



T.C.
NİĞDE ÖMER HALİSDEMİR ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
HARİTA MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

KAMERA KALİBRASYONUNDA SEZGİSEL OPTİMİZASYON
YÖNTEMLERİNİN KULLANIMI

YELDOS ARYSTANOV

Şubat 2024

T.C.
NİĞDE ÖMER HALİSDEMİR ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
HARİTA MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

KAMERA KALİBRASYONUNDA SEZGİSEL OPTİMİZASYON
YÖNTEMLERİNİN KULLANIMI

YELDOS ARYSTANOV

Yüksek Lisans Tezi

Danışman

Dr. Öğretim Üyesi Ahmet Emin KARKINLI

Şubat, 2024

Yeldos ARYSTANOV tarafından **Dr. Öğr. Üyesi Ahmet Emin KARKINLI** danışmanlığında hazırlanan “**Kamera Kalibrasyonunda Sezgisel Optimizasyon Yöntemlerinin Kullanımı**” adlı bu çalışma jürimiz tarafından Niğde Ömer Halisdemir Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü **Harita Mühendisliği** Ana Bilim Dalı’nda Yüksek Lisans tezi olarak kabul edilmiştir.

Başkan : Doç. Dr. Aslı BOZDAĞ (Niğde Ömer Halisdemir Üniversitesi)

Üye : Dr. Öğr. Üyesi Ahmet Emin KARKINLI (Niğde Ömer Halisdemir Üniversitesi)

Üye : Dr. Öğr. Üyesi Talha TAŞKANAT (Erciyes Üniversitesi)

ONAY:

Bu tez, Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulunca belirlenmiş olan yukarıdaki jüri üyeleri tarafından/...../20.... tarihinde uygun görülmüş ve Enstitü Yönetim Kurulu’nun/...../20.... tarih ve sayılı kararıyla kabul edilmiştir.

...../...../20...

Prof. Dr. Mustafa KARATEPE
MÜDÜR

TEZ BİLDİRİMİ

Tez içindeki bütün bilgilerin bilimsel ve akademik kurallar çerçevesinde elde edilerek sunulduğunu, ayrıca tez yazım kurallarına uygun olarak hazırlanan bu çalışmada bana ait olmayan her türlü ifade ve bilginin kaynağına eksiksiz atıf yapıldığını bildiririm.

Yeldos ARYSTANOV



ÖZET

KAMERA KALİBRASYONUNDA SEZGİSEL OPTİMİZASYON YÖNTEMLERİNİN KULLANIMI

ARYSTANOV, Yeldos

Niğde Ömer Halisdemir Üniversitesi

Fen Bilimleri Enstitüsü

Harita Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman : Dr. Öğretim Üyesi Ahmet Emin KARKINLI

Şubat 2024, 44 sayfa

Kamera kalibrasyonu, kameranın geometrik ve optik özelliklerinin ve/veya 3 boyutlu kamera konumunun ve belli bir dünya koordinat sistemine göre kamera dönüklüklerinin belirlenmesi olarak tanımlanabilir. Klasik kamera kalibrasyon teknikleri, ışın demetlerini temel alan ve dengeleme yöntemini kullanan matematiksel modellere dayanır. Bu modeller, karmaşık denklemleri basitleştirmek için seriye açılım yöntemiyle doğrusallaştırılır. Fakat bu doğrusallaştırma, bilgi kaybına ve hatalı sonuçlara yol açabilir. Ayrıca, klasik yöntemler yerel optimuma takılma eğilimindedir. Sezgisel optimizasyon algoritmaları ise, sayısal problemlerde global optimuma ulaşma potansiyeline sahiptir. Bu algoritmalar, yerel optimumlara takılmadan, problemin en iyi çözümünü bulmak için daha geniş bir arama uzayını tarar. Dolayısıyla, kamera kalibrasyonunda sezgisel optimizasyon algoritmaları kullanmak, klasik yöntemlere kıyasla birçok avantaj sağlayabilir. Bu tez çalışmasında, literatürde iyi bilinen Tsai, Zhang, modellerinin çözümü, Diferansiyel Arama Algoritması (DSA), Yapay Arı Kolonisi Algoritması (ABC), Parçacık Sürüsü Algoritması (PSO) ve Çoklu Populasyon Diferansiyel Gelişim Algoritması (MDE) yöntemleriyle karşılaştırılmıştır. Araştırma sonucunda, sezgisel optimizasyon algoritmalarının kamera kalibrasyonunda klasik yöntemlere göre daha başarılı olduğu görülmüştür. Bu algoritmalar, lokal çözümlere takılmadan, daha doğru ve kararlı sonuçlar elde edilmesini sağlamıştır.

Anahtar Kelimeler: Kamera kalibrasyonu, sezgisel optimizasyon algoritmaları, Diferansiyel Arama Algoritması (DSA), Yapay Arı Kolonisi Algoritması (ABC), Parçacık Sürüsü Algoritması (PSO), Çoklu Populasyon Diferansiyel Gelişim Algoritması (MDE)

SUMMARY

USING HEURISTIC OPTIMIZATION METHODS IN CAMERA CALIBRATION

ARYSTANOV, Yeldos

Niğde Ömer Halisdemir University

Graduate School of Natural and Applied Sciences

Department of Geomatics Engineering

Supervisor : Assistant Prof. Dr. Ahmet Emin KARKINLI

February 2024, 44 pages

Camera calibration can be defined as the determination of the geometric and optical properties of a camera and/or the 3D camera position and orientation with respect to a world coordinate system. Classical camera calibration techniques are based on mathematical models that utilize bundle blocks and employ the the bundle adjustment method. These models are linearized using the Taylor series expansion method to simplify complex equations. However, this linearization can lead to information loss and erroneous results. Additionally, classical methods tend to get stuck in local optima. On the other hand, heuristic optimization algorithms have the potential to reach global optima in numerical problems. These algorithms explore a broader search space without getting trapped in local optima, thereby offering several advantages over classical methods when used in camera calibration. In this thesis, the solutions of the well-known Tsai, Zhang models in the literature were compared with the Differential Search Algorithm (DSA), Artificial Bee Colony Algorithm (ABC), Particle Swarm Optimization Algorithm (PSO), and Multi-Population Differential Evolution Algorithm (MDE) methods. As a result of the research, it was seen that heuristic optimization algorithms are more successful than classical methods in camera calibration. These algorithms have provided more accurate and stable results without getting stuck in local solutions.

