinir. Bu kesikler makas, bıçak, giyotin veya belge imha makineleri gibi fiziksel araçlarla ortaya çıkabilir. Problemin temel amacı, parçalanmış görüntülerin yeniden düzenlenerek orijinal hâlinin elde edilmesidir.

Bu problem özellikle dijital adli bilişim (digital forensics), arşiv onarımı, belge sahteciliği tespiti ve otomatik puzzle çözümü gibi alanlarda önem taşır. Burada varsayım, parçaların komşu kenar gözeneklerinin (gözetek kolonlarının) benzer renk veya yoğunluk değerlerine sahip olmasıdır. Bu varsayıma dayanarak, parçaların yan yana gelip gelmeyeceği hakkında karar verilir.

2.1.1. Bir Boyutta Birleştirme Yaklaşımı

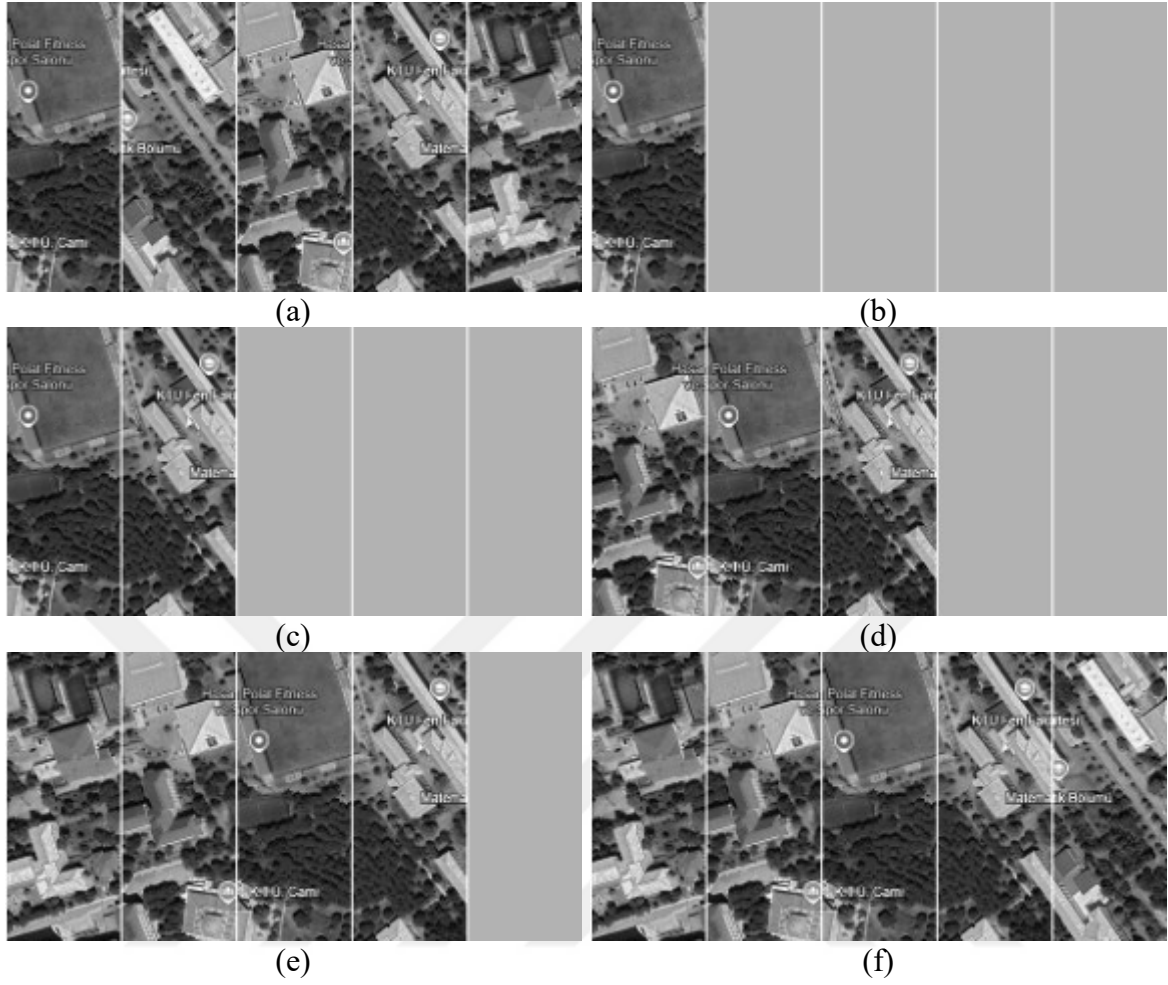
En basit düzeydeki görüntü birleştirme işlemi olarak bilinen bu yaklaşımda, çok sayıda kesilmiş görüntülerin kenar renk değişimleri karşılaştırılarak komşu görüntüler olup olmadığı araştırılır. Bu işlem için,

$$MSE = \frac{1}{H} \sum_{y=0}^{H-1} (I_a[y, W-1] - I_b[y, 0])^2, \quad (a, b = 1, 2, \dots, K) \quad (3)$$

eşitliği yardımıyla iki görüntünün karşılıklı düşey kenarlarından bir MSE değeri elde edilir. Bu değerin diğer karşılıklı kenarlara göre düşük olması a ve b görüntüsünün komşu görüntüler olduğu sonucuna varılır.

Tek boyutlu görüntü birleştirme işleminde $I = \{I_1, I_2, \dots, I_K\}$ tane aynı boyutlarda K tane kesilmiş görüntü olsun. Bu görüntüler karışık sırada verilmektedir. Yani hangisi hangisinin komşusu bilinmemektedir. Karışık olarak verilen bu parçaların gerçek yerlerine yerleştirilmesinde komşu kenarlar arasında MSE değerlerine göre yerleştirme yapılmak istendiğinde iki farklı yol izlenebilir. Birinci yol görüntü parçalarının olası tüm permütasyonları bulunur. Her permütasyon için tüm komşu kenar MSE değerinin toplamının en düşük olanı seçilerek birleşik görüntü bulunabilir. Bu yaklaşım en mantıklı yaklaşım olmasına rağmen parça sayısı artıkcı bu yaklaşımın kullanımında hesaplama zamanının hızla artması sorunu çıkacaktır. Bu sorunla karşılaşmamak için sıralı parça seçimi yaklaşımı benimsenmiştir. Bu yaklaşımda başlangıç bir görüntü parçası seçilip bu görüntünün sağına gelecek görüntü diğer görüntülerin içerisinde aranarak bir sonraki görüntü tespit edilmektedir. Ancak hangi görüntü parçasının görüntünün en solunda olduğu bilinmemektedir. Bu durumda seçilen ilk görüntünün sol kenar ve sağ kenar komşulukları araştırılarak hangisinin MSE değeri en düşük ise o görüntü, seçilen görüntünün soluna veya sağına eklenerek genişletilmiş bir görüntü elde edilir. Elde edilen genişletilmiş görüntü için bir sonraki komşu görüntü araştırılmakta ve komşu MSE değeri en düşük olan görüntü aynı şekilde genişletilmiş görüntünün soluna veya sağına eklenerek işleme devam edilir. Tüm görüntüler birleştirilene kadar aynı işlemlere devam edilir.

Yapılan işlemi daha detaylı açıklamak için Şekil 2'deki örnek verilmiştir. Şekil 2(a)'da verilen görüntü 5 parçaya ayrılmış ve karışık olarak dizilmiştir.



Şekil 2. Bir boyutta görüntü birleştirme

Birleştirme işleminde birinci parça seçilerek (Şekil 2(b)) sol kenarındaki gözek değerleri ile diğer görüntülerin sağ kenar gözek değerleri ve sağ kenarındaki gözek değerleri ile diğer görüntülerin sol kenar gözek değerleri arasında MSE değerleri hesaplanır. Hesaplanan bu MSE değerini veren iki görüntü yan yana birleştirilir. Örneğimizde olduğu gibi öncelikle birinci görüntü seçilir ve görüntü tablosuna eklenir (Şekil 2(a)). Daha sonra diğer görüntüler sırasıyla birinci görüntünün sağına ve soluna yerleştirilerek MSE değerleri hesaplanır. Bu durumda, en düşük MSE değerine (0.0058) sahip dördüncü görüntü birinci görüntünün sağına eklenir (Şekil 2(c)). Birleştirilmiş görüntünün sol ve sağ kenar gözekleri diğer görüntülerle karşılaştırılarak en düşük MSE değerine (0.0062) sahip üçüncü görüntü birleşik görüntüye sol taraftan eklenir (Şekil 2(d)). Bir sonraki en düşük MSE (0.0073) değerine göre ikinci görüntü birleşik görüntünün sağına (Şekil 2(e)) ve son olarak beşinci görüntü 0.0110 değerine göre birleşik görüntünün soluna eklenir (Şekil 2(f)). Şekil 2(a)'da

verilen beş görüntü parçasının $\{0,1,2,3,4\}$ MSE değerlerine göre indis dizilimi Tablo 1’de verilmiştir.

Tablo 1. MSE değerine göre tek boyutta sırasıyla yerleştirilmiş görüntü parçaları

MSE	0.0073	0.0062	0.0000	0.0058	0.0110
Parça No	4	2	0	3	1

Şekil 2(a)’da karışık verilen görüntü parçaları MSE değerlerine göre $\{0,3,2,4,1\}$ sırasıyla yerleştirme işlemine sokulmuştur. Bütünleşik görüntünün her seferinde sağına veya soluna yeni parçalar eklendiğinde Tablo 1’de verildiği gibi $\{4,2,0,3,1\}$ sırasıyla bütünleşik görüntüde gerçek konumlarına yerleştirilmiştir.

Kesilmiş görüntü birleştirme, görüntü işleme alanında nadir çalışılmış, fakat adli bilişim ve otomatik belge onarımı gibi kritik uygulamalarda potansiyel taşıyan özel bir problemdir. Tek boyutta birleştirme, bu problemin en temel formunu oluşturmaktadır. MSE tabanlı kenar benzerliği ölçütü, bu tür problemlerde kullanılan en yaygın yöntemdir; ancak yöntem seçimi, doğruluk ile hesaplama karmaşıklığı arasındaki dengeye bağlıdır.

2.1.2. İki Boyutta Birleştirme Yaklaşımı

Bir boyutlu birleştirme işlemlerinde, görüntülerin mevcut görselin sağına veya soluna eklenmesi yoluyla yatay düzlemde genişletilmesi mümkündür. Bu tür işlemler için dinamik bir dizi (liste) kullanımı yeterli olmakta, veri yapısı açısından görece basit bir çözüm sunmaktadır. Ancak iki boyutlu birleştirme işlemlerinde durum daha karmaşık bir hal almaktadır. Çünkü başlangıç görüntüsünün yalnızca sağ veya sol tarafına değil, aynı zamanda üst ya da alt tarafına da yeni görüntülerin eklenmesi gerekebilmektedir. Bu durumda, listeye yalnızca tekil değerler değil, satır veya sütun eklenmesi zorunluluğu ortaya çıkmaktadır.

Örneğin, üst ya da alt tarafa yeni bir görüntü eklendiğinde, mevcut veri yapısına bir satırın entegre edilmesi gerekirken; sol ya da sağ tarafa ekleme yapılması durumunda ise tüm yapının bir sütunla genişletilmesi gerekmektedir. Bu çeşitlilik, veri yapısının işleme sürecinde ek karmaşıklığa yol açmakta ve algoritmanın uygulanabilirliğini zorlaştırmaktadır. Özellikle çok boyutlu veri ekleme işlemlerinde, algoritmanın işlem güvenilirliği azalabilmekte, hata payı artabilmekte ve işlem süresi uzayabilmektedir. Öte yandan diğer bir yaklaşım ise satır ve sütun sayının bilinmediği için başlangıç boş

matrislerinde oluşturulması karmaşıka neden olabilmektedir. Örneğin 12 parçadan oluşan görüntü parçalarını birleştirme işlemi uygulanmak istendiğinde görüntü parça matrisi 3x4, 4x3, 6x2 veya 2x6 olabilir.

Bu çalışmada, söz konusu zorlukların üstesinden gelebilmek amacıyla daha yalın ve etkin bir yaklaşım geliştirilmiş ve uygulanmıştır. Önerilen yöntem, iki boyutlu birleştirme sürecinde veri yapısının gereksiz karmaşıklığını azaltarak hem algoritmanın güvenilirliğini hem de işlem verimliliğini artırmayı hedeflemektedir. Bu bağlamda, dinamik dizilerin kullanımına alternatif olarak tasarlanan yaklaşım, görüntülerin farklı yönlerde esnek bir biçimde birleştirilmesine olanak tanımakta ve geleneksel yöntemlerde karşılaşılan yapısal sorunları büyük ölçüde ortadan kaldırmaktadır.

Yeni yaklaşımı daha iyi açıklamak için Şekil 3'te görüntü üzerinde gösterilmiştir. Şekil 3(a) örnek görüntü 3×3 biçiminde toplam 9 eşit parçaya bölünmüş ve yerleri karıştırılmıştır. Her parçaya soldan sağa ve yukarıdan aşağıya doğru $[0,1,2,3,4,5,6,7,8]$ biçiminde numaralandırılmıştır. Yeni yaklaşımda ilk görüntü parçasının (0. parça) bütünleşik görüntüdeki yerleştirileceği sol üst konumu (0,0) olarak kabul edilir ve listeye eklenir (Şekil 3(b)). Daha sonra yerleştirilecek her görüntü parçası önceden yerleştirilmiş görüntü parçalarından sağ, sol, üst, ve alt MSE değerleri hesaplanarak en düşük MSE değeri bulunur. Alt ve üst MSE değerlerini hesaplamak için,

$$MSE_y = \frac{1}{H} \sum_{y=0}^{H-1} (I_a[y, W-1] - I_b[y, 0])^2, \quad a, b = 1, 2, \dots, K$$

$$MSE_y = \frac{1}{H} \sum_{y=0}^{H-1} (I_a[y, 0] - I_b[y, W-1])^2, \quad a, b = 1, 2, \dots, K$$
(4)

eşitlikleri kullanılırken, Sol ve sağ MSE değerleri,

$$MSE_d = \frac{1}{W} \sum_{x=0}^{W-1} (I_a[0, x] - I_b[H-1, x])^2, \quad a, b = 1, 2, \dots, K$$

$$MSE_d = \frac{1}{W} \sum_{x=0}^{W-1} (I_a[H-1, x] - I_b[0, x])^2, \quad a, b = 1, 2, \dots, K$$
(5)

eşitliklerini kullanılır. En düşük MSE değerine sahip yeni görüntünün (I_b) mevcut görüntünün hangi tarafına yerleştirileceği de aynı zamanda bulunur.

İki boyutta kesilmiş örnek görüntü parçalarında öncelikle ele alınan 0. görüntü parçasının soluna, sağına, üst ve altına sırasıyla yerleştirilerek MSE değerleri hesaplanmış ve en düşük 0.0025 MSE değerine göre 7. görüntü parçası 0. görüntünün altına yerleştirilmiştir. Sırasıyla gerçekleştirilen bu işlemler sonucunda elde en düşük MSE değerleri ve tüm parçaların numaraları ile yerleştikleri konumları Tablo 2’de verilmiştir.

Tablo 2. MSE değerine göre iki boyutta sırasıyla yerleştirilmiş görüntü parçaları

MSE	0.0000	0.0025	0.0021	0.0028	0.0047	0.0024	0.0063	0.0050	0.0070
Parça No	0	7	2	4	5	1	6	3	8
Parçaların Yerleştiği Konumlar (y,x)	0,0	50,0	50,-100	0,-100	-50,-100	-50,0	0,100	-50,100	50,100
Düzenlenmiş Konumlar (y,x)	50,100	100,100	100,0	50,0	0,0	0,100	50,200	0,200	100,200

Tablo 2’de göreceli olarak hesaplanan konumlar en düşük konum değerleri çıkarılarak düzenlenmiş konumlar yardımıyla tüm görüntü parçaları hesaplanan yerlerine sırasıyla yerleştirildiğinde Şekil 3(a-j) görüntüleri elde edilir. Şekil 3(j)’ye incelendiğinde görüntü parçalarının tümünün doğru şekilde yerleştirildiği görülmektedir.

Yerleştirilen her görüntü parçası eşleştiği görüntü parçasının hangi tarafına yerleşeceğine göre göreceli bir konum bilgi elde eder. Başlangıçta ilk görüntü parçasını 0 ve konumunu (0,0) olarak kabul edilmişti. Şayet 0. görüntü parçası sol üst köşede olduğunda sorun çıkmazken farklı konumda olması eksi işaretli konum bilgi ortaya koymaktadır. Tüm yerleştirme işlemi bittikten sonra en küçük konum tüm konumlardan çıkarılarak bir öteleme işlemiyle bu sorun çözülmüştür.

Şekil 3. İki boyutta kesilmiş görüntülerin birleştirilmesi

2.2. Örtüşen Görüntülerin Birleştirilmesi Yaklaşımı

Örtüşen görüntülerin birleştirilmesi, birden fazla fotoğrafın veya görüntünün bir araya getirilerek daha geniş veya daha yüksek çözünürlüklü tek bir görüntü oluşturulması işlemidir. Bu teknik, özellikle panoramik fotoğraflar oluşturmak, çok sayıda küçük fotoğrafın tek bir büyük harita haline getirilmesi, küçük alanların birleşip büyük bir hücre dokusu görüntüsü oluşturması, artırılmış gerçeklik ve robotik görüntülemelerde çevrenin bütünsel modellenmesinde kullanılır. Bu yaklaşım insan beynine benzetilebilir. İnsanlar gözlerini sağa sola kaydırırken birçok küçük görüntü alır, sonra beyin onları arka planda birleştirerek tek ve sürekli bir sahne yaratır. Yani görüntü birleştirme aslında biyolojik bir olayın dijital benzetimidir.

Örtüşen görüntülerin birleştirilmesi, görüntü işleme ve bilgisayarlı görü alanında önemli bir tekniktir. Bu teknik, görüntülerin kalitesini ve bilgisayarlı görü uygulamalarının doğruluğunu artırmaya yardımcı olur.