Keywords: Camera calibration, heuristic optimization algorithms, Differential Search Algorithm (DSA), Artificial Bee Colony Algorithm (ABC), Particle Swarm Optimization Algorithm (PSO), Multi-Population Based Differential Evolution Algorithm (MDE)

ÖN SÖZ

Çalışmalarım boyunca farklı bakış açıları ve bilimsel katkılarıyla beni aydınlatan, yakın ilgi ve yardımlarını esirgemeyen ve bu günlere gelmemde önemli katkıları olan tez danışmanım Dr. Öğretim Üyesi Ahmet Emin KARKINLI' ya teşekkürü bir borç bilirim.

Ayrıca; çalışmalarım süresince sabır göstererek beni daima destekleyen; yoğun çalışma dönemlerinde desteğini hep hissettiğim eşim Perizat YERTAYEVA ve tüm aileme en içten sevgi ve şükranlarımı sunarım.



İÇİNDEKİLER

ÖZET	iv
SUMMARY	v
ÖN SÖZ	vi
İÇİNDEKİLER	vii
ÇİZELGELER DİZİNİ	ix
ŞEKİLLER DİZİNİ	x
SİMGE VE KISALTMALAR	xi
BÖLÜM I	1
GİRİŞ	1
1.1 Çalışmanın Amacı ve Önemi	2
1.2 Metodoloji	3
1.3 Literatür Özeti	3
BÖLÜM II	9
KAMERA KALİBRASYONU	9
2.1 Pinhole Kamera Modeli	10
2.2 Kamera Kalibrasyon Parametreleri	11
2.2.1 Dış (Extrinsic) kamera parametreleri	11
2.2.2 İç (Intrinsic) kamera parametreleri	12
2.3 Lens Distorsiyonları	12
2.4 Zhang Kamera Kalibrasyon Yöntemi	13
2.5 Tsai Kamera Kalibrasyon Yöntemi	15
BÖLÜM III	18
SEZGİSEL OPTİMİZASYON ALGORİTMALARI	18
3.1 Diferansiyel Arama Algoritması (DSA)	18

3.2 Yapay Arı Kolonisi Algoritması (ABC).....	21
3.3 Parçacık Sürüsü Optimizasyonu Algoritması (PSO).....	22
3.4 Çoklu Populasyon Diferansiyel Gelişim Algoritması (MDE).....	23
BÖLÜM IV	28
UYGULAMA VE BULGULAR	28
4.1 Amaç Fonksiyonu	28
4.2 Kalibrasyon nesnesi ve koordinat verilerinin hazırlanması.....	28
4.3 Kalibrasyon Parametlerinin Hesaplanması	30
4.3.1 İç (Intrinsic) parametrelerin hesaplanması.....	30
4.3.2 Dış (Extrinsic) parametrelerin hesaplanması	32
BÖLÜM V	35
SONUÇLAR.....	35
KAYNAKLAR	37
ÖZ GEÇMİŞ	44

ÇİZELGELER DİZİNİ

Çizelge 4.1. Dünya koordinatları (mm)	29
Çizelge 4.2. Sezgisel optimizasyon yöntemlerinin kontrol parametreleri	30
Çizelge 4.3. DSA, ABC, PSO, MDE, Tsai ve Zhang yöntemleri ile elde edilen iç (intrinsic) parametreleri ve amaç fonksiyon değeri için temel istatistikler	31
Çizelge 4.4. MDE, DSA, ABC sezgisel optimizasyon algoritmaları ile hesaplanmış dış kamera parametreleri	33
Çizelge 4.5. PSO, Tsai, Zhang algoritmaları ile hesaplanmış dış kamera parametreleri	34

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 2.1. Pinhole kamera modeli	10
Şekil 2.2. Kamera parametleri	11
Şekil 2.3. Radyal distorsiyonu, (a) distorsiyonsuz, (b) barrel (pozitif) distorsiyonu, (c) pincushion (negatif) distorsiyonu	13
Şekil 3.1. Diferansiyel arama algoritması akış şeması	20
Şekil 3.2. MDE algoritmasının akış şeması	27
Şekil 4.1. Düzlemsel kalibrasyon nesnesinin farklı açılardan görüntüleri	29
Şekil 4.2. Kamera konumları	32

SİMGE VE KISALTMALAR

Simgeler

Simgeler	Açıklama
c_x, c_y	Pixel cinsinden resim ana noktası
f_x, f_y	Piksel cinsinden odak uzaklığı,
s	Görüntü eksenleri arasındaki çarpıklık katsayısı
k_1, k_2	Radyal distorsiyon katsayıları
P	Kamera matrisi
K	Kamera iç parametreleri matrisi
R	Kamera dönüklük matrisi
T	Kamera öteleme vektörü

Kısaltmalar

Kısaltmalar	Açıklama
DSA	Diferansiyel Arama Algoritması
ABC	Yapay Arı Kolonisi Algoritması
PSO	Parçacık Sürü Algoritması
MDE	Çoklu Populasyon Tabanlı Diferansiyel Gelişim Algoritması

BÖLÜM I

GİRİŞ

Kamera kalibrasyonu, bilgisayarlı görü ve fotogrametri disiplinlerinde, kameraların doğru bir şekilde konumlandırılması ve görüntülerin ölçeklendirilmesi ve metrik bilgi elde edinebilmesi amacıyla gerçekleştirilen kapsamlı bir süreçtir (Clarke ve Fryer, 1998; Remondino ve Fraser, 2006). Bu süreç, kameranın iç ve dış parametrelerinin belirlenmesini içerir. İç parametreler, kameranın optik özelliklerini temsil eder (odak uzaklığı, lens distorsiyonu), dış parametreler ise kameranın konumunu ve yönelimini belirler (Bacakoglu ve Kamel, 1997, Weng vd., 1992) . Bu parametrelerin doğru bir şekilde belirlenmesi, kameralardan elde edilen görüntülerin gerçek dünya koordinatlarına dönüştürülmesinde esastır (Song vd., 2007).

Kamera kalibrasyonunun temel amacı, bir kamera görüntüsündeki nesnelerin dünya koordinat sistemi üzerinde doğru bir şekilde konumlandırılabilmesini sağlamaktır. Bu, bilgisayarlı görü uygulamalarında, 3D modelleme, nesne tanıma, uzaktan algılama ve artırılmış gerçeklik gibi birçok alanda önemli bir rol oynar. Ayrıca, endüstriyel ölçüm sistemlerinde ve tıbbi görüntüleme uygulamalarında, hassas ölçümlerin yapılabilmesi ve doğru analizlerin gerçekleştirilebilmesi için kamera kalibrasyonu kritik bir öneme sahiptir (Motta vd., 2001, Gai vd., 2018, Luhmann, 2010) .

Kalibrasyon süreci, genellikle özel kalibrasyon patternleri, dama tahtası gibi ölçüsü bilinen 2 boyutlu düzlemler veya 3 boyutlu nesnelere kullanılarak gerçekleştirilir (Gao vd., 2021). Bilgisayarlı görüntü işleme algoritmaları, bu kalibrasyon nesnelere algılayarak ve konumlandırarak kamera parametrelerini hesaplar. Elde edilen parametreler daha sonra çeşitli geometrik dönüşümler ve düzeltmeler için kullanılır , (Datta vd., 2009).

Sonuç olarak, kamera kalibrasyonu, bilgisayarlı görü ve fotogrametri uygulamalarında güvenilir ve doğru sonuçlar elde etmek için temel bir adımdır. Bu süreç sayesinde, kameraların görüntülediği dünya gerçek koordinat sistemine doğru bir şekilde haritalanabilir, bu da birçok uygulamada yüksek kaliteli ve doğru sonuçların elde edilmesine olanak tanır.

1.1 Çalışmanın Amacı ve Önemi

Bu çalışmanın temel amacı, kamera kalibrasyonu probleminin çözümünde sezgisel optimizasyon yöntemlerinin kullanılmasını incelemek ve değerlendirmektir. Kamera kalibrasyonu, bir kameranın geometrik ve optik özelliklerini belirleme sürecini içerir. Bu parametrelerin doğru bir şekilde belirlenmesi, kameradan alınan görüntülerin gerçek dünya koordinatlarına doğru bir şekilde haritalanabilmesi açısından kritiktir.

Sezgisel optimizasyon yöntemleri, sayısal problemlerin etkili bir şekilde çözümünü sağlamak amacıyla tasarlanan algoritmalar kümesini temsil eder. Bu yöntemler, genellikle doğadan ilham alarak geliştirilen ve geniş bir optimizasyon uzayında çözümler arayan algoritmalar olarak bilinir. Sayısal problemler, matematiksel fonksiyonların minimize veya maximize edilmesi, parametrelerin optimize edilmesi veya benzeri amaçlar doğrultusunda çözüme ihtiyaç duyan karmaşık hesaplamaları içerir (Kokash, 2005). Sezgisel optimizasyon yöntemleri, bu tür problemlere yönelik geniş bir uygulama alanında kullanılarak, lokal optimumlardan kaçınma ve global optimuma yaklaşma yetenekleriyle öne çıkar. Bu algoritmalar, doğal olayların gözlemlenmesinden esinlenen öğrenme ve uyum mekanizmalarını kullanarak, genellikle kararlı sonuçlar elde etme potansiyeli sunar. Kamera kalibrasyonunda bu tür yöntemlerin kullanılması, karmaşık ve çok boyutlu bir parametre uzayında optimal çözümleri bulma sürecini hızlandırabilir ve iyileştirebilir (Beheshti ve Shamsuddin, 2013, Desale vd., 2015).

Klasik kamera kalibrasyon yöntemleri, belirli koşullarda iyi sonuçlar verebilir. Ancak, sezgisel optimizasyon yöntemleri daha geniş ve esnek bir çözüm uzayında çalışarak, farklı tipteki kameralar veya farklı çekim koşulları gibi değişkenlere daha iyi uyum sağlama potansiyeli taşımaktadır (Deng vd., 2016). Bu yöntemler, parametrelerin hassas bir şekilde belirlenmesine olanak tanıyarak kamera kalibrasyonunda daha yüksek doğruluk düzeylerine ulaşma potansiyeli sunmaktadır. Yine sözkonusu algoritmaların, iteratif ve adaptif doğaları sayesinde kamera kalibrasyonu sürecini daha hızlı ve etkili hale getirebilir. Bu, büyük veri setleri veya gerçek zamanlı uygulamalarda performansın artırılmasına yardımcı olabilir (Moravec ve Hub, 2015).

Bu tez çalışması, bu yöntemlerin kamera kalibrasyonunda ne kadar etkili olduğunu değerlendirek, bu alanda yeni perspektifler ve yöntemler sunmayı hedeflemektedir.

1.2 Metodoloji

Bu tez çalışmasında kamera kalibrasyonu problemine farklı perspektiflerden yaklaşarak, literatürde öne çıkan Tsai ve Zhang klasik çözüm yöntemleriyle Diferansiyel Arama Algoritması (DSA), Yapay Arı Kolonisi Algoritması (ABC), Parçacık Sürüsü Algoritması (PSO) ve Çoklu Populasyon Diferansiyel Gelişim Algoritması (MDE) sezgisel optimizasyon yöntemlerinin sonuçları karşılaştırılmıştır. Yeni bir algoritma olan MDE algoritmasının bu alanda kullanılabilirliği de değerlendirilmiştir.

Bölüm 1' de tez çalışmasının amacı, önemi ve kapsamı ile birlikte kamera kalibrasyonu ve sezgisel optimizasyon yöntemlerinin bu alandaki kullanımının literatürdeki mevcut durumu sunulmuştur. Bölüm 2' de literatürdeki kamera kalibrasyon yöntemlerinin temel prensiplerini ve matematiksel modellerini kapsayan bir genel bakış sunulmuştur. Bölüm 3' de, sezgisel optimizasyon yöntemleri olan DSA, ABC, PSO ve MDE yöntemlerinin temel prensipleri ve matematiksel modelleri tanıtılmaktadır. Bölüm 4'te, sezgisel optimizasyon yöntemleri olan DSA, ABC, PSO ve MDE, belirlenen kamera kalibrasyon modellerine uygulanmıştır. Her bir optimizasyon algoritması, belirli parametre setleri ve başlangıç koşulları ile çalışılmış ve kamera kalibrasyon parametrelerini optimize etme sürecindeki performansı değerlendirmek için kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlar, istatistiksel analizler kullanılarak karşılaştırılarak değerlendirilmiştir. Bölüm 5'te araştırmanın genel değerlendirmesi, elde edilen bulguların özeti ve gelecekte yapılacak çalışmalar hakkında bilgi verilmiştir.

1.3 Literatür Özeti

Ji ve Zhang (2001), genetik algoritmalar temelli yeni bir kamera kalibrasyon yaklaşımı sunulmuştur. Geleneksel yöntemlere göre, bu teknik başlangıç tahminlerine gerek olmadan ve minimum kontrol noktalarıyla (7 nokta) yakın-optimal çözümler elde etmiştir. Yapılan kapsamlı çalışma sonuçları, önerilen tekniğin Tsai modeline kıyasla daha iyi bir performans gösterdiğini ortaya koymaktadır.

Zhang ve Zhong (2004), çalışmalarında, geliştirilmiş bir diferansiyel evrim algoritması kullanılarak Tsai ve Weng iki aşamalı kalibrasyon modelleriyle yeni bir kamera

kalibrasyon yöntemi önermiştir. Gerçek verilerle yapılan testler, kalibrasyon doğruluğunun arttığını göstermiştir.