Örtüşen görüntülerin birleştirilmesi, çeşitli alanlarda kullanılmaktadır. Bunlardan bazıları şunlardır:

- Fotoğrafçılık: Panoramik fotoğraflar ve 360 derece sanal gerçeklik turları oluşturmak için kullanılır.
- Bilgisayar grafikleri: 3D modeller oluşturmak, dokuları birleştirmek ve sanal ortamlar oluşturmak için kullanılır.
- Tıp: Tıbbi görüntüleri (örneğin, BT veya MR görüntüleri) birleştirerek daha kapsamlı bir görüntü elde etmek için kullanılır.
- Uzaktan algılama: Uydu veya hava fotoğraflarını birleştirerek daha geniş alanların haritalarını oluşturmak için kullanılır.

Örtüşen bölgeleri belirlenmesinde birleştirilecek görüntülerin örtüşen (ortak) alanları tespit edilir. Yani, her iki görüntüde de aynı nesnelerin veya bölgelerin bulunması gereklidir. Bu işlem için iki farklı yaklaşım kullanılır. Bunlar,

- Özellik Eşleştirme: Görüntülerdeki benzer özellikler (köşe noktaları, çizgiler vs.) belirlenir ve bunların eşleştirilmesi ile birleşecek iki görüntü bölgesi belirlenir.
- Bölge Eşleştirme: Birleşecek iki görüntü gözek gözek eşleştirme yapılarak bir görüntü, diğerine en az hata yapacak bir şekilde yerleştirilir. Bu, iki boyutlu bir görüntüde düzgün bir birleşim sağlar.

Görüntü birleştirmede karşılaşılan en önemli sorunlardan birisi birleşen görüntülerin sınırlarındaki uyumsuzluklardır. Bu uyumsuzluklarda, dikiş noktalarının düzgün ve doğal bir şekilde kaynaşmasını sağlanması gerekir. Bu işlem için sınır gözeteklerindeki keskinlik bulanıklaştırılarak yumuşatılır ve ortak bir sınır elde edilir. Öte yandan diğer önemli bir sorun ise renk geçişlerinde yaşanan uyumsuzluklardır. Bu nedenle, renk geçişleri ve ton düzeltmeleri yapılabilir. Ancak bu çalışmada daha çok bölge eşleştirme yaklaşımı üzerinde durulacaktır. Önceki bölümde bir ve iki boyutta birleştirmeden bahsedilmiştir. Bu yaklaşımlarda düzgün eşleştirmeler için sınır gözetekleri kullanıldığından boyutsal bir isimlendirme daha doğru bir tanımlama ortaya koymaktadır. Öte yandan örtüşen görüntülerde bölge eşleştirme yapıldığından bir boyutlu ve iki boyutlu birleştirme işleminde kaymalar olacağından daha doğru tanımlama için yön kavramı kullanılması benimsenmiştir.

2.2.1. İki Yönlü Örtüşen Birleştirme

Kesilmiş görüntülerin birleştirilmesinde bir boyutlu yaklaşım gibi konu ele alınabilir. Ancak bu bölümde sadece sınır gözetekleri yerine görüntünün büyük bir kısmı eşleşme bölgesi tanımı içerisinde dahil edilmiştir. İşlemin algoritması bir boyutta olduğu gibi öncelikle bir görüntü parçası seçilir. Seçilen parçanın sağına her görüntü parçası yerleştirilir ve sola doğru kaydırılarak örtüşen bölgelerin en düşük MSE değeri,

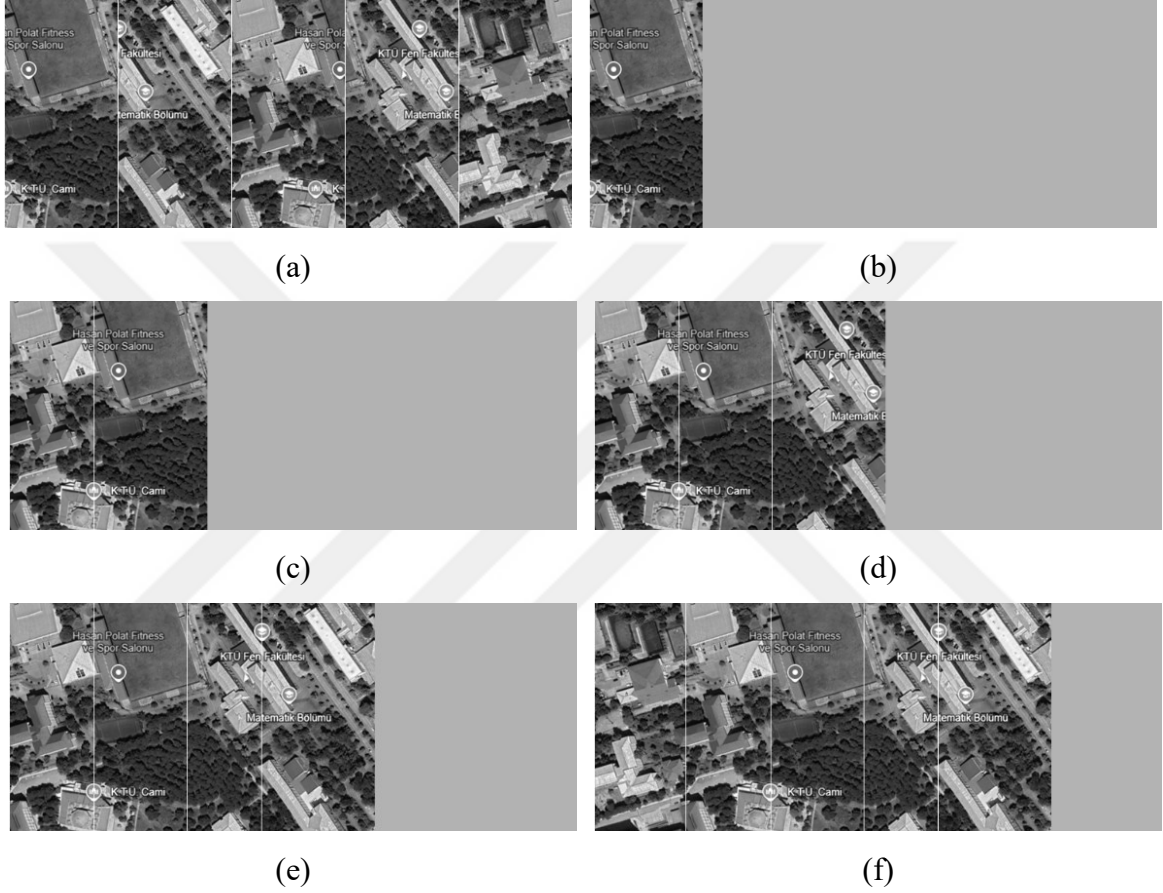
$$MSE = \underset{x_1}{\operatorname{argmin}} \sum_{y=0}^{H-1} \sum_{x=x_1}^{W-1} (I_a[y, x] - I_b[y, x - x_1])^2, \quad (x_1 = 1, 2, \dots, W - 2) \quad (6)$$

eşitliği yardımıyla hesaplanır. Aynı şekilde, seçilen görüntünün soluna her görüntü parçası yerleştirilerek sağa doğru kaydırma yapılarak örtüşen bölgelerin en düşük MSE değeri,

$$MSE = \underset{x_1}{\operatorname{argmin}} \sum_{y=0}^{H-1} \sum_{x=x_1}^{W-1} (I_a[y, x - x_1] - I_b[y, x])^2, \quad (x_1 = 1, 2, \dots, W - 2) \quad (7)$$

eşitliği yardımıyla hesaplanır. Tüm hesaplamalar sonucunda bulunan en düşük MSE değerine göre seçilen I_b görüntü parçası örtüşen konumuna göre mevcut görüntünün sağına veya soluna yerleştirilir.

Seilen rnek grnt rtŖecek Ŗekilde beŖ paraya blnerek sıraları karıŖtırılmıŖ olarak verilir (Ŗekil 4(a)). KarıŖtırılan grnt paralarından birisi seilerek eŖleŖtirme iŖlemine geilir. Geri kalan drt grnt mevcut grntnn saėına ve soluna rtŖtrlerek eŖleŖtirmeye alıŖılır. rtŖen grnt mevcut grntye eklenerek bir sonraki eŖleŖtirilecek grnt parası aranmaya devam edilir. Bylelikle Ŗekil 4(b-f) eŖleŖtirmeleri elde edilir.



Ŗekil 4. Bir boyutta rtŖmeli grnt birleŖtirme

Ŗekil 4(f)'de tm grnt paraları rtŖmeli bir biimde eŖleŖtirilmiŖ olur. BaŖlangıta mevcut grntlerin ekleneceėi boŖ bir grnt dizisi tm grnt paralarının toplam geniŖliėi kadar seilmiŖtir. rtŖmeden kaynaklı olarak grnt dizinin saė tarafında belli bir miktarda boŖluk kaldıėı grlmektedir.

2.2.2. Drt Ynl rtŖen BirleŖtirme

İki boyutlu kesilmiŖ grntlerin birleŖtirilmesi probleminde, temel olarak greceli konum yaklaŖımı uygulanabilmektedir. zellikle, rtŖmeli birleŖtirme sz konusu

olduğunda, eğer birleştirme yalnızca yatay ya da dikey doğrultuda gerçekleştiriliyorsa, problem bir boyutlu bir yaklaşımla çözümlenebilir. Bu durumda, görüntülerin yan yana ya da alt alta konumlandırılması yeterli olur ve sınırların eşleştirilmesi görece basit bir işlem olarak tanımlanabilir.

Bununla birlikte, konum tabanlı bir birleştirme işleminde görüntülerin farklı bölgelerinin düzlem üzerinde çakışması söz konusu olduğunda, tek boyutlu yaklaşımlar yetersiz kalmaktadır. Çünkü bu tür durumlarda görüntülerin yalnızca yatay veya dikey yönde değil, iki boyutlu uzayda çeşitli açılar altında örtüşmesi olasılığı ortaya çıkar. Bu da problemi daha karmaşık hâle getirir ve daha kapsamlı yöntemlerin kullanılmasını gerektirir.

Kesilmiş görüntülerin iki boyutlu düzlemde birleştirilmesinde, görüntülerin sağ, sol, üst ve alt sınırlarının karşılaştırılması temel bir başlangıç noktasıdır. Ancak burada yalnızca sınır bazlı karşılaştırma yeterli olmayabilir; çünkü iki boyutlu düzlemdeki farklı açılarda gerçekleştirilen olası birleştirmeler, çok daha esnek ve genelleştirilmiş bir yaklaşımı zorunlu kılar. Dolayısıyla, problem yalnızca basit bir sınır eşleştirmesi değil, daha geniş perspektiften ele alınması gereken çok boyutlu bir optimizasyon problemidir.

Bu bağlamda, kullanılacak yaklaşım, görüntülerin iki boyutlu uzaydaki konumlarının, yönelimlerinin ve olası çakışma bölgelerinin dikkate alınmasını gerektirir. Bu konuya ilişkin detaylı yöntemsel açıklamalar ise Bölüm 2.3.1’de ayrıntılı biçimde ele alınmıştır. Böylelikle, görüntülerin farklı açılardan birleştirilmesi senaryoları için hem kuramsal hem de uygulamalı bir temel oluşturulmuştur.

2.3. Çok Yönlü Örtüşen Birleştirme

Önceki bölümde ifade edildiği gibi gerçek hayattan alınan görüntüler değişik yönlerden ve değişen miktarlardaki örtüşmelerden kaynaklı olarak birçok yönden birleştirme işlemine tabii tutulması gerekebilir. Bu bağlamda çok yönlü örtüşen görüntülerin birleştirilmesi ele alınması gerekir.

2.3.1. Uzaktan Algılama Görüntülerinin Birleştirilmesi

İnsansız hava araçlarıyla ile parça parça fotoğrafları çekilen bölgeler daha sonraları üst üste örtüştükleri bölgelere göre bilgisayar ortamında birleştirilmektedir. Eşit boyutlarda olan görüntü parçaları karışık bir şekilde verildiğinde bu parçaların örtüştükleri bölgeleri uyumlu olacak şekilde yan yana getirilerek birleştirilmesi gerekir. Görüntü parçaları çoğu zaman

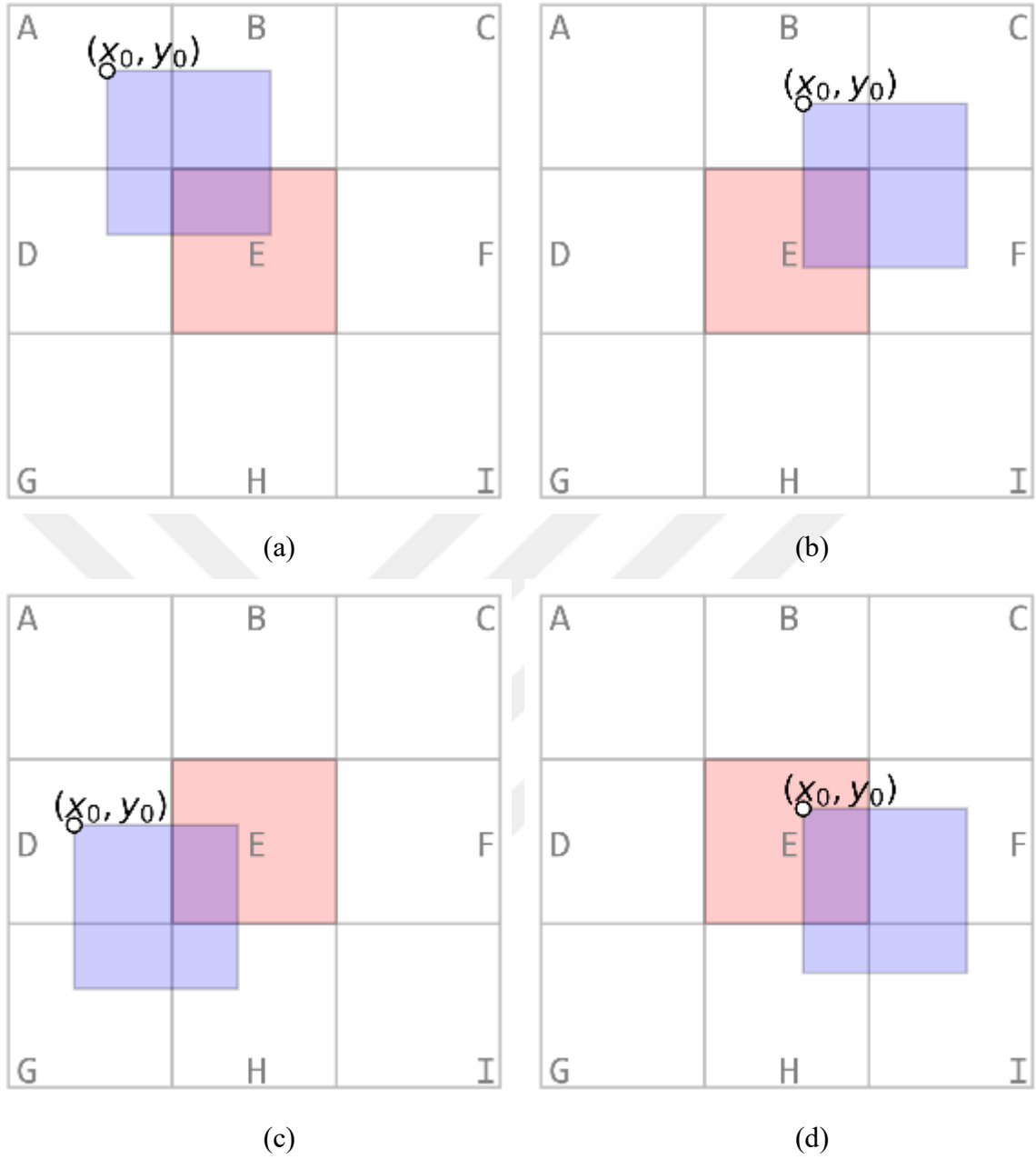
sınırlarından çok iç bölgelerde çakışmaları olmaktadır. Bu çakışmaların en iyi nerede gerçekleştiğini bulmak için alt (temel) görüntü üst (çakışan) görüntü üzerinde gezdirilerek en iyi uyum bulunması amaçlanmaktadır. İki boyutta çok yönlü örtüşen görüntülerin birleştirilmesi için öncelikle çakışmanın yapılacağı arama bölgesinin belirlenmesi gerekir.

2.3.2. Arama Bölgesinin Belirlenmesi

Görüntü işleme alanında birleştirme problemi, çoğunlukla iki veya daha fazla görüntünün belirli bir uyum ölçütüne göre üst üste çakıştırılması ve ortak bir referans sisteminde hizalanması üzerine kuruludur. İki görüntünün birleştirilmesi, çoklu görüntülerin birleştirilmesine yönelik daha karmaşık problemlerin temelini oluşturur. Bu süreçte, bir görüntü alt (basement image) diğeri ise üst (overlay image) görüntü olarak tanımlanabilir. Çakıştırma işleminin başarısı, iki görüntü arasındaki konum bilgisinin doğru belirlenmesine bağlıdır. Özellikle üst görüntünün orijin noktası (0,0), alt görüntüdeki bir konum (x_0, y_0) ile eşleştirildiğinde, en iyi uyum noktası (x^*, y^*) çakışmanın en yüksek düzeyde sağlandığı konum olarak tanımlanır.

Bununla birlikte, alt görüntü içindeki ve etrafındaki her konum çakışma için geçerli değildir. Şekil 5'te tanımlanan $\{C, F, G, H, I\}$ bölgelerinde (x_0, y_0) konumunun bulunması durumunda görüntüler arasında herhangi bir örtüşme gerçekleşmez. Buna karşılık, $\{A, B, D, E\}$ bölgeleri potansiyel çakışma bölgeleri olup, üst ve alt görüntülerin belirli ölçüde örtüşmesine olanak tanır. Dolayısıyla, uygun çakışma bölgelerinin seçilmesi, birleştirme algoritmalarının etkinliğinde kritik rol oynar.

İki görüntünün birleştirilmesi söz konusu olduğunda, arama işlemini yalnızca dört bölgeyle sınırlamak, hesaplama maliyetini düşürmek açısından makul bir yaklaşımdır. Ancak çoklu görüntü birleştirme durumunda problem daha karmaşık hale gelir. Bu senaryoda her görüntü, bir taraftan başka bir görüntünün alt katmanı olabilirken aynı zamanda başka bir görüntünün üst katmanı olarak da işlev görür. Hangi görüntünün alt, hangisinin üst konumda olacağı önceden bilinmediği için, tüm olası kombinasyonların değerlendirilmesi gerekir. Bu ise hesaplama yükünü artırmakta, aynı zamanda fazladan çakışma kontrollerine ve karmaşık arama alanlarının ortaya çıkmasına neden olmaktadır.



Şekil 5. Arama bölgesinin belirlenmesi

Bu problemi çözmek amacıyla, arama bölgesi olarak yalnızca B ve E bölgelerinin seçilmesi önerilmiştir. Bu seçim, hesaplama maliyetini ve fazladan çakışma kontrolünü önemli ölçüde azaltır. Çünkü görüntüler yer değiştirildiğinde, yani alt ve üst roller birbirine dönüştürüldüğünde, B ve E bölgeleri sırasıyla A ve D bölgelerine karşılık gelmektedir. Böylece yalnızca B ve E bölgelerinde arama yapılması, aynı zamanda A ve D bölgelerinin de dolaylı olarak taranmasını sağlar. Sonuç olarak, arama uzayının küçültülmesi hem işlem süresini kısaltmakta hem de çakışma analizinde gereksiz tekrarları ortadan kaldırmaktadır.

Bu yaklaşım, optimizasyon algoritmalarıyla desteklendiğinde, çoklu görüntülerin birleştirilmesinde hem daha verimli hem de daha ölçeklenebilir bir yöntem ortaya koymaktadır. Söz konusu bölge kısıtlamaları bu tekniklerle birlikte uygulandığında hesaplama yükünün anlamlı ölçüde hafıflediğı gözlemlenmektedir.

2.3.3. Örtüşen Bölgenin Koordinatlarının Belirlenmesi

İki görüntünün üst üste bindirilmesinde temel mesele, ortak örtüşen bölgenin hem alt görüntüde hem de üst görüntüdeki koordinatlarını doğru şekilde tanımlamaktır. Bunu adım adım şöyle düşünebilirsin:

1. Başlangıç Noktasının Tanımlanması

- Üst görüntünün sol üst köşesi, yani $(0,0)$ noktası, alt görüntü üzerinde bir konum (x_0, y_0) ile eşleştirilir.
- Bu eşleştirme sayesinde üst görüntünün koordinat sistemi, alt görüntünün koordinat sistemine göre kaydırılmış olur.
- Görüntü boyutları ise üst görüntü (W_u, H_u) boyutlarına, alt görüntü ise (W_a, H_a) boyutlarına sahip olsun.

2. Örtüşen Bölgenin Koordinatları

Üst görüntünün alt görüntü üzerine (x_0, y_0) kadar kaydırılmasıyla, örtüşen bölge şu şekilde hesaplanır:

- Alt görüntüdeki örtüşme dikdörtgeni:

$$\begin{aligned}
 X_a min &= \max(0, x_0) \\
 Y_a min &= \max(0, y_0) \\
 X_a max &= \min(W_a, x_0 + W_u) \\
 Y_a max &= \min(H_a, y_0 + H_u)
 \end{aligned} \tag{8}$$

- Üst görüntüdeki örtüşme dikdörtgeni:

$$\begin{aligned}
 X_u min &= \max(0, -x_0) \\
 Y_u min &= \max(0, -y_0) \\
 X_u max &= \min(W_u, W_a - x_0) \\
 Y_u max &= \min(H_u, H_a - y_0)
 \end{aligned} \tag{9}$$

Bu iki koordinat seti, alt ve üst görüntüde örtüşen gözeteklerin nerelerde olduğunu belirlenmesinde kullanılmaktadır. Örtüşen bölgelerdeki alt ve üst gözetek değeri arasındaki farktan yararlanarak amaç değeri hesaplanabilir.

2.3.4. Ortalama Kare Hata Tabanlı Amaç Fonksiyonu

Ortalama Kare Hata (MSE), iki görüntünün örtüşen bölgedeki gözeteklerinin ne kadar farklı olduğunu ölçmek için kullanılan bir ölçüdür. Örtüşen görüntü bölgeleri için MSE değeri,

$$MSE(y_0, x_0) = \frac{1}{N} \sum_{(y,x) \in \Omega} (I_a(y, x) - I_u(y - y_0, x - x_0))^2 \tag{10}$$

eşitliği ile hesaplanabilir.

Burada:

- $I_a(y, x)$: Alt görüntüdeki gözetek değeri (gri-seviyedeki)
- $I_u(y - y_0, x - x_0)$: Üst görüntüdeki gözetek değeri
- Ω : Alt görüntünün kesişim bölgesi (örtüşen alan).
- N : Örtüşen bölgedeki toplam gözetek sayısı.
- (y_0, x_0) : Üst görüntünün alt görüntüye göre kaydırma konumu.

Birleştirme problemi, MSE'nin en küçük olduğu konumu bulma problemi olarak ifade edilir ve aranan konum değeri,

$$y^*, x^* = \underset{y_0, x_0}{argmin} MSE(y_0, x_0) \tag{11}$$

eşitliği yardımıyla bulunur.

- Eğer MSE küçükse $\rightarrow$ Görüntüler iyi örtüşüyor (benzer gözetler üst üste geliyor).
- Eğer MSE büyükse $\rightarrow$ Görüntüler arasında kayma veya uyumsuzluk var.

şeklinde yorumlanır.

2.3.5. Korelasyon Tabanlı Amaç Fonksiyonu

Amaç fonksiyonuna korelasyon tabanlı yaklaşımda basit korelasyon katsayısı kullanılır. İki örtüşen bölge arasındaki korelasyon katsayısı,

$$C(y_0, x_0) = \frac{\sum_{y,x \in \Omega} I_a(y, x) I_u(y - y_0, x - x_0)}{\sqrt{\sum_{y,x \in \Omega} I_a(y, x)^2} \sqrt{\sum_{y,x \in \Omega} I_u(y - y_0, x - x_0)^2}} \quad (12)$$

eşitliği yardımıyla hesaplanır. Burada,

- $I_a(y, x)$: Alt görüntüdeki gözet değeri
- $I_u(y - y_0, x - x_0)$: Üst görüntüdeki karşılık gelen gözet değeri
- Ω : Örtüşen gözet bölgesi
- $C(y_0, x_0) \in [-1, 1]$: Katsayı değeri

Hesaplanan katsayı değerine göre amaç fonksiyonu,

$$y^*, x^* = \underset{y_0, x_0}{\operatorname{argmin}} C(y_0, x_0) \quad (13)$$

eşitliği ile hesaplanabilir. Bu hesaplamada katsayı +1'e yaklaştıkça örtüşmenin iyileştiği söylenebilir. Bu eşitlik yapay olarak kesilmiş görüntülerde iyi çalışmasına rağmen gerçek uygulamalarda aydınlatma farklılıklarını dengelemek için ortalama çıkarma ile normalize edilmiş biçimi tercih edilir. Normalize edilmiş çapraz korelasyon katsayısı,

$$NCC(y_0, x_0) = \frac{\sum_{y,x \in \Omega} (I_a(y, x) - \mu_a)(I_u(y - y_0, x - x_0) - \mu_u)}{\sqrt{\sum_{y,x \in \Omega} (I_a(y, x) - \mu_a)^2} \sqrt{\sum_{y,x \in \Omega} (I_u(y - y_0, x - x_0) - \mu_u)^2}} \quad (14)$$

eşitliği yardımıyla hesaplanır. Burada,

- μ_a : Alt görüntünün örtüşen bölgesindeki ortalama gözet değeri
- μ_u : Üst görüntünün örtüşen bölgesindeki ortalama gözet değeri

NCC ölçüsü, farklı ışıklandırma veya ayrımlılık (kontrast) koşullarında bile güvenilir sonuçlar vermektedir.

2.4. Çok Sürülü Optimizasyon Algoritmaları

Görüntü birleştirmede iki görüntünün çakışma noktasını/parametrelerini bulmak için optimizasyon temelli bir yaklaşım kullanmak, yöntemin hızlı çalışması hesaplama zamanı açısından önemlidir. Arama bölgesinin tamamını tarayarak en iyi çakışmayı veren noktayı bulmak elbette mümkündür. Ancak görüntüler büyük olduğunda, yani arama uzayı genişlediğinde, bu kaba kuvvet taraması süreyi önemli ölçüde uzatmaktadır. Buna karşılık, optimizasyon algoritmaları arama uzayının tamamını değerlendirmek yerine az sayıda örneklem noktada amaç fonksiyonunu hesaplayarak en iyi çözüme hızlıca yaklaşabilir. Böylece hem hesap yükü azaltılır hem de uygulamada daha kısa sürede yeterince iyi (çoğu zaman en iyiye çok yakın) bir çözüm elde edilir.

Mevcut bütünleşik görüntü yeterince düzgün bir birleştirme sunmadığından, yeni görüntülerin eklenmesi ve uyumu sırasında çakışmalar ortaya çıkacaktır. Bu nedenle, önceki bölümlerdeki gibi ardışık birleştirmeler yerine, tüm görüntülerin birlikte eşleştirilmesine dayalı bir birleştirme daha mantıklı bir yaklaşımdır. Böylece günümüzün çok çekirdekli/çok işlemcili donanımlarındaki paralel işlem gücü doğrudan yonteme uyarlanabilir.

Bununla birlikte, birleştirilecek görüntü sayısı arttıkça çok sayıda arama bölgesi oluşur. Klasik optimizasyonda “aynı bölgede birden çok çözüm” olduğunda çok tepeli (multi-modal) optimizasyon teknikleri öne çıkarken bu problemde durum farklıdır. Aynı bölge içinde çoklu çözümlerden ziyade, birbirinden kopuk (bağımsız) birçok arama bölgesinde birçok çözüm bulunabilmektedir. Bu ayrık bölgeler, bilindik çok-tepeli yöntemlerin tek popülasyonla çalışmasına kıyasla yeni bir arama stratejisini gerektirir. Bu çalışmada bu amaçla çok sürülü (multi-swarm) diğer bir deyişle çoklu amaç (multi-objective) fonksiyonlu optimizasyon yaklaşımı benimsenmiştir.

- Çoklu (paralel) optimizasyon algoritmasının avantajları:
 - Farklı arama uzaylarında arama yaparak dengeli çözümler bulabilir.

- Sürüler arası iletişim sayesinde, farklı kovanlardaki bilgileri kullanarak daha etkili bir arama yapabilir.
- Klasik algoritmaların yetersiz kaldığı çoklu amaç fonksiyonlarında daha karmaşık problemlerin çözümünde daha başarılı olabilir.
- Çoklu (paralel) optimizasyon algoritmasının dezavantajları:
 - Klasik algoritmalara göre daha fazla hesaplama gücü gerektirebilir.
 - Parametre ayarlaması klasik algoritmalara göre daha karmaşık olabilir.
- Çoklu (paralel) optimizasyon algoritmasının uygulama alanları: Çoklu (paralel) optimizasyon algoritmaları, klasik algoritmaların kullanıldığı alanlara ek olarak, aşağıdaki gibi alanlarda da kullanılabilir:
 - Çok amaçlı optimizasyon problemleri
 - Büyük ölçekli optimizasyon problemleri
 - Dinamik optimizasyon problemleri

2.4.1. Çoklu Kovan Yapay Arı Koloni Algoritması (MH-ABC)

MH-ABC, Yapay Arı Koloni Algoritmasının (ABC) bir uzantısıdır. ABC’de olduğu gibi, bal arılarının yiyecek arama davranışlarını taklit eder, ancak birden fazla kovanı göz önünde bulundurur. Bu sayede, daha fazla görüntü çiftlerinin çoklu çakıştırmaları çoklu arama uzayında daha iyi çözümler bulma potansiyeline sahip olur.

Birden çok görüntünün birleştirilmesi sürecinde, her görüntü bir diğerinin hem öncülü (öncesine gelen) hem de ardılı (sonrasına gelen) olabilir. Bu problemi çözmek için geliştirilen algorithmada, her görüntüye bir arı sürüsü (kovan) atanır.

Algoritma 3. MH-ABC algoritmasının süreçleri

1. Görevlendirme: Her kovandaki işçi arılar, kendilerine atanmış olan görüntüyü bir "ardıl" olarak kabul eder. Görevleri, bu "ardıl" görüntüyü diğer tüm potansiyel "öncül" görüntülerle karşılaştırarak en iyi eşleşmeyi bulmaya çalışır. Burada her öncül görüntü için en az bir işçi arı görevlendirmesi gerekmektedir. Algoritmanın komşuluk kavramını sağlaması için en az iki işçi arı çalıştırılması ABC algoritmasında fazla değişikliğe gerek kalmamasını sağlayabilir.
2. Değerlendirme (Gözcü Arılar): Gözcü arılar, işçi arıların yaptığı birleştirme denemelerini denetler. Bir "ardıl" görüntünün, tüm potansiyel "öncül" görüntülerle birleştirilmesinden elde edilen başarı skorunu ("amaç değeri") hesaplarlar.

3. Seçim: Gözcü arılar, hesaplanan bu başarı skorlarını kullanarak bir "olasılık çarkı" (rulet tekerleği seçimi gibi bir yöntem) ile en umut verici öncül görüntüye yönelirler. Başarı skoru yüksek olan eşleşmelerin seçilme olasılığı daha fazladır.
4. Yakınsama ve Birleştirme: Algoritmanın tekrarları (iterasyonları) ilerledikçe, gözcü arılar belirli bir ardıl görüntü için en uyumlu olan tek bir öncül görüntüye odaklanmaya başlar. Bu odaklanma tamamlandığında, en iyi eşleşme olarak seçilen ardıl ve öncül görüntü çiftleri ikili birleştirme işlemine tabi tutulur.

2.4.2. Çoklu Kavim Yapay Çekirge Sürü Algoritması (MT-ALSO)

MH-ABC algoritmasının çoklu amaç fonksiyonlarına göre yeniden düzenlenmesi gerekir. Bu amaçla klasik ABC algoritması yerine MH-ABC algoritması önerilmiştir. Buradaki amaç tek kovan yardımıyla değil birbirinden bağımsız çoklu kovan yaklaşımıdır. Böylelikle bulunan çözümler aynı anda kovanlar arasına paylaşılmakta en dengeli biçimde sonuca gidilmektedir. MT-ALSO algoritması ise böyle bir düzenlemeye ihtiyaç duymadan kendi bünyesinde bulunan çoklu aile yapısı probleme uyarlanması söz konusu olabilmektedir. Daha doğru bir yaklaşımla MT-ALSO algoritması, iki boyutlu uzayda çoklu görüntüyü çakıştırarak birleştirme sürecinde, bilgisayarlı görme ve görüntü işleme alanında sıkça karşılaşılan birçok probleme çözüm üretmek için tasarlanmıştır. Bu tür algoritmalar, uydu görüntüleri, tıbbi görüntüler veya farklı açılardan çekilmiş fotoğraflar gibi çeşitli uygulamalarda kullanılabilir.

Birden çok görüntünün birleştirilmesi sürecinde, her görüntü bir diğerrinin hem öncülü (öncesine gelen) hem de ardılı (sonrasına gelen) olabilir. Bu problemi çözmek için geliştirilen algorithmada, her görüntüye bir çekirge sürüsü (kavim) atanarak gerçekleştirilir. Bu durumda “her görüntüye bir çekirge kavmi atanması” demek, her görüntünün kendi yerel çözüm grubunu (örneğin küçük bir parametre kümesini) optimize eden bir mini-sürüye sahip olması anlamına gelir. Sonra bu sürüler birbirleriyle etkileşerek genel çözümü bulurlar. Yani hangi görüntünün kimin öncülü/ardılı olacağına karar verirler.

Birden çok görüntüyü (örneğin bir sahnenin farklı açılardan çekilmiş kareleri) birleştirmek istiyorsan, hangi görüntünün hangisinin önüne veya arkasına geleceğini bilmek gerekir. Bu ilişki karmaşıktır çünkü A görüntüsü B’nin öncülü olabilir ama aynı zamanda C’nin ardılı da olabilir. Bu, yönlü bir grafik problemi gibidir.

Algoritma 3. MK-ALSO algoritmasının süreçleri

1. Görevlendirme: Her kavim, kendilerine atanmış olan görüntüyü bir "ardıl" olarak kabul eder. Görevleri, bu "ardıl" görüntüyü diğer tüm potansiyel "öncül" görüntülerle karşılaştırarak en iyi eşleşmeyi bulmaktır. Burada her öncül görüntü için kavimdeki en az bir çekirge görevlendirmesi gerekmektedir.
2. Değerlendirme: Her kavimdeki çekirgeler her öncül görüntü bölgesine giderek orada kendisine bir aile kurup etrafındaki en iyi konumu belirler.
3. Seçim: En iyi konuma sahip olan çekirge hayatta kalırken diğer çekirgeler yok olmaktadır.
4. Sosyalleşme: En iyi konuma sahip çekirge sosyalleşmek için kavmine dönerek diğer öncüllerden gelen çekirgelerle etkileşime girerek ters uygunluk değerini belirler. Bu değer yardımıyla bir sonraki tekrarlama da sıçrama miktarını buna göre karar verir.
5. Yakınsama ve Birleştirme: Algoritmanın tekrarları (iterasyonları) ilerledikçe, yüksek uyum sağlayan çekirgelerin sıçrama yarıçapları küçülerek çözümün duyarlılığı artmaktadır. Yüksek uyuma sahip çekirgeler belirli bir ardıl görüntü için en uyumlu olan tek bir öncül görüntüye odaklanmaya başlar. Bu odaklanma tamamlandığında, en iyi eşleşme olarak seçilen ardıl ve öncül görüntü çiftleri ikili birleştirme işlemine tabi tutulur.