Bilal ve Qureshi (2008), çalışmada kamera kalibrasyonu problemini çözmede simüle edilmiş tavlama (SA), genetik algoritmalar (GA) ve parçacık sürüsü optimizasyonu (PSO) olmak üzere üç doğadan esinlenen sürekli optimizasyon tekniğinin potansiyelini araştırmıştır. Sonuçlar, Tsai, Zhang ve Heikkila kalibrasyon doğruluğu ile karşılaştırılmıştır. İstatistiksel değerlendirme sonucunda, çözüm doğruluğu açısından PSO'nun SA ve GA'dan daha başarılı ve geleneksel Tsai, Zhang ve Heikkila yöntemlerinden daha iyi sonuçlar ürettiği gösterilmiştir.

de la Fraga ve Schütze (2009), yaptıkları çalışmada kameranın doğrudan kalibre edilmesi için diferansiyel evrim yöntemi kullanılarak bir küp şeklindeki nesnenin görüntüsünden yararlanmıştır. Geleneksel optimizasyon yöntemlerinden farklı olarak, bu yöntem karmaşık ve doğrusal olmayan bir optimizasyon problemine doğrudan çözüm sunmuştur. Yapılan testlerde, diferansiyel evrim yönteminin %100 başarı oranı elde ettiği gözlemlenmiştir. Hem sentetik hem de gerçek görüntülerle yapılan deneyler sonuçları doğrulamaktadır.

Özkan ve Bendeş (2010), çalışmalarında, Luca Lucchese tarafından önerilen kamera kalibrasyon metoduna ait model parametrelerinin optimizasyonunda zeki optimizasyon yöntemlerinin etkinliğini incelemiştir. Yapay Arı Kolonisi (ABC), Diferansiyel Gelişim (DE), Genetik Algoritma (GA) ve Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO) gibi seçilen algoritmalar, Levenberg-Marguardt yöntemiyle karşılaştırılarak değerlendirilmiştir.

Li vd. (2011), çalışmalarında, Kruppa denklemlerine dayalı kamera self kalibrasyonunun doğruluğunu artırmak için genetik algoritma ve parçacık sürü optimizasyonunu birleştiren yeni bir algoritma (GA-PSO) önermiştir. İlk olarak, temel matrisin SVD'sine dayalı denklemler optimize edilmiş maliyet fonksiyonuna dönüştürülmüştür. Daha sonra optimize edilmiş maliyet fonksiyonunun minimum değeri GA-PSO ile hesaplanmıştır. Deneysel sonuçlar, önerilen yöntemin tek başına optimizasyon yöntemlerine göre daha doğru olduğunu göstermektedir.

Çivicioğlu vd. (2012), çalışmada Differansiyel Arama Algoritması adlı yeni bir meta-sezgisel algoritma kullanılarak özgün bir kamera kalibrasyon yöntemi geliştirilmiştir. Yöntemin başarısı, literatürde sıkça kullanılan ABC, JDE ve PSO gibi diğer meta-sezgisel algoritmaların kamera kalibrasyonunda sağladığı başarılarla karşılaştırılmıştır. Elde edilen sonuçlar, Differansiyel Arama Algoritması'nın diğer meta-sezgisel yöntemlerden daha iyi bir kamera kalibrasyon başarısı sağladığını göstermiştir.

Xiangkui vd. (2014), yaptıkları çalışmada, kamera kalibrasyonunda çoklu parametrelerin ve hesaplama sürecinin zaman ve enerji harcamasını çözmek ve kalibrasyonun doğruluğunu ve hızını artırmak için öncelikle karınca kolonisi ve genetik algoritmayı uygulamaktadır. Bu yöntem, genetik algoritmayı erken nesil bilgi tanecik dağılımını işlemek için kullanmış, daha sonra karınca kolonisi algoritmasını kesin çözüm için pozitif geri besleme amacıyla kullanmıştır. Son olarak optimize edilmiş BP sinir ağı ile kamera kalibrasyonunu gerçekleştirir, bu durumda genetik algoritmanın global arama yeteneğini ve karınca kolonisi algoritmasının pozitif geri besleme yakınsama avantajını tam anlamıyla kullanılarak daha iyi sonuçlar elde edildiği belirtilmiştir.

Chen vd. (2014), çalışmada özel kalibrasyon objelerine veya bilinen yapılara ihtiyaç duymadan lens bozulmalarını düzeltme yöntemi sunmuştur. Yöntem, gerçek dünyadaki düz çizgilerin her zaman kamerada düz çizgi olarak görünmesi gerektiği kuralına dayanmaktadır. İki farklı bozulma ölçümü amaç fonksiyon olarak tanımlanmış ve ardından bozulma parametrelerini bulmak için parçacık sürüsü optimizasyon algoritması kullanılmıştır. Farklı lens bozulma seviyeleri kullanılarak yöntemin etkinliği incelenmiş ve lens bozulma düzeltmesi için geleneksel yöntemlere göre daha sağlam ve etkili bir çözüm sunulmuştur.

Moravec ve Hub (2015), çalışmada, optik sistemlerin lens hatalarından kaynaklanan bozulmaların düzeltilmesi ele alınmıştır. Sunulan yöntemde, doğrudan eşleme tekniğini kullanarak küçük aralıklı bir görüntünün varil veya yastık distorsiyonunu düzeltmeyi sağlayan bir algoritma önerilmiştir. Önerilen yöntemde, jDE olarak adlandırılan uyarlanabilir metaheuristik algoritması ve görüntü bozulmasının polinomial bir modeli kullanılmıştır. Önerilen yöntem, yüksek kaliteli bozulmasız görüntüler elde etmeyi

sağlarken, sabit odak uzaklığı için düzeltme katsayıları ve piksel konumları da sabit kalmaktadır.

Deng vd. (2016), kameranın geometrik parametreleri ve lens bozulma etkisi hesaba katıldığı bir model önermiştir. Daha etkin bir kamera kalibrasyonu için diferansiyel evrim algoritması, parçacık sürüsü optimizasyon algoritması ile birlikte kullanılmıştır. Deneysel sonuçlar, önerilen algoritmanın lokal minimumlara takılmayı önleyen iyi bir optimizasyon yeteneğine sahip olduğunu ve görsel tanımlama görevlerini doğru bir şekilde tamamlayabildiğini göstermiştir.

Liu ve Qui (2016), çalışmalarında kamera kalibrasyonunda daha doğru ve sağlam sonuçlar elde etmek için geliştirilmiş bir kendini adapte eden guguk kuşu arama algoritması önermiştir. Başlangıç tahmin değerlerine ihtiyaç duymayarak geleneksel optimizasyon algoritmalarının başlangıç değerine duyarlı olma sorununu aşan yöntemde kameranın iç parametreleri ve radyal bozulma katsayısı optimize edilmiştir.. Deneysel değerlendirme, önerilen yöntemin geleneksel yöntemlere göre daha doğru ve kararlı olduğu gösterilmiştir.

Günen vd. (2018), çalışmalarında, WDE, ABC, PSO, COBIDE, DE, CS, GWO, TLBO, MVMO, FOA ve LSHADE olmak üzere 11 farklı evrimsel hesaplama algoritması kullanılarak kamera kalibrasyonu gerçekleştirmiş ve Zhang ve Bouguet gibi geleneksel yöntemlerle karşılaştırmıştır. Elde edilen bulgular, WDE algoritmasının diğer algoritmalara göre istatistiksel olarak daha iyi performans gösterdiğini ve yüksek hassasiyetli kamera kalibrasyonu gerektiren uygulamalar için ideal bir seçim olabileceğini ortaya koymuştur.

Safaei ve Fazli (2018), çalışmalarında RGB ve derinlik kamerası kalibrasyonunda 19 parametreyi tek seferde tahmin etmek için metaheuristik yöntemler kullanan yeni bir yöntem geliştirilmiştir. genetik algoritma, parçacık sürüsü optimizasyonu, sömürge rekabet algoritması ve kurbağa sıçrama algoritması gibi dört metaheuristik yöntem, tekil değer ayrıştırması adlı sayısal bir algoritma ile karşılaştırılmıştır.

Unterberger vd. (2019), çalışmada çok kameralı bir kurulumda 3 boyutlu bir hedef kullanılarak dış kamera parametrelerini tahmin etmek için genetik algoritmaya (GA)

dayalı bir optimizasyon prosedürü geliştirilmiştir. 30 adet CCD kameradan oluşan bir kurulumdan 3 boyutlu bir kalibrasyon hedefinin eşzamanlı projeksiyonları elde edilmiştir. Kalibrasyon prosedürü sayısal bir çalışmada test edilmiş ve kalibrasyon kalitesini değerlendirmek için bir bilgisayarlı tomografi (BT) deneyi yapılmıştır.

Wang vd. (2022), çalışmalarında levy uçuşu ve mutasyon mekanizmasına dayanan bir Gri Kurt Optimizasyon Algoritması geliştirmiştir. Lineer modeller yerine, hata değerlerinin ortalamasını en aza indirgeyecek şekilde tasarlanmış amaç fonksiyonu ile, kamera iç parametreleri hesaplanmıştır. Önerilen yöntemin etkinliği iki farklı deney grubu ile yapılan testler ile diğer optimizasyon yöntemleriyle karşılaştırılmıştır. Deney sonuçları, geliştirilen algoritmanın hem daha etkili hem de daha doğru kalibrasyon sonuçları verdiğini göstermiştir.

Merras vd. (2023), çalışmalarında 3B bir sahnenin iki farklı bakış açısıyla alınan iki görüntüsünden değişken iç parametrelere sahip kamera self kalibrasyonu yaklaşımı sunmuştur. Yöntem, sahnenin homografileri ile yansıtılmasına dayanır ve sadece iki görüntü, beş eşleştirme noktası ve karmaşık hesaplamaya gerek olmayan yeni bir amaç fonksiyonu formülasyonu ile çalışır. Amaç fonksiyonu PSO algoritması ile çözülmüştür. Sentetik ve gerçek veriler üzerinde yapılan deneyler, önerilen tekniğin basitlik, hassasiyet, kararlılık ve yakınsama açısından etkinliğini göstermiştir.

Garg vd. (2023), çalışmalarında parçacık sürüsü optimizasyon algoritmasına farklı mutasyon yöntemleri eklenerek kamera kalibrasyonuna uygulamıştır. Deneysel sonuçlar, PSO'nun kamera kalibrasyonu probleminde farklı mutasyon stratejileri eklendiğinde daha etkili bir çözüm sunduğunu göstermiştir.

Guo vd. (2023), çalışmalarında elit muhalefet temelli öğrenme stratejisinin hızlı iterasyonu ve serçe arama algoritmasının popülasyon çeşitliliği ile birleştirilerek, kalibrasyon parametreleri optimize etmiş ve kalibrasyon parametrelerinin doğruluğu artırmıştır. Deneysel sonuçlar, önerilen algoritmanın etkinliğini göstermiştir ve reprojeksiyon hatasını etkili bir şekilde azaltabilmektedir.

Abedi vd. (2023), önerdikleri algoritmada, geliştirilmiş iki aşamalı yaklaşım ile Gri Kurt Optimizasyon Algoritması (GWO) birleştirilmiştir. Eğitim sabitliği ilkesi

kullanılarak kamera bozulma parametreleri belirlendikten sonra, Zhang'ın kalibrasyon tekniđi ile kameranın içsel ve dışsal parametreleri elde edilmiştir. Daha sonra, dinamik atalet ağırlığı ve varyasyon fikrini birleştiren GWO yaklaşımı kullanılarak bu parametreler optimize edilmiştir. Deney sonuçları, daha yüksek doğruluk sağladığını, yerel optimuma takılma sorununu daha etkin bir şekilde aştığını ve parametre optimizasyonunda daha hızlı yakınsama elde ettiğini göstermiştir.

Sha vd. (2024), yakın mesafe fotogrametrisi için kamera kalibrasyonunda, yerel minimumlara takılma ve yavaş yakınsama problemlerini çözmek için diferansiyel evrim ve parçacık sürüsü optimizasyonu ilkelerini birleştiren yeni bir hibrit algoritma geliştirilmiştir. Simülasyon ve deneyler, yeni algoritmanın geleneksel yöntemlere kıyasla daha hızlı ve daha doğru olduğunu göstermiştir.

BÖLÜM II

KAMERA KALİBRASYONU

Geometrik kamera kalibrasyonu, bir görüntü veya video kameranın lens ve görüntü sensörünün parametrelerini tahmin eden bir tekniktir. Kalibrasyon süreci, bir kamera tarafından gerçekleştirilen 3 boyutlu dünyanın 2 boyutlu bir görüntüye dönüşümünü haritalayan parametrelerin belirlenmesini içerir (Kannala vd., 2008). Bu parametreler, lens bozulmasını düzeltmek, bir nesnenin gerçek dünya birimlerindeki boyutunu ölçmek veya sahnede kameranın konumunu belirlemek için kullanılabilir. Bu teknik, makine görüşü, robotik, navigasyon sistemleri, 3 boyutlu sahnenin geri çatımı ve haritalama gibi çeşitli alanlarda kritik öneme sahiptir (Hieronymus, 2012; Heikkila, 2000).