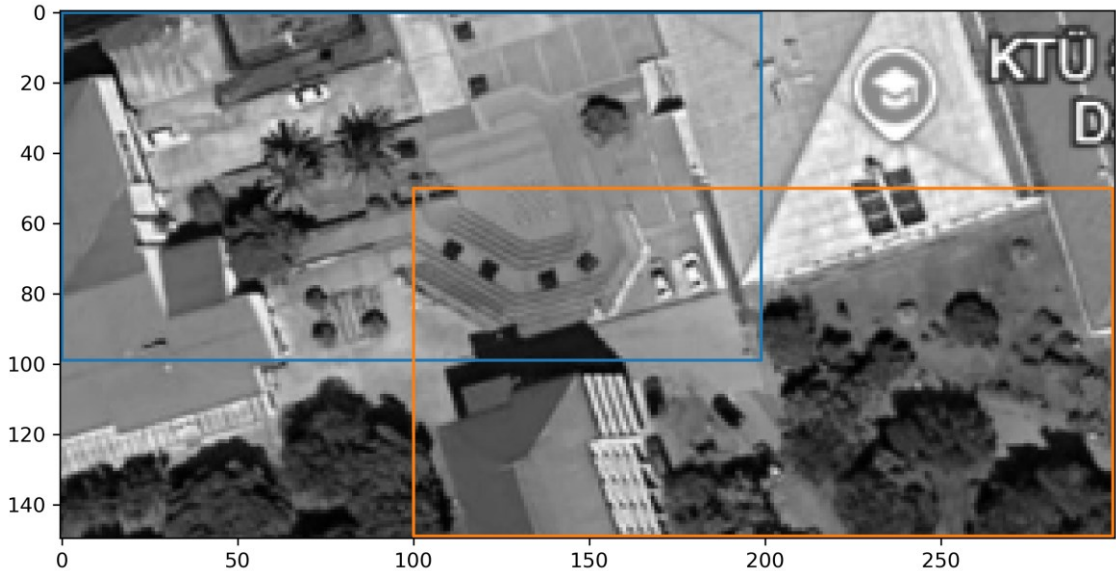
3. BULGULAR VE TARTIŞMA

Bu çalışmada iki farklı problem ele alınmıştır. İlk problem, Google Haritalar'dan elde edilen bir görüntü üzerinde yapay bir bölümleme uygulanarak oluşturulmuştur. Bu problem kapsamında, bir öncül ve bir ardıl görüntü çifti kullanılmıştır. İki görüntünün birleştirilmesinde klasik yöntemlerin başarımı incelenmiştir.

İkinci problem ise gerçek bir uygulama problemidir. Bu kapsamda, bir drone yardımıyla yaklaşık 5 metre yükseklikten elde edilen video görüntülerinden bir ayçiçeği tarlasının görüntüsünün birleştirilmesi üzerine bir uygulama gerçekleştirilmiştir.

3.1. İki Görüntünün Birleştirilmesi Problemi

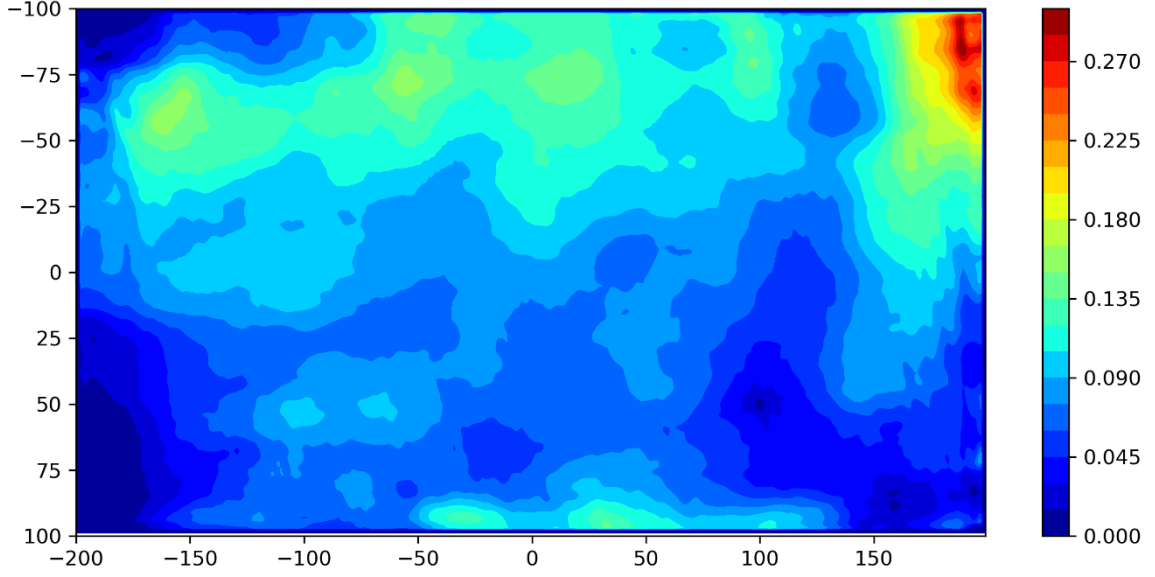
Çoklu birleştirme işleminden önce seçilen bir ardıl ile bir öncül görüntünün birleştirilmesinde çakışma noktasının klasik yaklaşımlarla araması problemi üzerinde durulmuştur. Bu işlem için Şekil 6'da verilen görüntüde mavi dörtgen ile çerçevelenmiş 100x200 boyutlarında öncül görüntü ile kırmızı dörtgen ile çerçevelenmiş 100x200 boyutlarında ardıl görüntü seçilmiştir. Bu görüntü çifti öncül görünün (50,100) konumunda çakıştıkları görülmektedir.



Şekil 6. Seçilen ardıl ve öncül görüntü parçaları

3.1.1. MSE Kullanılarak İki Görüntünün Doğrudan Birleştirilmesi

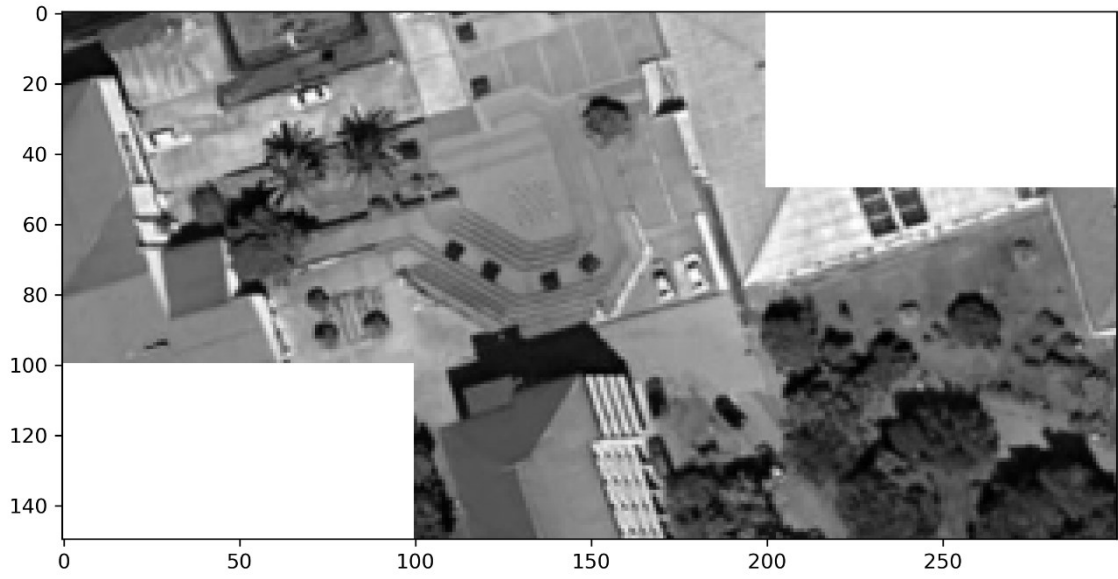
Ardıl ve öncül görüntüden oluşan iki görüntü parçasının tüm çakışma bölgelerindeki MSE değerleri Şekil 7’de verilmiştir. MSE değerlerine bakıldığında (50,100) konumunda MSE değerinin minimum bir seviyeye indiği görülmektedir. Öte yandan MSE görüntüsünün sol alt ve üst noktalarında da minimuma yakın çözümlerin olduğu görülmekle birlikte genel minimumu kapsamamaktadır.



Şekil 7. Ardıl ve öncül görüntü parçalarının tüm çakışma bölgelerindeki MSE değerleri

MSE görüntüsündeki genel minimum (50,100) noktasının etrafında geniş kapanımların olması optimizasyon algoritmalarını daha kolay yakınsamalarına neden olabilmektedir.

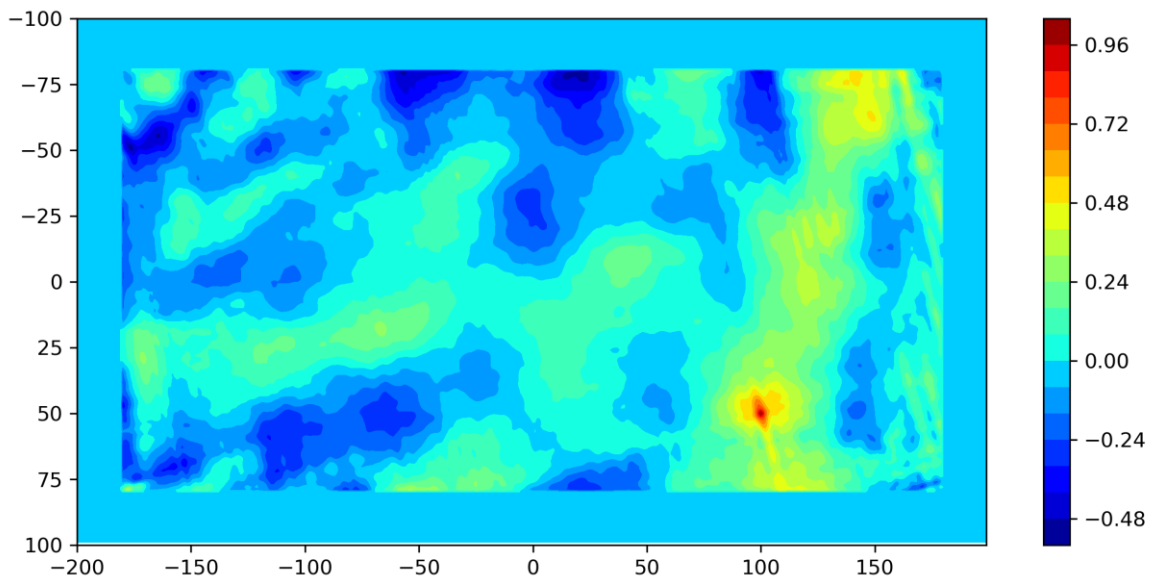
Tüm arama bölgesi öncül görüntünün etrafındaki ve kendi içerisinde dahil olmak üzere dört bölgede hesaplanmıştır. Dolayısıyla 100x200’lük öncül görüntünün etrafı da hesaba katıldığında $[(-100,100);(-200,200)]$ dörtgen aralığında bir bölge oluşturmaktadır. Hesaplanan MSE değerleri tamsayı koordinat sistemine sahip olduğundan $200 \times 400 = 80000$ tane MSE değeri tek tek hesaplanması ve en düşük değeri veren konum bulunması yaklaşımı doğrudan (kaba kuvvet) yaklaşımla çözülebilmektedir. Yapılan çözümleme sonucunda ardıl görüntü öncül görüntünün (50,100) konumunda en düşük MSE değeri bulunmuştur. Bu değere göre ardıl görüntü öncül görüntünün bulunan göreceli koordinata göre yerleştirilmesi Şekil 8’de verilmiştir.



Şekil 8. Ardıl ve öncül görüntü parçalarının MSE kullanarak doğrudan birleştirilmesi

3.1.2. NCC Kullanılarak İki Görüntünün Doğrudan Birleştirilmesi

İki görüntü parçası (öncül ve ardıl) arasındaki tüm çakışma bölgeleri için hesaplanan Normalize Çapraz Korelasyon (NCC) değerleri Şekil 9’da gösterilmiştir. Analiz sonuçlarına göre, korelasyon katsayısı (50, 100) konumunda tepe (maksimum) değerine ulaşmaktadır; bu durum iki görüntü arasındaki en uygun hizalama noktasını göstermektedir.



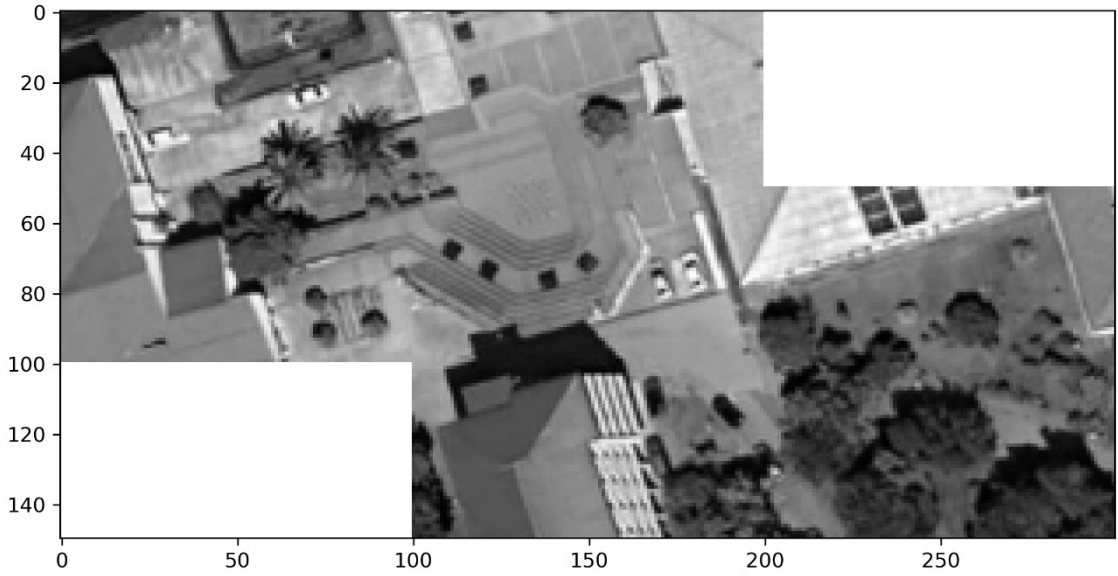
Şekil 9. Ardıl ve öncül görüntü parçalarının tüm çakışma bölgelerindeki NCC değerleri

Normalize Çapraz Korelasyon (NCC) analizine göre, sağ üst bölgede maksimuma yakın korelasyon değerleri elde edilmiştir; ancak bu bölgeler küresel maksimumu temsil etmemektedir. Sınır bölgelerinde NCC değerlerinin güvenilirliği düşük olduğundan, bu bölgelerdeki değerler değerlendirme dışı bırakılmıştır.

NCC haritasında gözlemlenen (50, 100) noktasındaki küresel maksimumun çevresinde geniş bir kapanım bölgesinin bulunması, optimizasyon algoritmalarının bu noktaya daha hızlı yakınsamasına katkı sağlamaktadır.

Arama alanı, öncül görüntü ve çevresini kapsayacak şekilde dört alt bölgeye ayrılmıştır. 100×200 piksellik öncül görüntü dikkate alındığında, arama alanı yaklaşık $[(-100,100); (-200,200)]$ koordinat aralığında tanımlanmıştır.

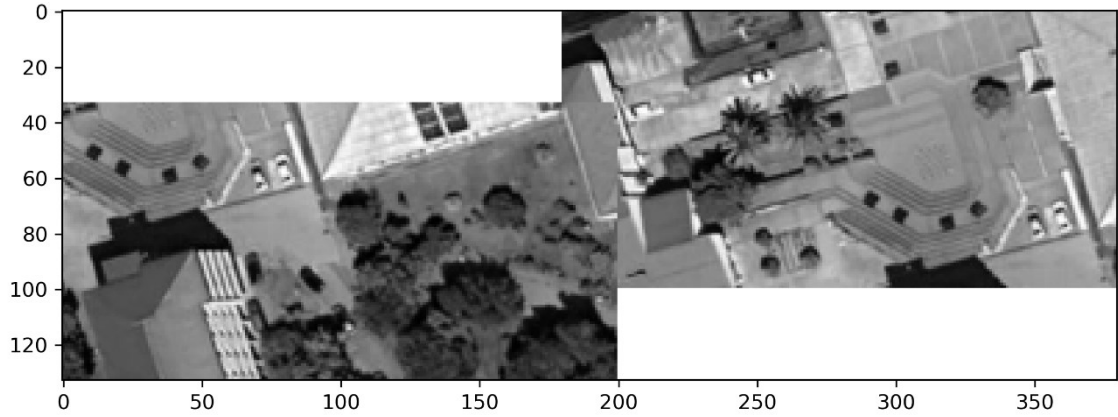
Tamsayı koordinat düzleminde yapılan hesaplamalarda, $200 \times 400 = 80.000$ adet NCC değeri ayrı ayrı hesaplanmış ve maksimum değeri veren konum belirlenmiştir. Analiz sonucunda, ardıl görüntünün öncül görüntüye göre (50, 100) konumunda en yüksek korelasyon değerine sahip olduğu görülmüştür. Bu konumlandırmaya göre elde edilen birleştirilmiş görüntü Şekil 10'da sunulmaktadır.



Şekil 10. Ardıl ve öncül görüntü parçalarının NCC kullanarak doğrudan birleştirilmesi

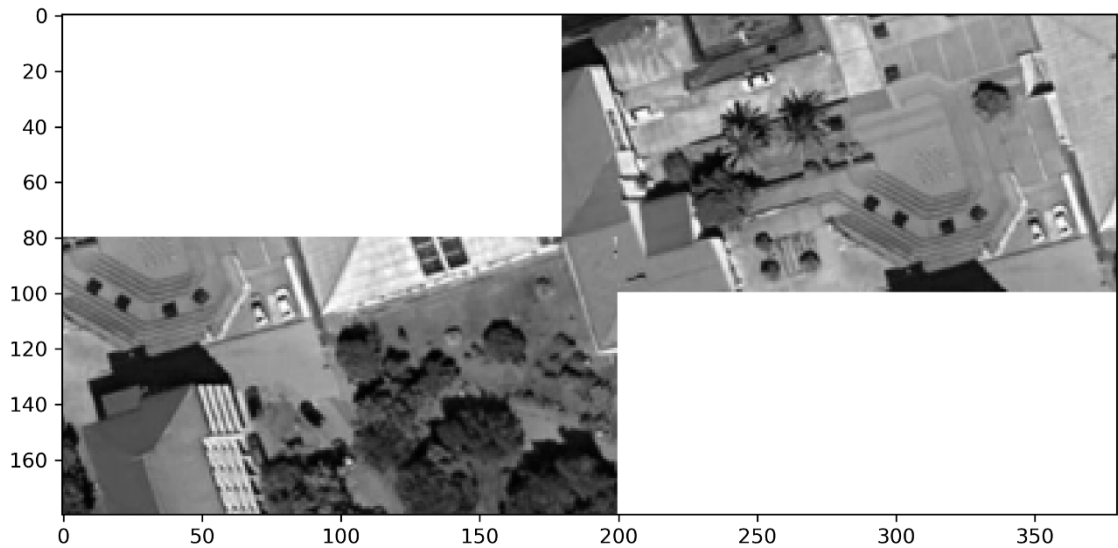
3.1.3. MSE Kullanılarak İki Görüntünün ABC ile Birleştirilmesi

İki görüntünün birleştirilmesinde MSE amaç fonksiyonu yardımıyla kullanılan ABC algoritmasında 10 işçi arı 10 gözcü arı olmak üzere toplam 20 arı kullanılmıştır. MSE amaç fonksiyonuna göre ABC algoritmasını 1. iterasyondaki en iyi çözümü Şekil 11’de verilmiştir. Ardıl ile öncül arasındaki herhangi bir uyum olmadığı görülmektedir.