Kamera kalibrasyonu, odak uzaklığı, optik merkez, görüntü sensörünün boyutları ve lens distorsiyonları gibi iç (Intrinsic) ve kameranın konumunu ve dönme açısı gibi dış (Extrinsic) parametrelerini belirlemeyi amaçlar. Kamera parametrelerini hesaplayabilmek için, 3 boyutlu dünya koordinatları ve bunlara karşılık gelen 2 boyutlu görüntü koordinatları bilinen bir veri setine ihtiyaç vardır. Bu veri için gerekli 3D noktalar ve bunlara karşılık gelen 2D görüntü koordinatları elde etmek için kullanılacak farklı teknikler mevcuttur. Seçim, kameranın özelliklerine, ortama ve ihtiyaçlara göre yapılmaktadır. En yaygın kullanılan bazı teknikler (Zhang ve Zhong, 2004):

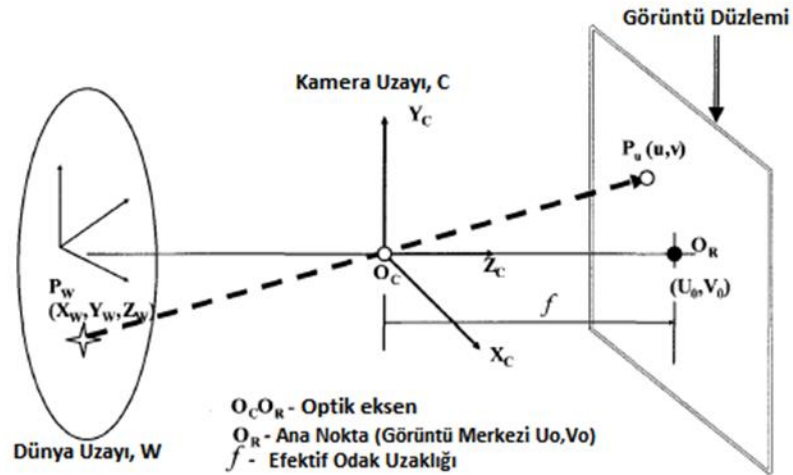
- 3D Kalibrasyon Nesnesi Kullanımı,
- 2D Düzlemsel Desen Kullanımı,
- 1D Nesne Kullanarak (Çizgi Tabanlı Kalibrasyon),
- Kendi Kendine Kalibrasyon (Self-Calibration).

3D kalibrasyon nesnesi kullanılan yöntemlerde, geometrisi 3D uzayda yüksek hassasiyetle bilinen bir nesne kullanılır. Kalibrasyon işlemi sırasında, kamera nesneyi farklı açılardan ve mesafelerden görüntüler. Görüntülerdeki nesnenin köşeleri veya belirgin noktaları, 3D referans noktalarıyla eşleştirilir. Bu eşleşmeler, kamera parametrelerini çözmek için kullanılır. 2D düzlemsel desen kullanılan yöntemlerde, dama tahtası gibi düzlemsel bir desen kullanılır. Bu desenin avantajı, 3 boyutlu bir

nesneye göre daha kolay üretilebilmesi ve taşınabilir olmasıdır. 1D nesne kullanarak kalibrasyon yapılan tekniklerde, düz bir çizgi veya lazer çizgisi gibi 1 boyutlu bir nesne kullanılır. Bu teknik, sadece belirli parametrelerin (örneğin, odak uzaklığı) tahmini için uygundur ve diğer teknikler kadar doğru değildir. Kendi kendine kalibrasyon (self-calibration) tekniğinde herhangi bir kalibrasyon nesnesi kullanılmaz. Bunun yerine, kameranın hareketlerinden ve görüntüler arasındaki ilişkilere dayanarak kamera parametreleri tahmin edilir (Sturm ve Maybank, 1999; Zhang, 1999; He vd., 2006) .

2.1 Pinhole Kamera Modeli

Pinhole kamera modeli, 3D nesnenin mercek kullanmadan ve sonsuz küçüklükte bir delikten yansıyan ışık ışınlarının bir 2D görüntünün oluşmasını sağladığı matematiksel modeldir. Işık ışınları bu delikten geçerek, kutunun karşı tarafına ters çevrilmiş bir görüntü yansıtır. Bu modelde kamera, merkezdeki optik bir noktadan geçen bir optik ışıktan çıkan 3 boyutlu bir nesneyi 2 boyutlu bir düzlemde gösterir. Pinhole kamera modeli, kolinearite prensibine dayanır. Bu prensip, dünya veya nesne uzayında her noktanın, projeksiyon merkezinden geçen düz bir çizgi aracılığıyla görüntü düzlemine projeksiyonu ile ilgilidir (Juarez-Salazar vd., 2020).



Şekil 2.1. Pinhole kamera modeli

Pinhole kamera parametreleri, kamera matrisi (P) olarak adlandırılan 3x4 boyutlarında bir matris ile gösterilir. Bu matris, 3 boyutlu dünya sahnesini görüntü düzlemine eşler. Kalibrasyon algoritması, kamera matrisini içsel ve dışsal parametreleri kullanarak hesaplar. Dışsal parametreler, kameranın 3 boyutlu sahnedeki konumunu temsil eder.

İçsel parametreler ise kameranın optik merkezi ve odak uzaklığını temsil eder (Dawson-Howe ve Vernon, 1994).

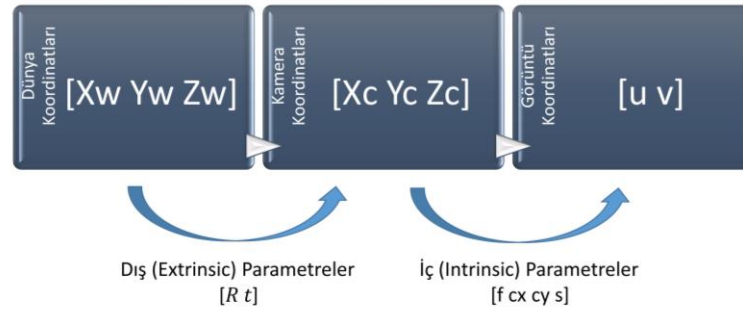
$$s \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = P \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

$$P = K[R \ t] \quad (2.2)$$

Bu ifadede, s ölçek faktörü, $[u, v]$ görüntü koordinatları, $[X, Y, Z]$ 3 boyutlu gerçek dünya koordinatları, P kamera matrisi, K kamera iç parametrelerini ve R kamera dönüklüğü ve t kamera konumunu içeren dış parametreleri temsil eder.

2.2 Kamera Kalibrasyon Parametreleri

Kamera kalibrasyon parametreleri, bir kameranın görüntüleme sürecini tanımlayan ve 3D dünya koordinatları ile 2D görüntü koordinatları arasındaki ilişkiyi belirleyen değerlerdir. Bu parametreler, içsel ve dışsal parametreler olmak üzere iki ana kategoriye ayrılır. İçsel parametreler, kameranın optik özelliklerini temsil eder. Öte yandan, dışsal parametreler, kameranın konumunu ve yönelimini tanımlar (Weng vd., 1992, Fetiç vd., 2012).



Şekil 2.2. Kamera parametreleri

2.2.1 Dış (Extrinsic) kamera parametreleri

Dış parametreler, kamera koordinat sistemi ile dünya koordinat sistemi arasındaki bağlantıyı kurar. Bu parametreler, kameranın uzaydaki konumunu ve yönünü ve birden fazla kamera varsa kameralar arasındaki ilişkiyi tanımlar (Sappa vd., 2006). Kamera koordinat sistemi ile dünya koordinat sistemleri arasındaki dönüşüm, üç Euler açısı (θ_x , θ_y , θ_z) ve üç öteleme (t_x , t_y , t_z) ile ifade edilir (De la Escalera ve Armingol, 2010).

Kamera dönüklüğü ve öteleme parametrelerinin kamera koordinat sistemi ile dünya koordinat sistemi ile ilişkisi denklem (2.3)' de gösterilmiştir.

$$\begin{bmatrix} X_C \\ Y_C \\ Z_C \end{bmatrix} = R \begin{bmatrix} X_W \\ Y_W \\ Z_W \end{bmatrix} + t \quad (2.3)$$

Denklemdaki t vektörü, kameranın x, y ve z eksenlerindeki öteleme değerlerini temsil eder. R ise kameranın dönme açılarıyla hesaplanan içeren 3x3'lük bir matristir. R matrisinin elemanları denklem (2.4)' de gösterilmiştir.

$$R = \begin{bmatrix} \cos\theta_y \cos\theta_z & \sin\theta_x \sin\theta_y \cos\theta_z - \cos\theta_x \sin\theta_z & \cos\theta_x \sin\theta_y \cos\theta_z + \sin\theta_x \sin\theta_z \\ \cos\theta_y \sin\theta_z & \sin\theta_x \sin\theta_y \sin\theta_z + \cos\theta_x \cos\theta_z & \cos\theta_x \sin\theta_y \sin\theta_z - \sin\theta_x \cos\theta_z \\ -\sin\theta_y & \sin\theta_x \cos\theta_y & \cos\theta_x \cos\theta_y \end{bmatrix} \quad (2.4)$$

2.2.2 İç (Intrinsic) kamera parametreleri

İç parametreler, kameranın lensi ve sensörü gibi optik özelliklerini modelleyerek, kamera koordinat sistemi ile görüntü koordinat sistemi arasındaki bağlantıyı kurar (Du ve Brady, 1993, Hemayed, 2003). Bu parametreler denklem (2.2)'de K ile gösterilen edilen bir matrisle ifade edilir. Kameranın iç parametre matrisi K denklem (2.5)'de gösterildiği şekilde tanımlanır.

$$k = \begin{bmatrix} f_x & s & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

Denklem de $[c_x, c_y]$ piksel cinsinden optik merkezi (resim ana noktası), $[f_x, f_y]$ piksel cinsinden odak uzaklığını, s görüntü eksenleri dik değilse sıfır olmayan bir çarpıklık katsayısını ifade eder. F genellikle milimetre cinsinden ifade edilen dünya birimleri cinsinden odak uzaklığı ve $[p_x, p_y]$ bir pikselin dünya birimleri cinsinden boyutu olmak üzere $[f_x, f_y]$ denklem (2.6) ve (2.7) ile ifade edilir.

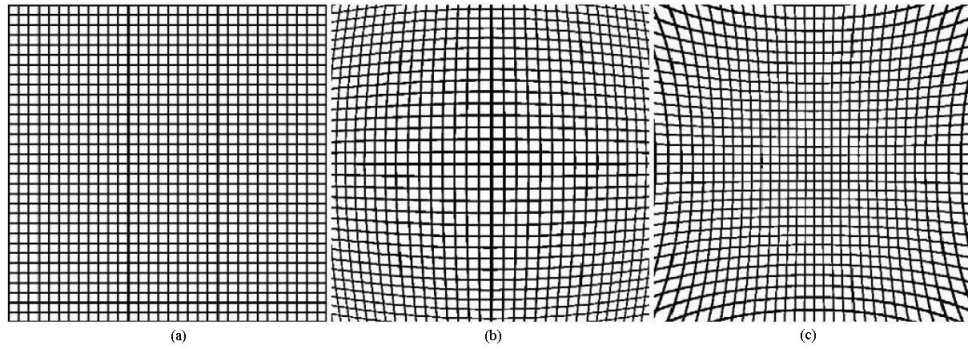
$$f_x = F/p_x \quad (2.6)$$

$$f_y = F/p_y \quad (2.7)$$

2.3 Lens Distorsiyonları

İdeal bir pinhole modelde kameranın merceği bulunmadığından, kamera matrisinde

mercek bozulması hesaba katılmaz. Ancak optik lenslerde oluşan sapmalar nedeniyle görüntülerde distorsiyonlar oluşur. Bu distorsiyonlar genellikle radyal ve teğetsel olarak adlandırılır. Radyal distorsiyon, lensin oval olmamasından kaynaklanan bir eğilimdir ve görüntü merkezinden uzaklaştıkça artar. Teğetsel distorsiyon ise lensin ovallık merkezlerinin hizalanmamasından kaynaklanır ve düz bir nesnenin eğik olarak görüntülenmesine neden olabilir. Bu distorsiyonlar, doğru ölçümler gerektiren uygulamalarda düzeltilmelidir. Bu amaçla, farklı matematik modeller içeren kalibrasyon teknikleri kullanılır (Fryer ve Brown, 1986, Bailey, 2002) .



Şekil 2.3. Radyal distorsiyonu, (a) distorsiyonsuz, (b) barrel (pozitif) distorsiyonu, (c) pincushion (negatif) distorsiyonu

2.4 Zhang Kamera Kalibrasyon Yöntemi

Zhang kamera kalibrasyon yöntemi, basit ve hızlı olması nedeniyle kameranın iç ve dış parametrelerini belirlemek için yaygın olarak kullanılan bir yöntemdir. Zhang yönteminde genellikle düzlemsel bir kalibrasyon nesnesi kullanılır. Yöntemde 3boyutlu koordinatlar ile görüntü koordinatlarının ilişkisi denklem (2.8) 'de belirtildiği gibi bir homografi ile tanımlanır (Zhang, 1999).