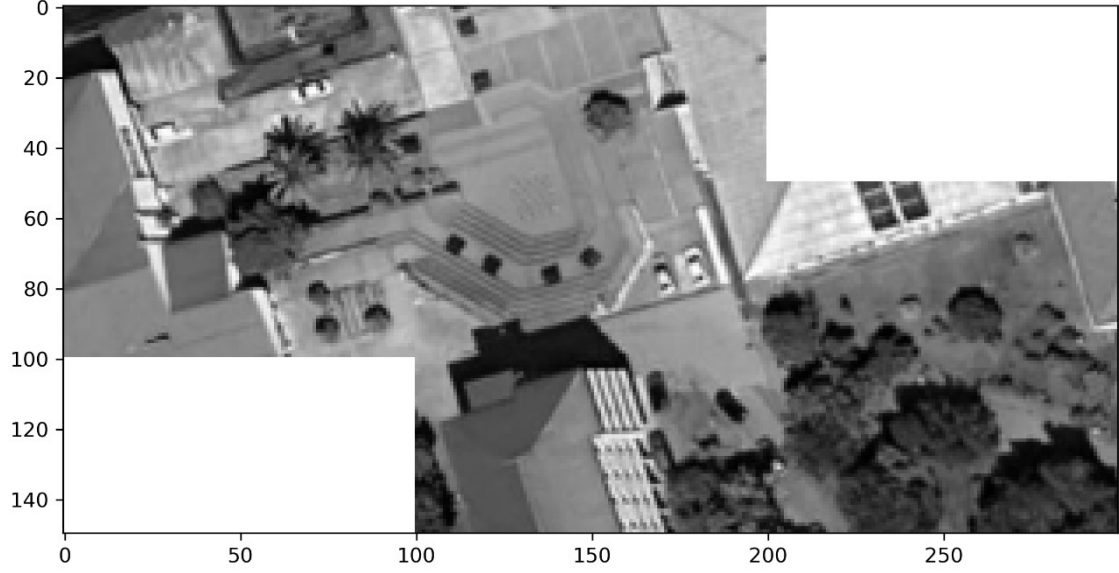
Şekil 11. MSE amaç fonksiyonuna göre ABC algoritmasını 1. iterasyondaki en iyi çözümü

Şekil 12’de 10. iterasyondaki en iyi sonuç ters yönde bir kesişim olmasına neden oldu bu ise yerel çözüme takıldığını göstermektedir.

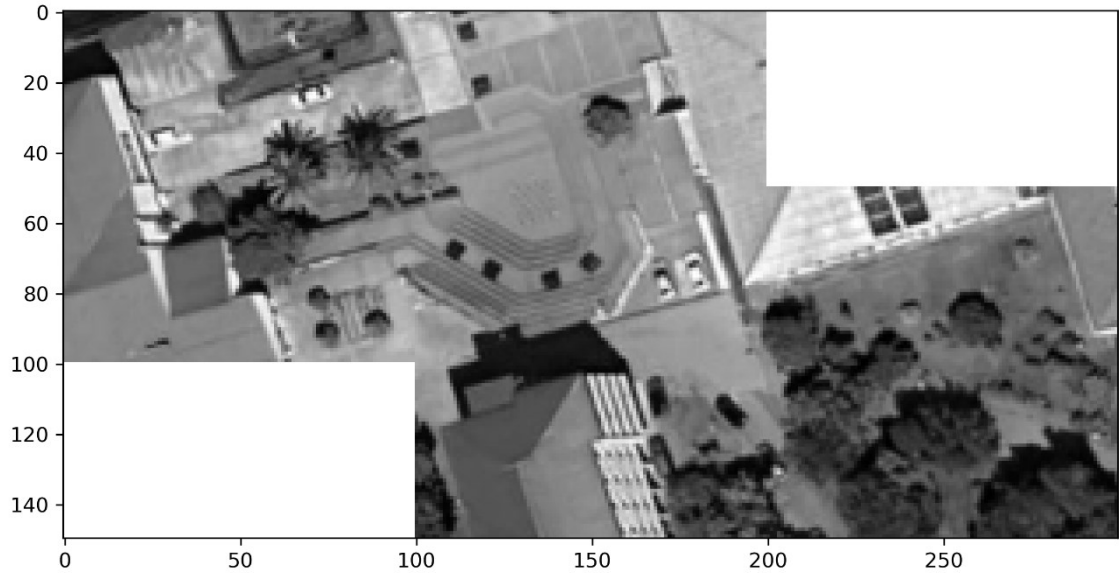


Şekil 12. MSE amaç fonksiyonuna göre ABC algoritmasını 10. iterasyondaki en iyi çözümü

Şekil 13'te ve Şekil 14'te 20. iterasyon ile 40. iterasyondaki sonuçları göstermektedir. İki sonuçta aynı görüntüyü gösterdiğinden sonuca 20. iterasyonda ulaşıldığını göstermektedir. Bu sonuçlara göre çakışma tam sonuca ulaşmıştır.



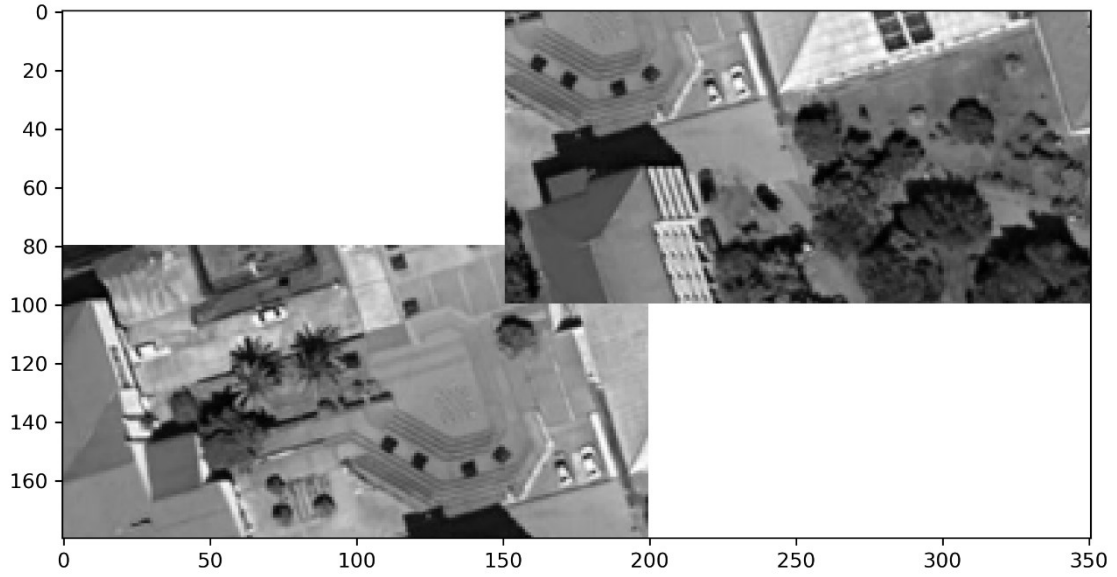
Şekil 13. MSE amaç fonksiyonuna göre ABC algoritmasını 20. iterasyondaki en iyi çözümü



Şekil 14. MSE amaç fonksiyonuna göre ABC algoritmasını 40. iterasyondaki en iyi çözümü

3.1.4. NCC Kullanılarak İki Görüntünün ABC ile Birleştirilmesi

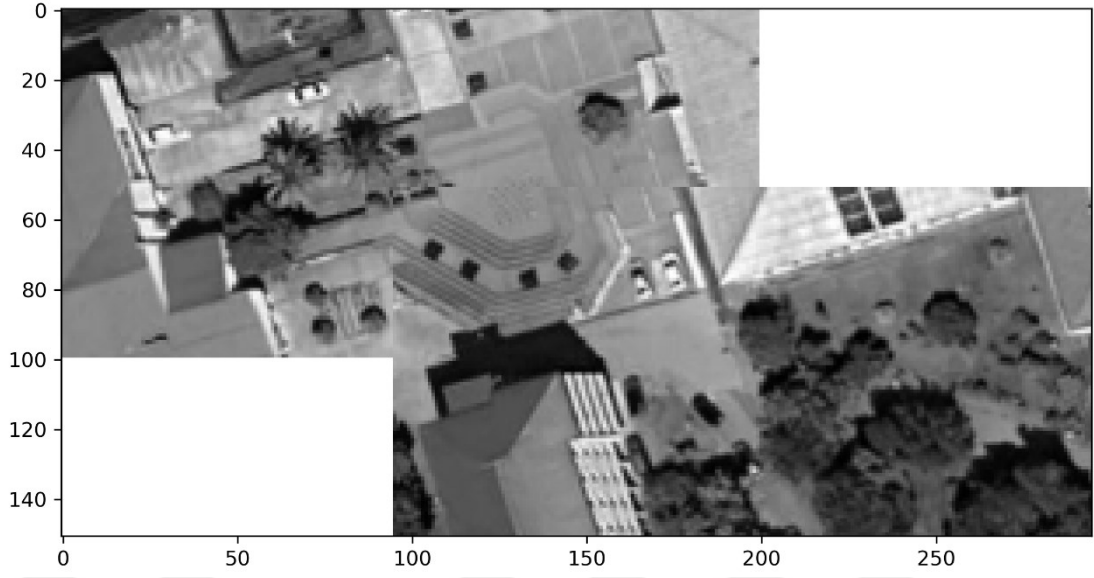
İki görüntünün birleştirilmesinde NCC amaç fonksiyonu yardımıyla kullanılan ABC algoritmasında 10 işçi arı 10 gözcü arı olmak üzere toplam 20 arı kullanılmıştır. MSE amaç fonksiyonuna göre ABC algoritmasını 1. iterasyondaki en iyi çözümü Şekil 15’te verilmiştir. Ardıl ile öncül arasındaki herhangi bir uyum olmadığı görülmektedir.



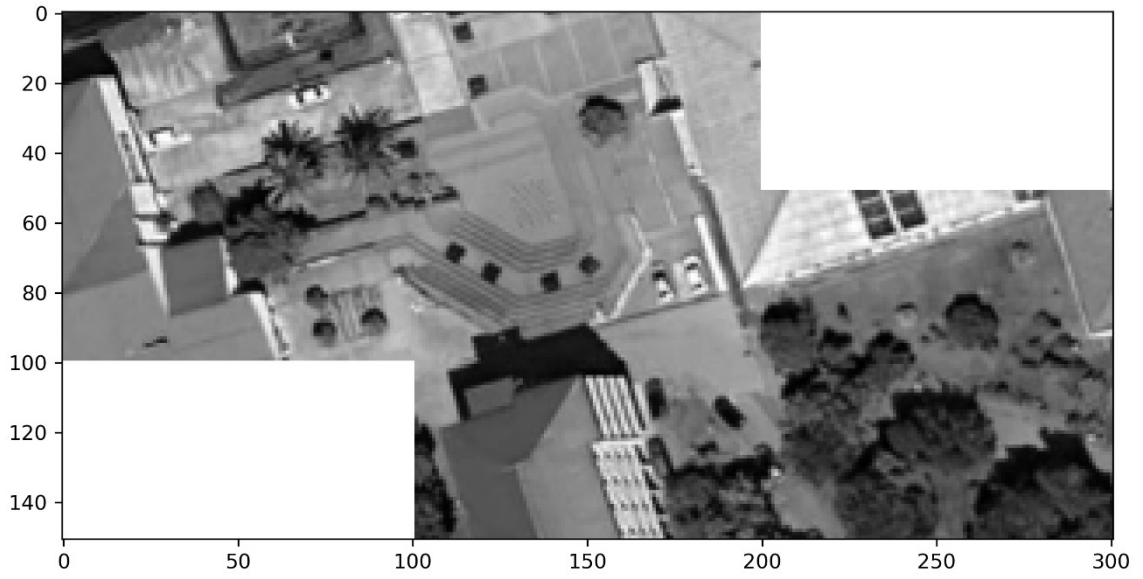
Şekil 15. NCC amaç fonksiyonuna göre ABC algoritmasını 1. iterasyondaki en iyi çözümü

Şekil 16’da 10. iterasyondaki en iyi sonuç küresel çözüme yakınsamaya başladığını göstermektedir.

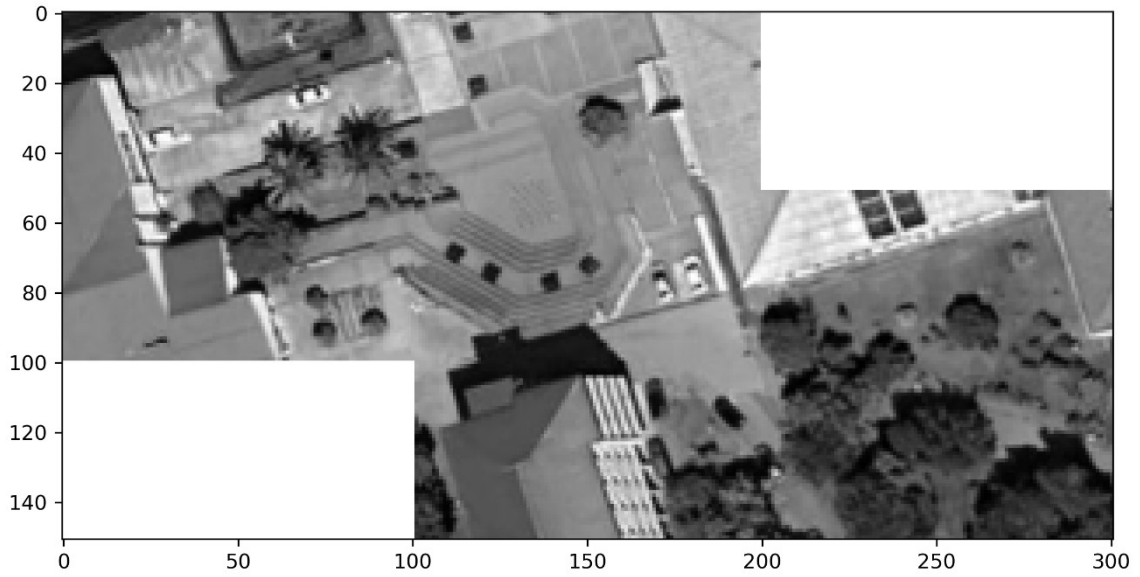
Şekil 17’de ve Şekil 18’de 20. iterasyon ile 40. iterasyondaki sonuçları göstermektedir. İki sonuçta aynı görüntüyü gösterdiğinden sonuca 20. iterasyonda ulaşıldığını göstermektedir. Bu sonuçlara göre çakışma tam sonuca ulaşmıştır.



Şekil 16. NCC amaç fonksiyonuna göre ABC algoritmasını 10. iterasyondaki en iyi çözümü



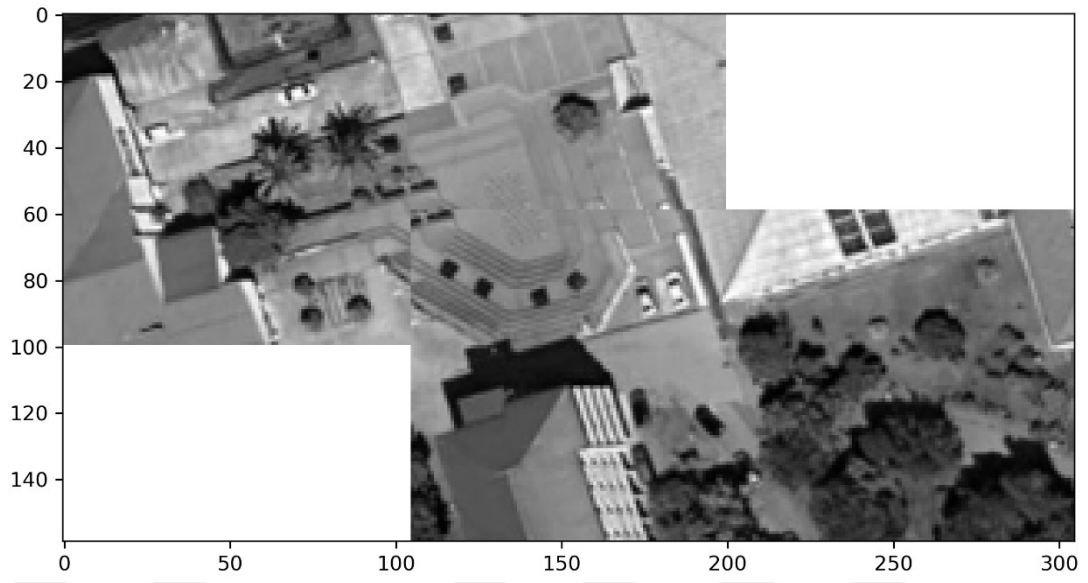
Şekil 17. NCC amaç fonksiyonuna göre ABC algoritmasını 20. iterasyondaki en iyi çözümü



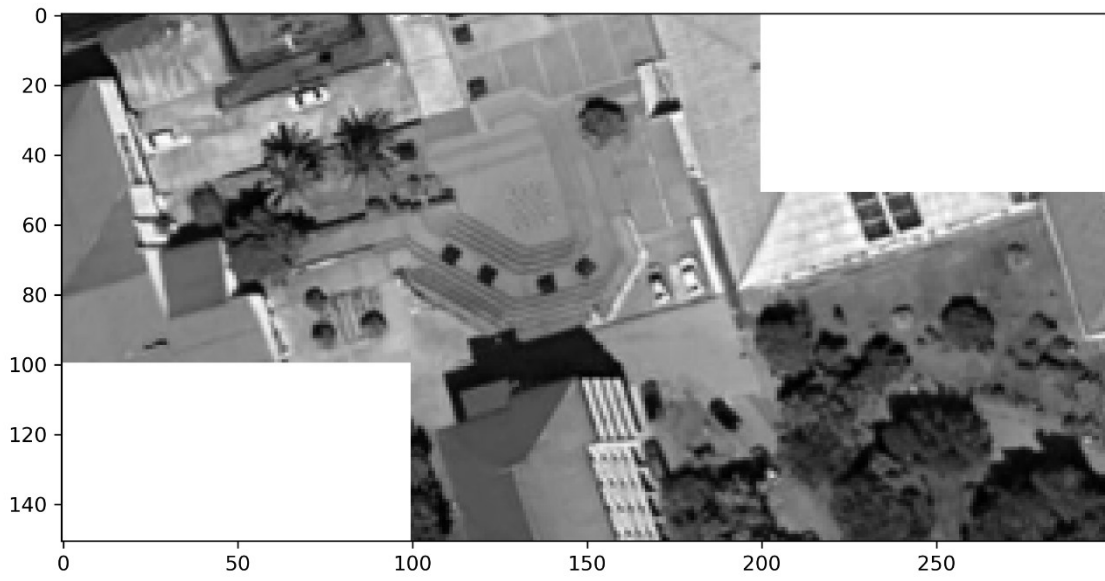
Şekil 18. NCC amaç fonksiyonuna göre ABC algoritmasını 40. iterasyondaki en iyi çözümü

3.1.5. MSE Kullanılarak İki Görüntünün ALSO ile Birleştirilmesi

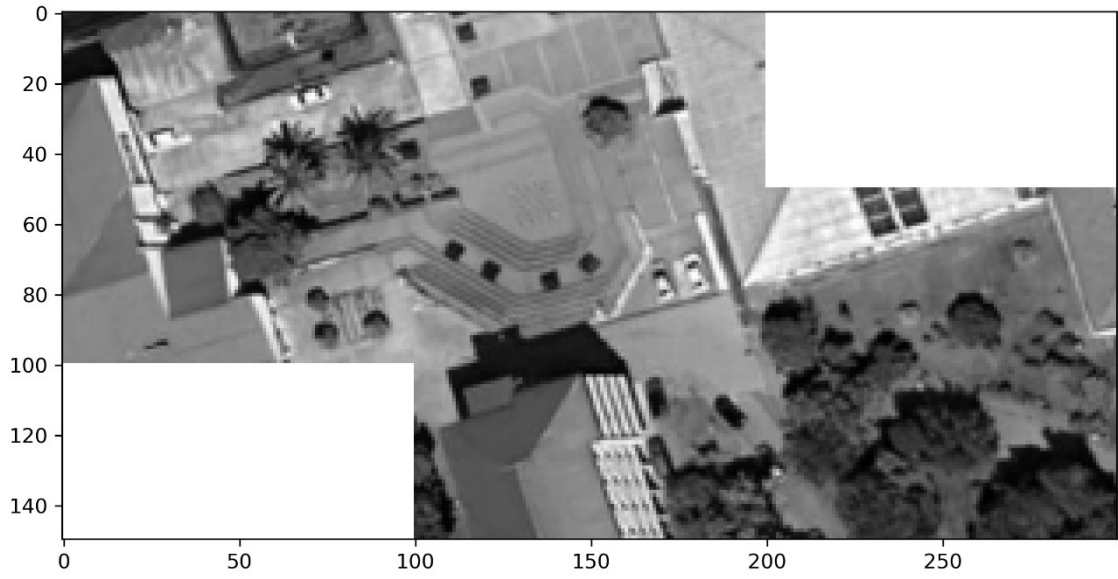
İki görüntünün birleştirilmesinde, MSE amaç fonksiyonu altında ALSO algoritması kullanılmıştır. Nüfus yapısı 4 aile $\times$ 5 çekirge olacak şekilde toplam 20 bireyden oluşmuştur. Şekil 19’da, 1. iterasyonda elde edilen en iyi çözüm gösterilmekte olup ardıl ve öncül görüntüler arasındaki çözümün küresel en iyiye doğru yakınsadığı görülmektedir. Şekil 20’de 10. iterasyondaki en iyi çözüm verilmiştir ve çözümün küresel en iyiye oldukça yaklaştığı gözlenmektedir. Şekil 21 ve Şekil 22’de sırasıyla 20. ve 40. iterasyon sonuçları yer almaktadır. Bu iki sonucun aynı olması, çözüm en iyiye 20. iterasyonda ulaşıldığını düşündürmektedir.



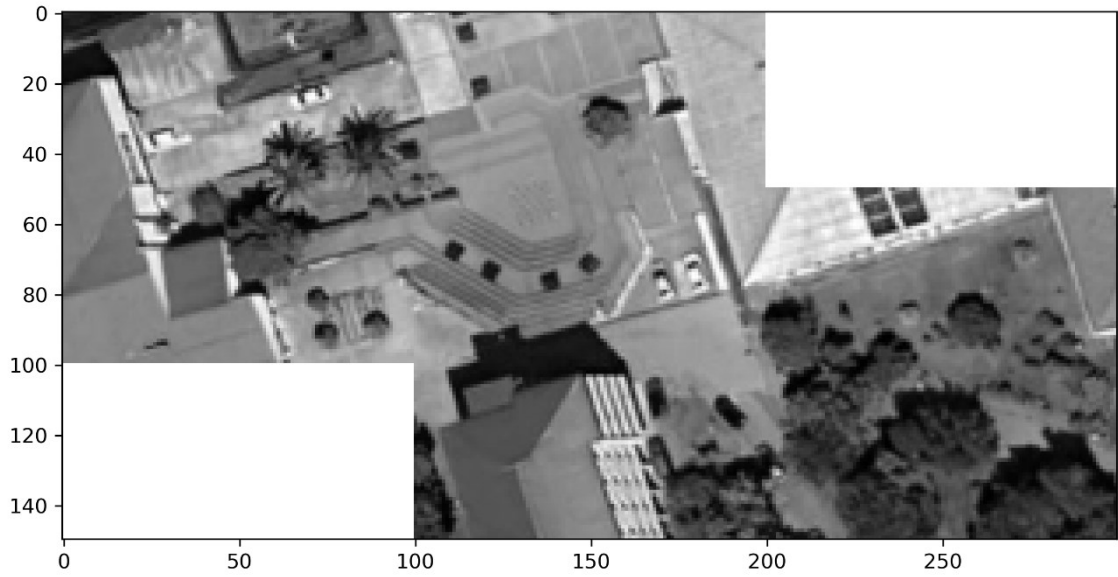
Şekil 19. MSE amaç fonksiyonuna göre ALSO algoritmasını 1. iterasyondaki en iyi çözümü



Şekil 20. MSE amaç fonksiyonuna göre ALSO algoritmasını 10. iterasyondaki en iyi çözümü



Şekil 21. MSE amaç fonksiyonuna göre ALSO algoritmasını 20. iterasyondaki en iyi çözümü

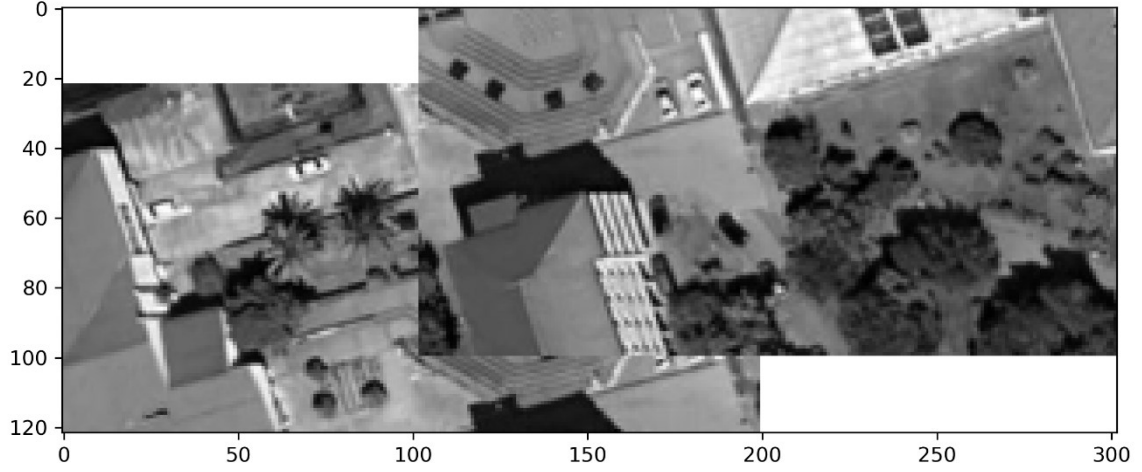


Şekil 22. MSE amaç fonksiyonuna göre ALSO algoritmasını 40. iterasyondaki en iyi çözümü

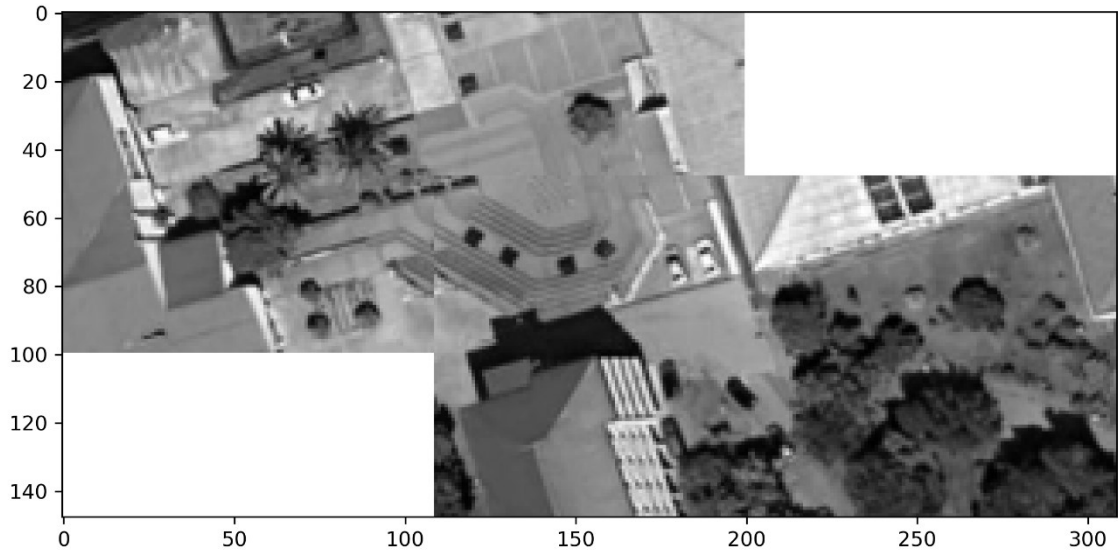
3.1.6. NCC Kullanılarak İki Görüntünün ALSO ile Birleştirilmesi

İki görüntünün birleştirilmesinde NCC amaç fonksiyonu yardımıyla kullanılan ALSO algoritmasında 4 aile ve her ailede 5 çekirge olmak üzere toplam 20 çekirge kullanılmıştır. NCC amaç fonksiyonuna göre ALSO algoritmasını 1. iterasyondaki en iyi çözümü Şekil 23'te verilmiştir. Ardıl ile öncül arasındaki uyumun düşük olduğu görülmektedir. Şekil 24'te

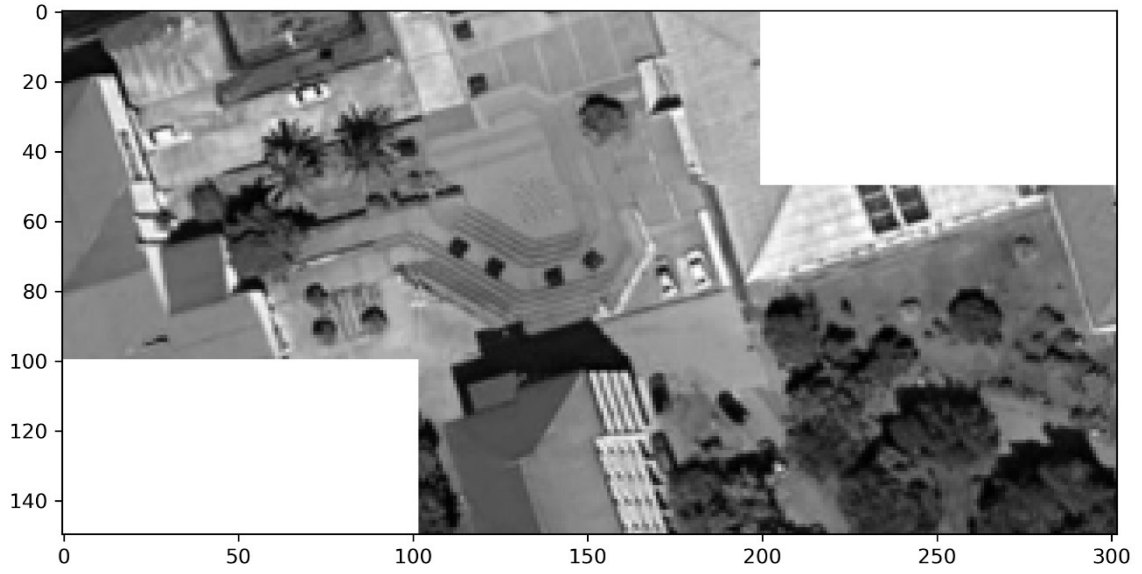
10. iterasyondaki en iyi sonuç küresel çözüme oldukça yaklaştığı söylenebilir. Şekil 25 ve Şekil 26'da 20. ve 40. iterasyonlardaki sonuçlar gösterilmektedir. Her iki sonucunda aynı olduğuna göre çözüme 20. iterasyonda ulaşıldığı söylenebilir.



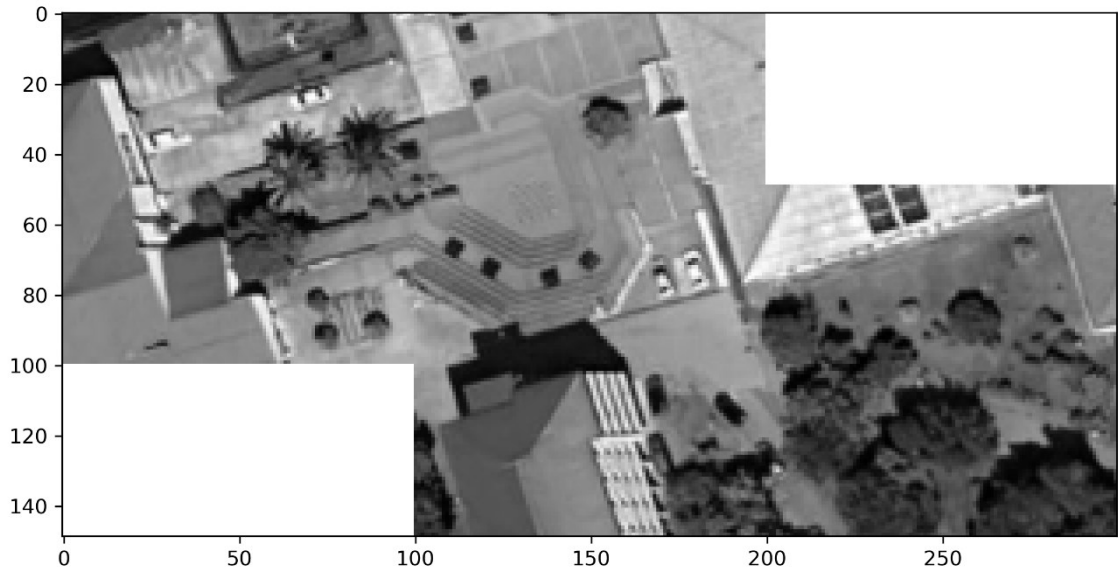
Şekil 23. NCC amaç fonksiyonuna göre ALSO algoritmasını 1. iterasyondaki en iyi çözümü



Şekil 24. NCC amaç fonksiyonuna göre ALSO algoritmasını 10. iterasyondaki en iyi çözümü



Şekil 25. NCC amaç fonksiyonuna göre ALSO algoritmasını 20. iterasyondaki en iyi çözümü



Şekil 26. NCC amaç fonksiyonuna göre ALSO algoritmasını 40. iterasyondaki en iyi çözümü

3.2. Çoklu Görüntünün Birleştirme Problemi

Çoklu birleştirme işleminde, bir ayçiçek tarlasından alınmış video görüntüsü kullanılarak 225x400 piksel boyutlarında 9 adet görüntü parçasının birleştirilmesi problemi ele alınmıştır. Bu problem, çok sürülü paralel MH-ABC (Çok Kovanlı Yapay Arı Koloni) ve MT-ALSO (Çok Kavimli Yapay Çekirge Sürü) algoritmaları kullanılarak çözülmüştür.

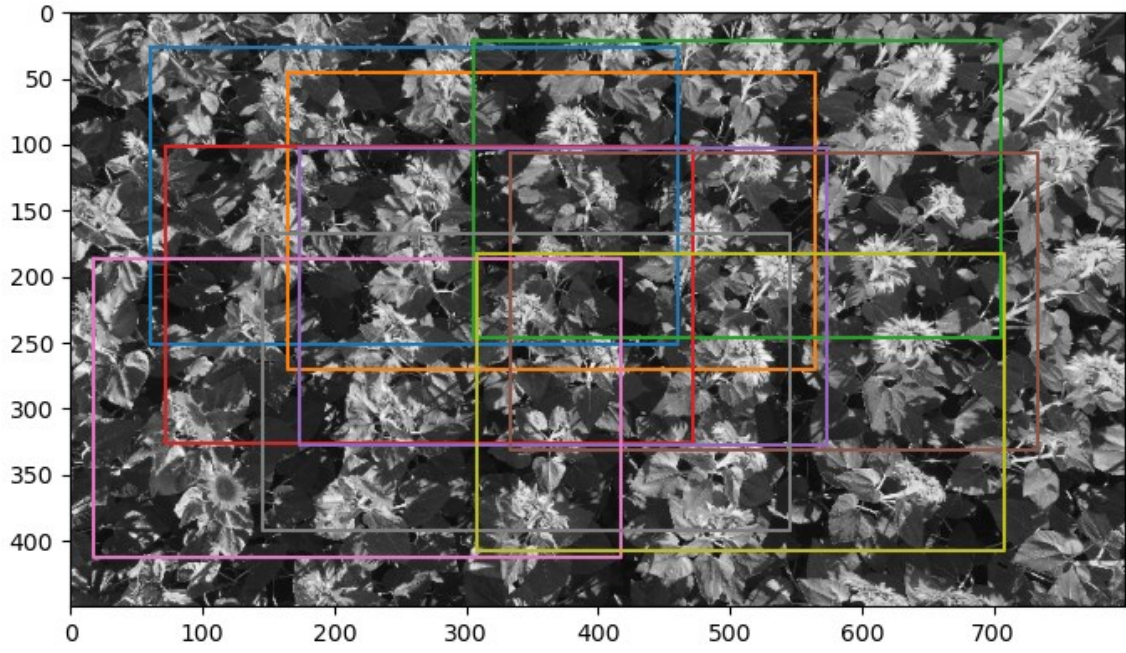
İki görüntülü birleştirme probleminden farklı olarak, çoklu görüntülerin eş zamanlı birleştirilmesi, hangi parçanın hangisinin öncülü veya ardılı olacağının bilinmemesi nedeniyle kombinatorial bir karmaşıklık sunar. Bu durum, her bir görüntü çifti için ayrı bir arama uzayının optimize edilmesini gerektiren çok-tepeli (multi-modal) ve çoklu amaçlı (multi-objective) bir optimizasyon problemi doğurur. Geliştirilen çok sürümlü yaklaşımlar, bu paralel arama uzaylarını eş zamanlı olarak çözmek için tasarlanmıştır.

Çoklu görüntü eş zamanlı birleştirme probleminde kullanılan kaynak görüntü, Şekil 27’de verilen ayçiçeği tarlasından alınmış görüntüden oluşmaktadır. Görüntü, hesaplamalardaki karmaşıklığı önlemek, işlem yükünü (hesaplama maliyetini) ciddi oranda azaltmak ve formülasyonları basitleştirmek adına tek kanal, yani gri ölçek (grayscale) kullanılarak işlenmiştir. Renkli (RGB) kanalların aksine, gri ölçekli görüntülerin hizalama için yeterli yapısal bilgiyi (kenarlar, dokular) barındırması, bu yaklaşımın optimizasyon sürecinde verimlilik sağlamasına olanak tanır.

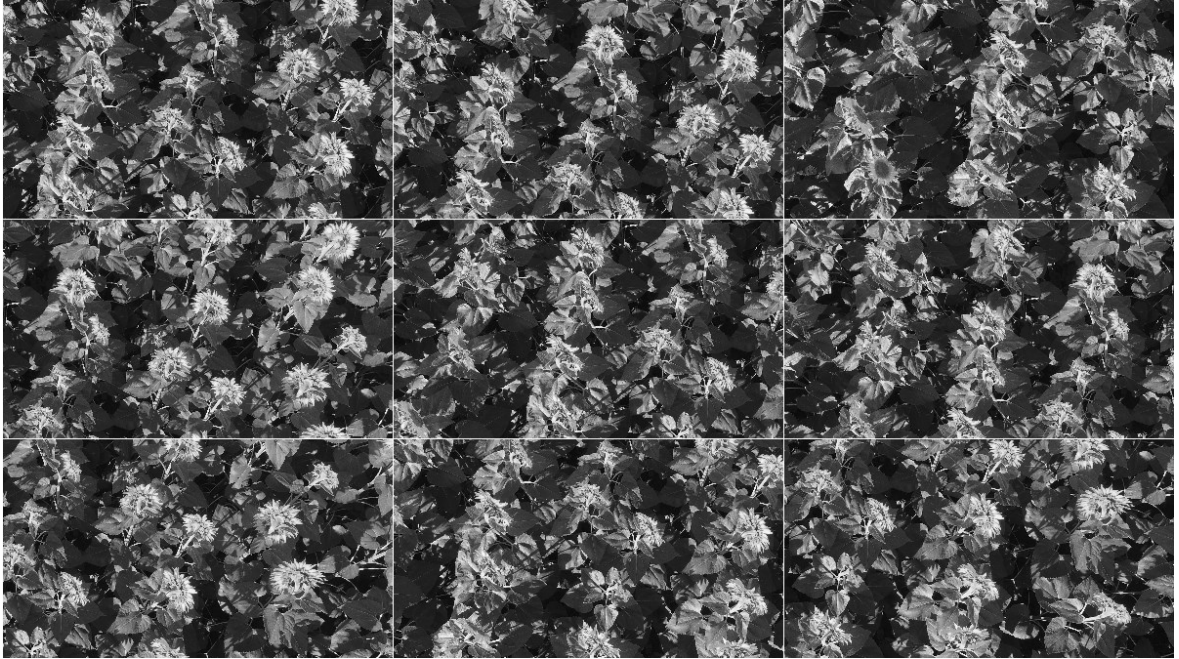
Kaynak görüntü üzerinden, birbirleriyle kesişen dokuz ayrı bölge, konumları rastgele seçilerek 225x400 boyutlarında kesilmiştir. Bu dokuz ayrı bölgeye düşen görüntü parçaları Şekil 28’de karışık (sırasız) olarak verilmiştir.

Şekil 28’deki dokuz ayrı görüntü parçası incelendiğinde, ayçiçeği tarlasının doğası gereği hem tekrarlayan desenler (yapraklar, çiçek başları) hem de belirgin, benzersiz özellikler (gölgeler, toprağın görüldüğü alanlar, tarla kenarları) içerdiği görülmektedir. Birçok görüntü içeriğinin görüntü içerisinde farklı konumlarda rastgele dağılması, bu problemin çözümü için kritik bir avantaj sağlar.

Bu içerik çeşitliliği, görüntü örtüştürme yaklaşımında kullanılan amaç fonksiyonlarının (MSE veya NCC) başarısını doğrudan artıracaktır. Eğer tüm parçalar birbirine çok benzeseydi (örneğin, tekdüze bir gökyüzü görüntüsü), amaç fonksiyonu çok sayıda yanıltıcı yerel optimum değer üretecek ve optimizasyon algoritmalarının yanlış eşleşmelere yakınsamasına neden olacaktı. Ancak, ayçiçeği tarlasındaki bu belirgin doku ve özellik çeşitliliği, doğru hizalama noktasında amaç fonksiyonunun çok daha keskin ve belirgin bir minimum (MSE için) veya maksimum (NCC için) değer vermesini sağlar. Bu durum, meta-sezgisel algoritmaların küresel optimumu (yani parçaların doğru konumunu) bulma olasılığını önemli ölçüde güçlendirir.



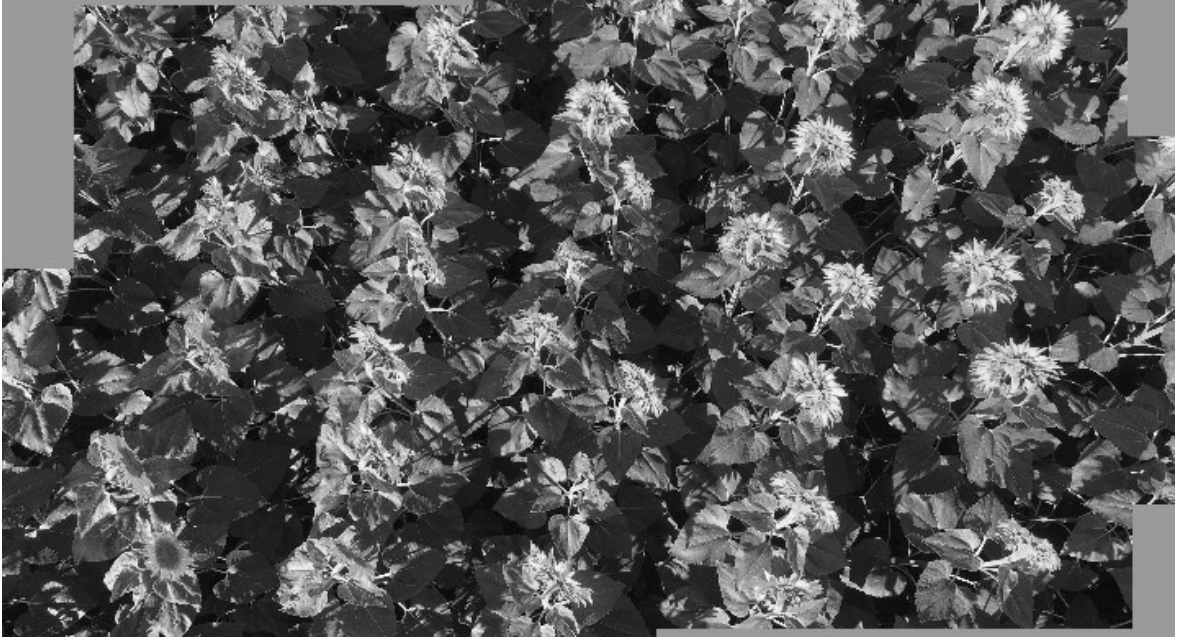
Şekil 27. Çoklu birleştirme için seçilen tüm görüntü parçaları



Şekil 28. Dokuz ayrı örtüşen görüntü parçaları

3.2.1. MSE Kullanılarak Çoklu Görüntünün MH-ABC ile Birleştirilmesi

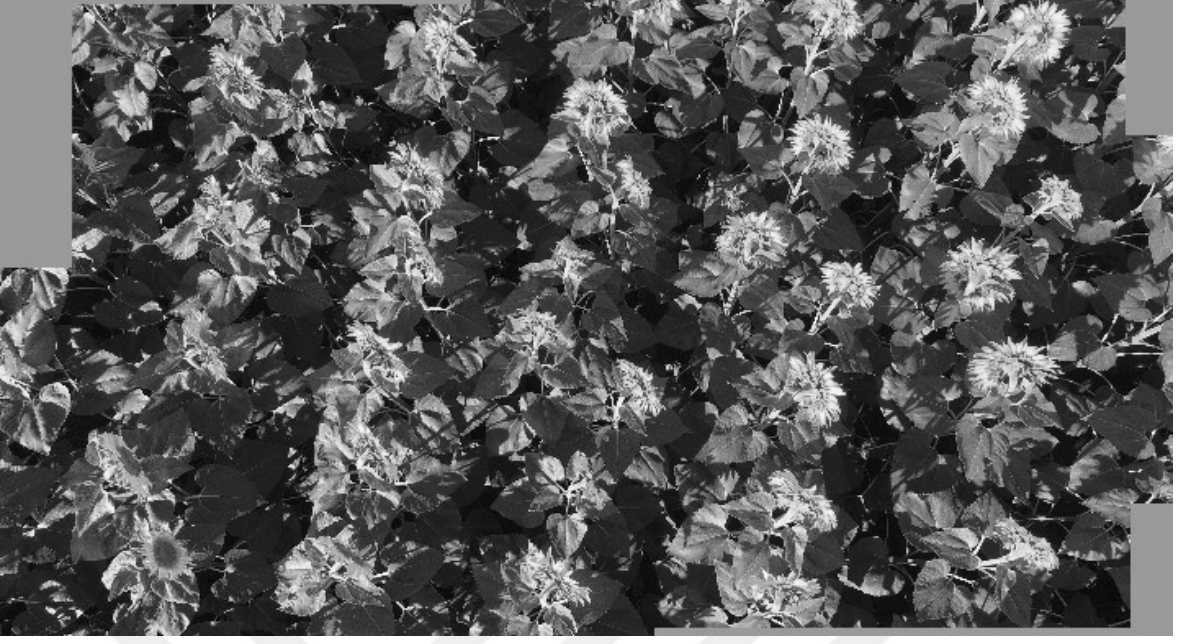
Çoklu görüntünün birleştirilmesinde MSE amaç fonksiyonu yardımıyla kullanılan MH-ABC algoritmasında 9 ayrı kovanda kullanılmıştır. Her kovanda 16 işçi arı 16 gözcü arı olmak üzere toplam 288 arı kullanılmıştır. MSE amaç fonksiyonuna göre MH-ABC algoritmasını 200. İterasyon sonucunda en iyi çözümü Şekil 29'da verilmiştir. Birleştirme işleminin oldukça başarılı olduğu görülmektedir.



Şekil 29. MSE amaç fonksiyonuna göre ABC algoritmasını 200. iterasyon sonucundaki en iyi çözümü

3.2.2. NCC Kullanılarak Çoklu Görüntünün MH-ABC ile Birleştirilmesi

Çoklu görüntü birleştirme probleminin NCC amaç fonksiyonu ile çözümünde, MH-ABC algoritmasının çok sürülü (çok kovanlı) bir mimarisi kullanılmıştır. Bu yaklaşımda, 9 adet görüntü parçası için 9 ayrı kovan (sürü) görevlendirilmiştir. Her kovan 16 işçi arı ve 16 gözcü arı içerecek şekilde yapılandırılmış, böylece optimizasyon süreci toplam 288 arılık bir popülasyon ile yürütülmüştür. NCC amaç fonksiyonuna göre MH-ABC algoritmasının 200. iterasyon sonucunda ulaştığı en iyi çözüm Şekil 30'da sunulmuştur. Şekil incelendiğinde, parçaların doğru konumlarda başarıyla hizalandığı ve tutarlı bir bütünleşik görüntü elde edildiği açıkça görülmektedir.



Şekil 30. NCC amaç fonksiyonuna göre ABC algoritmasını 200. iterasyon soncundaki en iyi çözümü

3.2.3. MSE Kullanılarak Çoklu Görüntünün MT-ALSO ile Birleştirilmesi

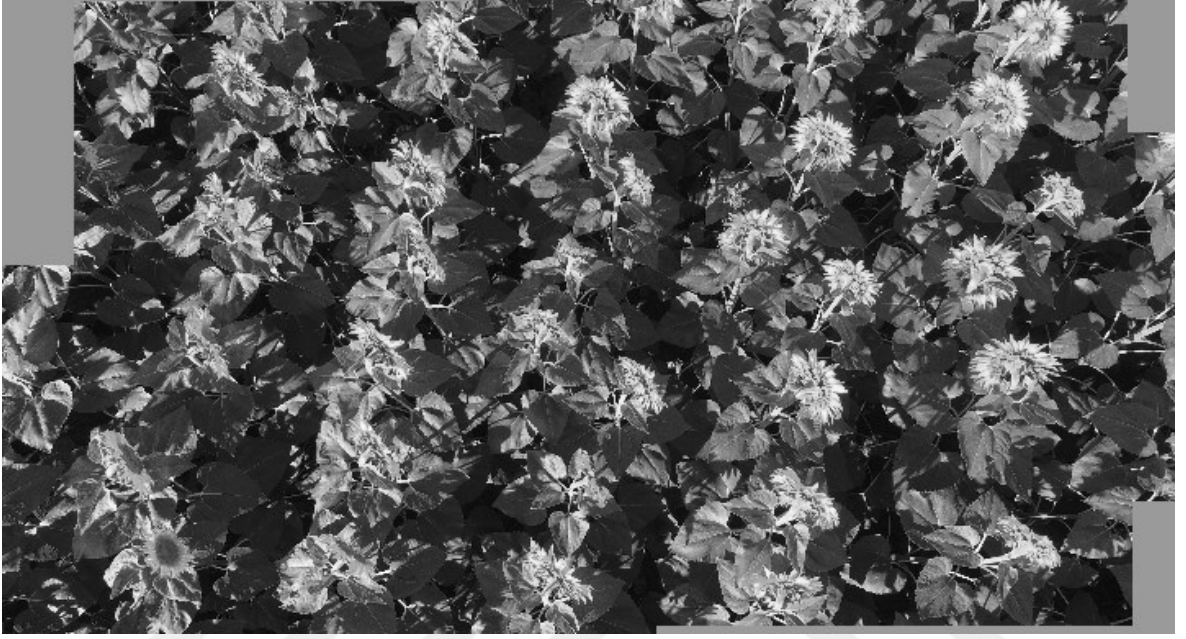
Çoklu görüntü birleştirme probleminin MSE amaç fonksiyonu ile çözümünde, tez kapsamında önerilen MT-ALSO algoritması uygulanmıştır. Bu çok sürümlü yaklaşım, problemin yapısına uygun olarak, birleştirilecek 9 adet görüntü parçasının her biri için 9 ayrı kavim (tribe) kullanılarak yapılandırılmıştır.

Toplam popülasyon 288 bireyden (çekirgeden) oluşmaktadır. Bu popülasyon, her kavime 32 çekirge düşecek şekilde eşit olarak dağıtılmıştır. MT-ALSO algoritmasının iç yapısına uygun olarak, her kavimdeki bu 32 çekirge, 8 aileye bölünmüş ve her ailenin 4 çekirgeden oluşması sağlanmıştır. Bu hiyerarşik yapı, her kavimin kendi yerel arama uzayını (yani bir görüntü parçasının diğer 8 parçayla olan ilişkisini) etkili bir şekilde keşfetmesine olanak tanımıştır.

MSE amaç fonksiyonuna göre MT-ALSO algoritmasının 200 iterasyon çalıştırılması sonucunda ulaştığı en iyi çözüm (yani tüm parçaların hizalandığı son mozaik görüntü) Şekil 31’de sunulmuştur.

Şekil 31’deki bütünleşik görüntü incelendiğinde, MSE'nin en aza indirildiği optimal konumların başarıyla bulunduğu ve birleştirme işleminin oldukça başarılı olduğu tespit edilmiştir. Parçalar arasında belirgin bir kayma veya yapısal bozulma olmaksızın, ayçiçeği

tarlasının tutarlı bir mozaik görüntüsü elde edilmiştir. Bu bulgu, MT-ALSO yaklaşımının, MSE gibi karmaşık ve çok-tepeli (multi-modal) olabilen amaç fonksiyonlarıyla çalışırken dahi, çoklu arama uzaylarında etkili bir küresel optimizasyon sağlayabildiğini göstermektedir.



Şekil 31. MSE amaç fonksiyonuna göre ALSO algoritmasını 200. iterasyon sonundaki en iyi çözümü

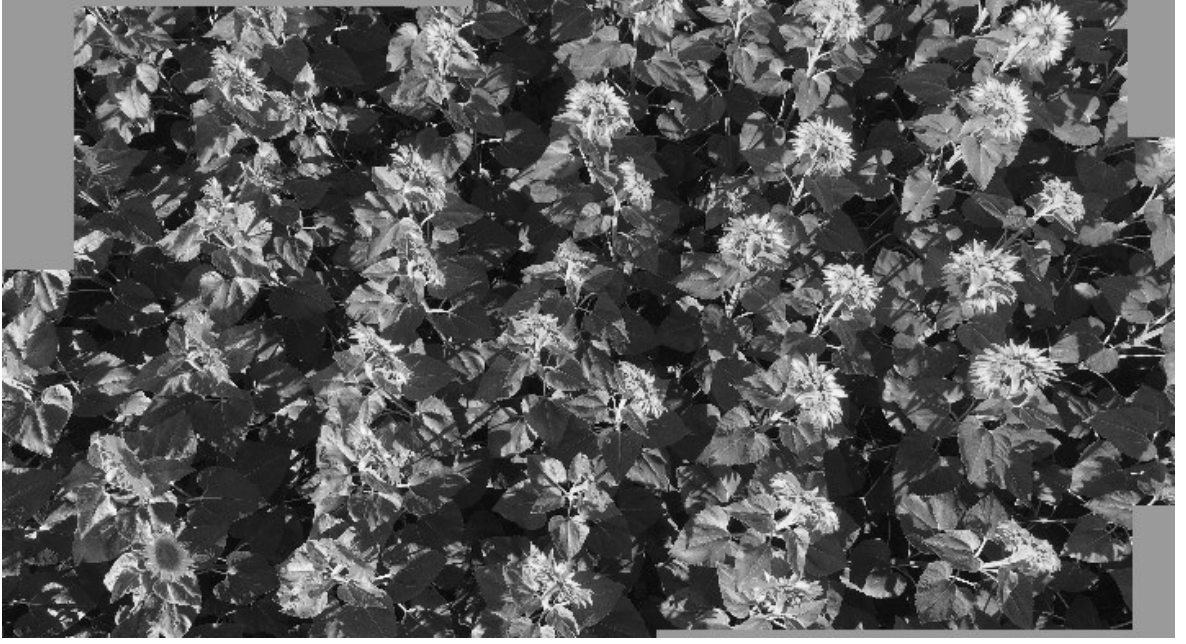
3.2.4. NCC Kullanılarak Çoklu Görüntünün MT-ALSO ile Birleştirilmesi

NCC amaç fonksiyonu kullanılarak çoklu görüntü birleştirme probleminin çözümünde, tez kapsamında geliştirilen MT-ALSO algoritması uygulanmıştır. Bu çok sürümlü optimizasyon mimarisi, 9 adet görüntü parçasının her biri için 9 ayrı kavim (tribe) görevlendirerek yapılandırılmıştır.

Toplam popülasyon 288 birey (çekirge) olarak belirlenmiştir. Bu nüfus, her kavime 32 çekirge düşecek şekilde dağıtılmıştır. ALSO metodolojisine uygun olarak, her kavimdeki bu 32 çekirge, 8 aileye ayrılmış ve her ailenin 4 çekirgeden oluşması sağlanmıştır. Bu hiyerarşik yapı, her kavimin kendi ilişkili arama uzayını (diğer 8 görüntü parçasıyla olan olası eşleşmeleri) verimli bir şekilde araştırmasını sağlamıştır.

NCC amaç fonksiyonuna göre MT-ALSO algoritmasının 200 iterasyon çalıştırılması neticesinde elde edilen en iyi çözüm ve birleştirilmiş görüntü Şekil 32’de sunulmuştur.

Şekil 32'deki sonuç incelendiğinde, birleştirme işleminin son derece başarılı olduğu görülmektedir. NCC'nin maksimize edildiği optimal konumlar algoritma tarafından doğru bir şekilde tespit edilmiş ve parçalar arasında kayma olmaksızın, ayçiçeği tarlasının bütünlüklü bir görüntüsü oluşturulmuştur. Bu bulgu, MT-ALSO yaklaşımının, MSE'ye kıyasla aydınlatma ve kontrast farklılıklarına karşı daha dayanıklı (robust) olan NCC amaç fonksiyonuyla da etkin bir şekilde çalışabildiğini ve karmaşık, çoklu arama uzaylarında küresel optimuma yakınsayabildiğini göstermektedir.



Şekil 32. NCC amaç fonksiyonuna göre ALSO algoritmasını 200. İterasyon sonundaki en iyi çözümü

4. SONUÇLAR

Bu tez çalışmasında, özellikle insansız hava araçlarından (İHA) elde edilen uzaktan algılama görüntülerinin birleştirilmesi problemine odaklanılarak, meta-sezgisel optimizasyon algoritmalarına dayalı yeni yaklaşımlar geliştirilmiş ve değerlendirilmiştir. Çalışma, temel olarak iki aşamada yürütülmüştür: (1) İki görüntülü sentetik bir problemin analizi ve (2) Çoklu görüntülü gerçek bir problemin (drone ile çekilmiş ayçiçeği tarlası) çözümü.

İlk aşamada, iki görüntünün birleştirilmesi problemi ele alınmıştır. Bu problem için Ortalama Kare Hata (MSE) ve Normalize Çapraz Korelasyon (NCC) amaç fonksiyonları olarak tanımlanmıştır.

- Öncelikle, tüm arama uzayının tarandığı doğrudan (kaba kuvvet) yöntemle, her iki amaç fonksiyonunun da (MSE için minimum, NCC için maksimum) beklenen optimal (50, 100) konumunu doğru bir şekilde tespit ettiği gösterilmiştir. Bu, amaç fonksiyonlarının geçerliliğini doğrulamıştır.
- Aynı problem, Yapay Arı Koloni (ABC) ve Yapay Çekirge Sürü Optimizasyon (ALSO) algoritmaları ile çözülmüştür.
- Her iki meta-sezgisel algoritma da (hem MSE hem de NCC amaç fonksiyonlarıyla kullanıldıklarında) 80.000 olası konumun tamamını taramaya gerek kalmadan, 20. iterasyon civarında küresel optimuma başarıyla yakınsamıştır. Bu bulgu, optimizasyon algoritmalarının bu tür problemler için kaba kuvvet yöntemine göre çok daha verimli bir alternatif olduğunu kanıtlamıştır.
- Deneyler sırasında, ALSO algoritmasının (özellikle MSE ile) ilk iterasyonlarda küresel çözüme ABC'ye kıyasla daha hızlı yaklaştığı (Bkz. Şekil 19), ABC'nin ise (MSE ile) 10. iterasyonda yerel bir optimuma takılma eğilimi gösterdiği (Bkz. Şekil 12) ancak daha sonra bu noktadan kurtularak küresel optimuma ulaştığı gözlemlenmiştir.

Kullanılan Doğrudan, ABC ve ALSO algoritmalarının başarımları her üçünde de iyi sonuç vermiştir. Bunun öncelikli nedeni probleminin tam sayılı koordinatlara sahip olmasından dolayı duyarlılık problemi yaşanmamıştır. Öte yandan her üç algoritmanın da zamansal başarımı

'te iki farklı amaç fonksiyonuna göre listelenmiştir.

Tablo 3. Bölüm 3.1'deki örnek çözümlerin hesaplama zamanları

	Doğrudan	ABC	ALSO
MSE	13.7716	2.7457	0.4993
NCC	19.3059	5.0108	0.6224

Zamansal karşılaştırmada Doğrudan yaklaşım en kötü başarıyı verirken ALSO algoritması diğerlerine göre oldukça iyi başarıyı ortaya koyduğu görülmektedir.

Çalışmanın ikinci ve ana aşamasında, 9 adet gerçek drone görüntüsünden oluşan çoklu görüntü birleştirme problemi ele alınmıştır. Bu problemin karmaşıklığı (her görüntü çifti için ayrı ve bağımsız bir arama uzayının varlığı), klasik optimizasyon algoritmalarının yetersiz kalmasına neden olmuştur.

- Bu zorluğun üstesinden gelmek için, tez kapsamında Çok Kovanlı Yapay Arı Koloni (MH-ABC) ve Çok Kavimli Yapay Çekirge Sürü (MT-ALSO) algoritmaları önerilmiş ve geliştirilmiştir. Bu çok sürülü (multi-swarm/multi-tribe) yaklaşımlar, tüm görüntü çiftlerinin eşleşmelerini paralel olarak optimize etmek üzere tasarlanmıştır.
- Önerilen MH-ABC algoritması (hem MSE hem de NCC ile) ve MT-ALSO algoritması (MSE ile), 9 parçalı ayçiçeği tarlası görüntülerine başarıyla uygulanmıştır.
- Elde edilen bulgular (Şekil 29, 30 ve 31), önerilen çok sürülü algoritmaların, çoklu ve karmaşık arama uzaylarına sahip gerçek dünya görüntü birleştirme problemlerini çözmede uygulanabilir ve etkili olduğunu göstermiştir. Algoritmalar, parçalı görüntüleri başarıyla hizalayarak bütünsel bir mozaik görüntü oluşturabilmiştir.

Sonuç olarak bu tez, meta-sezgisel optimizasyonun görüntü birleştirme alanındaki potansiyelini ortaya koymuş ve özellikle çoklu görüntülerin paralel optimizasyonu için yeni MH-ABC ve MT-ALSO yaklaşımlarını literatüre kazandırmıştır.

5. ÖNERİLER

Bu tez çalışmasında elde edilen bulgular ve geliştirilen yöntemler, gelecekteki araştırmalar için çeşitli yollar açmaktadır. Bu bağlamda, aşağıdaki öneriler sunulmuştur:

1. Kapsamlı Nicel Karşılaştırma: Bu çalışmada, çoklu görüntü birleştirme için MH-ABC (MSE ve NCC ile) ve MT-ALSO (MSE ile) algoritmalarının sonuçları görsel olarak sunulmuştur. Gelecekteki çalışmalarda, bu algoritmaların (MT-ALSO + NCC kombinasyonu da dahil edilerek) performanslarının nicel olarak karşılaştırılması önerilmektedir. Hesaplama süresi, yakınsama hızı ve birleştirme doğruluğu (örneğin, örtüşen bölgelerdeki Tepe Sinyal-Gürültü Oranı (PSNR) veya Yapısal Benzerlik İndeksi (SSIM) gibi metrikler kullanılarak) açısından detaylı bir analiz yapılmalıdır.
2. Daha Karmaşık Geometrik Dönüşümler: Mevcut çalışma, görüntüler arasındaki ilişkiyi 2 boyutlu bir öteleme (x_0, y_0) olarak modellemiştir. Ancak, İHA görüntülerinde genellikle dönme, ölçeklenme ve perspektif bozulmaları da bulunur. Gelecekteki çalışmalarda, optimizasyon algoritmalarının arama uzayı 6 parametrelili (affin dönüşüm) veya 8 parametrelili (homografi/projektif dönüşüm) olarak genişletilmelidir. Bu, algoritmaların çok daha karmaşık gerçek dünya senaryolarıyla başa çıkabilmesini sağlayacaktır.
3. Daha Sağlam Amaç Fonksiyonları: Çalışmada MSE ve NCC kullanılmıştır. NCC, aydınlatma değişimlerine karşı MSE'den daha dayanıklı olsa da, her ikisi de belirgin kontrast farklılıkları veya tekrar eden dokularda zorlanabilir. Gelecekte, özellikle tıbbi görüntüleme veya farklı sensör verilerinin birleştirilmesinde yaygın olarak kullanılan Faz Korelasyonu (Phase Correlation) veya Karşılıklı Bilgi (Mutual Information - MI) gibi daha sağlam (robust) amaç fonksiyonlarının meta-sezgisel algoritmalarla entegrasyonu araştırılmalıdır.
4. Hibrit Algoritmalar ve Parametre Optimizasyonu: ABC ve ALSO algoritmalarının performansları parametrelerine (arı sayısı, limit, aile büyüklüğü vb.) bağlıdır. Bu parametrelerin dinamik olarak ayarlandığı uyarlanabilir (adaptive) mekanizmalar geliştirilebilir. Ayrıca, ALSO'nun güçlü keşif (exploration) yeteneği ile ABC'nin sömürme (exploitation) yeteneğini birleştiren hibrit meta-sezgisel algoritmalar tasarlanarak daha hızlı ve daha kararlı çözümler aranabilir.

5. Gerçek Zamanlı Uygulamalar İçin Optimizasyon: Önerilen çok sürümlü algoritmalar doğaları gereği paralel çalışmaya uygundur. Bu algoritmaların hesaplama verimliliğinin artırılması için GPU (Grafik İşlem Birimi) üzerinde CUDA veya OpenCL kullanılarak paralelleştirilmesi, İHA'ların görev sırasında gerçek zamanlı veya göreve yakın zamanlı (near-real-time) mozaikleme yapabilmesi için kritik bir adım olacaktır.
6. Otomatik Görüntü Harmanlama (Blending) Entegrasyonu: Bu çalışmada hizalama (registration) işlemine odaklanılmıştır. Bulgularda sunulan birleşik görüntülerde, parçalar arasındaki "dikiş izleri" görülebilmektedir. Gelecekteki çalışmalarda, optimal konumlar bulunduktan sonra, dikiş izlerini ortadan kaldırmak için çok bantlı harmanlama (multi-band blending) veya Poisson görüntü düzenlemesi (Poisson image editing) gibi otomatik harmanlama tekniklerinin sisteme entegre edilmesi, sonuçların görsel kalitesini önemli ölçüde artıracaktır.

6. KAYNAKLAR

- Abdel-Basset, M., Mohamed, R., Azeem, S., Jameel, M., & Abouhawwash, M. (2023). Kepler optimization algorithm: A new metaheuristic algorithm inspired by Kepler's laws of planetary motion. *Knowledge-Based Systems*, 268(16), 110454.
- Bansal, J., Sharma, H., & Jadon, S. (2013). Artificial bee colony algorithm: a survey. *International Journal of Advanced Intelligence Paradigms*, 5(1-2), 123-159.
- Burt, P., & Adelson, E. (1983). A multiresolution spline with application to image mosaics. *ACM Transactions on Graphics (ToG)*, 2(4), 217-236.
- Deever, A., & Gallagher, A. (2012). Semi-automatic assembly of real cross-cut shredded documents. *2012 19Th IEEE international conference on image processing. 1*, s. 233-236. IEEE.
- Dhokley, W., Zamirhasan, C., Zahid, K., & Asif, S. (2017). Image mosaicing using bidirectional algorithm. *2017 International Conference on Innovations in Information, Embedded and Communication Systems (ICIIECS)*, (s. 1-6).
- El Ghouate, N., Bencherqui, A., Mansouri, H., Maloufy, A., Tahiri, M., Karmouni, H., . . . Abouhawwash, M. (2024). Improving the Kepler optimization algorithm with chaotic maps: comprehensive performance evaluation and engineering applications. *Artificial Intelligence Review*, 57(11), 313.
- Kanopoulos, N., Vasanthavada, N., & Baker, R. (1988). Design of an image edge detection filter using the Sobel operator. *IEEE Journal of solid-state circuits*, 23(2), 358-367.
- Karaboga, D., & Akay, B. (2009). A comparative study of artificial bee colony algorithm. *Applied mathematics and computation*, 214(1), 108-132.
- Karaboga, D., & Basturk, B. (2007). A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: artificial bee colony (ABC) algorithm. *Journal of global optimization*, 39, 459-471.
- Kesemen, O., Özkul, E., Tezel, Ö., & Tiryaki, B. (2023). Artificial locust swarm optimization algorithm. *Soft Computing*, 27(9), 5663-5701.
- Knorn, J., Rabe, A., Radeloff, V., Kuemmerle, T., Kozak, J., & Hostert, P. (2009). Land cover mapping of large areas using chain classification of neighboring Landsat satellite images. *Remote Sensing of Environment*, 113(5), 957-964.
- Liu, G., Chen, J., & Zheng, Y. (2016). A document stitching method based on optimal seam. *2016 9th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics (CISP-BMEI)*, (s. 162-166).

- Liu, Y., Qiu, H., Lu, J., & Fang, Y. (2014). Shredded document reconstruction based on intelligent algorithms. *2014 International Conference on Computational Science and Computational Intelligence. 1*, s. 108-113. IEEE.
- Lowe, D. (1999). Distinctive image features from scale-invariant keypoints (2004) *International Journal of Computer Vision*, 60. 16(2), 22-30. Springer, Nov.
- Luo, D., & Guo, X. (2024). Short-term Traffic Flow Prediction Based on Improved BP Neural Network Optimized by Grasshopper Optimization Algorithm. *Proceedings of the 2024 International Conference on Machine Intelligence and Digital Applications. 57*, s. 445-449. Springer.
- Moik, J. (1980). Digital Processing of Remotely Sensed Images. NASA SP-431. *NASA Special Publication, 431*.
- Mukhopadhyay, P., & Chaudhuri, B. (2015). A survey of Hough Transform. *Pattern Recognition*, 48(3), 993-1010.
- Nemra, A., Khellal, A., & Sayah, H. (2018). Quantitative analysis of real-time image mosaicing algorithms. *2018 25th International Conference on Systems, Signals and Image Processing (IWSSIP)*, (s. 1-5).
- Otsu, N., & Otsu, Nobuyuki. (1979). A threshold selection method from gray-level histograms. *Automatica*, 11(285-296), 23-27.
- Soltanpour, S., & Joslin, C. (2023). A Survey on Feature-Based and Deep Image Stitching. *Proceedings Copyright*, 777, 788.
- Szeliski, R. (1996). Video mosaics for virtual environments. *IEEE computer Graphics and Applications*, 16(2), 22-30.
- Wang, Y., Zhao, Y., Xu, C., Zhan, Y., & Chen, K. (2023). A novel hybrid firefly algorithm with double-level learning strategy. *Mathematics*, 11(16), 3569.
- Yan, K., & Han, M. (2018). Aerial image stitching algorithm based on improved GMS. *2018 Eighth International Conference on Information Science and Technology (ICIST)*, (s. 351-357).
- Yang, Z., Yin, Y., Xu, H., Jing, Q., Jiang, Z., Liao, T., & Soares, C. (2025). Advancements of Image and Video Stitching Techniques: A Review. *IEEE Sensors Journal*.

ÖZGEÇMİŞ

Sibel ERTÜRK, ilk öğrenimini Dumlupınar İlköğretim okulunda, orta öğretimini Yunus Emre Lisesinde tamamladı. 2011 yılında Karadeniz Teknik Üniversitesi, Fen Fakültesi, İstatistik ve Bilgisayar Bilimleri Bölümüne yerleşti ve 2015 yılında bu bölümden mezun oldu. 2015 yılında Karadeniz Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstatistik ve Bilgisayar Bilimleri Anabilim dalında tezli yüksek lisans programına başladı. 2018 yılında “Radon Dönüşümü ile Sayısal Görüntülerdeki Grafların İçerdiği Tüm Üçgenlerin Bulunması” başlıklı yüksek lisans tezini sunmasının ardından doktora eğitimine başladı. Trabzon Üniversitesi’nde Öğretim Görevlisi olarak görev yapmaktadır. Evli ve bir çocuk sahibidir. İyi derecede İngilizce bilmektedir.