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = K[r_1 \quad r_2 \quad r_3 \quad t] \begin{bmatrix} X \\ Y \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} = K[r_1 \quad r_2 \quad t] \begin{bmatrix} X \\ Y \\ 1 \end{bmatrix} = H \begin{bmatrix} X \\ Y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2.8)$$

R ortogonal matris olduğundan bu gözlem, içsel parametreler üzerinde denklem (2.9)'da belirtilen 2 kısıtlama getirir.

$$\left. \begin{matrix} r_1^T r_2 = 0 \\ r_1^T r_1 = r_2^T r_2 \end{matrix} \right\} \Rightarrow \begin{cases} h_1^T K^{-T} K^{-1} h_2 = 0 \\ h_1^T K^{-T} K^{-1} h_1 = h_2^T K^{-T} K^{-1} h_2 \end{cases} \quad (2.9)$$

Burada homografi matrisi $H = [h_1^T h_2^T h_3^T]$ ve $K^{-T} = (K^T)^{-1} = (K^{-1})^T$ dir. Dolayısıyla her bir 3D-2D eşleşmesi için $B = K^{-T}K^{-1}$ matrisi üzerinden 2 kısıtlama elde edilir. Sonraki aşamada, B matrisini hesaplamak için bilinmeyen parametreler izole edilir. B doğrudan K' dan denklem (2.10)' da gösterildiği şekilde hesaplanabilir.

$$B = K^{-T}K^{-1} = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} & b_{13} \\ b_{21} & b_{22} & b_{23} \\ b_{31} & b_{32} & b_{33} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{f_u^2} & -\frac{s}{f_u^2 f_v} & \frac{v_0 s - u_0 f_y}{f_u^2 f_v} \\ -\frac{s}{f_u^2 f_v} & \frac{s^2}{f_u^2 f_v^2} + \frac{1}{f_v^2} & \frac{s(v_0 s - u_0 f_y)}{f_u^2 f_v^2} - \frac{v_0}{f_v^2} \\ \frac{v_0 s - u_0 f_y}{f_u^2 f_v} & \frac{s(v_0 s - u_0 f_y)}{f_u^2 f_v^2} - \frac{v_0}{f_v^2} & \frac{(v_0 s - u_0 f_y)^2}{f_u^2 f_v^2} + \frac{v_0^2}{f_v^2} + 1 \end{bmatrix} \quad (2.10)$$

B simetriktir, bu yüzden parametre vektörü $b = [b_{11} b_{12} b_{13} b_{22} b_{23} b_{33}]^T$ şeklinde temsil edilebilir. H' nin i. sütun vektörü $h_i = [h_{i1} h_{i2} h_{i3}]^T$ iken denklem (2.11) ve (2.12) yazılabilir.

$$v_{ij} = \begin{bmatrix} h_{i1} h_{j1} \\ h_{i1} h_{j2} + h_{i2} h_{j1} \\ h_{i2} h_{j2} \\ h_{i3} h_{j1} + h_{i1} h_{j3} \\ h_{i3} h_{j2} + h_{i2} h_{j3} \\ h_{i3} h_{j3} \end{bmatrix} \quad (2.11)$$

$$h_i^T B h_j = v_{ij}^T b \quad (2.12)$$

Bu nedenle, verilen bir homografi için denklem (2.9)' da belirtilen iki temel kısıtlama denklem (2.13)' deki gibi yeniden yazılabilir.

$$\left. \begin{matrix} r_1^T r_2 = 0 \\ r_1^T r_1 = r_2^T r_2 \end{matrix} \right\} \Rightarrow \left\{ \begin{matrix} h_1^T B h_2 = 0 \\ h_1^T B h_1 = h_2^T B h_2 \end{matrix} \right\} \Leftrightarrow \begin{bmatrix} v_{12}^T \\ v_{11}^T - v_{22}^T \end{bmatrix} b = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (2.13)$$

düzelemsel bir kalibrasyon objesinin N adet görüntüsünden faydalanmak koşuluyla, denklemleri bir araya getirerek homojen bir doğrusal denklem sistemi oluşturulur. Bu sistem, $N \geq 3$ olması durumunda SVD kullanılarak çözülebilir. Tahmini b değerinden kameranın tüm iç parametreleri denklem (2.14), (2.15), (2.16), (2.17), (2.18) ve (2.19) ile hesaplanabilir. Daha sonra bozulma katsayıları doğrusal en küçük kareler problemini çözerek tahmin edilir. Son olarak, tüm parametreler yinelemeli bir şekilde iyileştirilir.

$$c_x = (b_{12} b_{13} - b_{11} b_{23}) / (b_{11} b_{22} - b_{12}^2) \quad (2.14)$$

$$\lambda = b_{33} - [b_{13}^2 + c_x (b_{12} b_{13} - b_{11} b_{23})] / b_{11} \quad (2.15)$$

$$f_x = \sqrt{\lambda/b_{11}} \quad (2.16)$$

$$f_y = \sqrt{\lambda b_{11}/(b_{11}b_{22} - b_{12}^2)} \quad (2.17)$$

$$s = -b_{12}f_x^2 f_y/\lambda \quad (2.18)$$

$$c_y = \frac{sc_x}{f_x} - b_{13}f_x^2/\lambda \quad (2.19)$$

K bilindiğinde, her bir görüntü için dış parametreler denklem (2.20), (2.21), (2.22) ve (2.23) ile hesaplanır.

$$r_1 = \gamma K^{-1}h_1 \quad (2.20)$$

$$r_2 = \gamma K^{-1}h_2 \quad (2.21)$$

$$r_3 = r_1 \times r_2 \quad (2.22)$$

$$t = \gamma K^{-1}h_3 \quad (2.23)$$

$$\gamma = \frac{1}{\|K^{-1}h_1\|} = \frac{1}{\|K^{-1}h_2\|} \quad (2.24)$$

2.5 Tsai Kamera Kalibrasyon Yöntemi

Geleneksel kamera kalibrasyon yöntemleri, çok sayıda parametre için büyük ölçekli doğrusal olmayan bir aramaya ihtiyaç duymaktadır. Bu nedenle hesaplama yükü açısından yoğundur. DLT vb. doğrusal yöntemler ise parametreler arasındaki bağımlılığı görmezden gelerek lineer denklemlerle bir parametre kümesi hesaplar ve lens distorsiyonlarını hesaba katmaz. Tsai yönteminde ise kamera parametrelerini iki gruba ayırarak ve yeni bir kısıtlama getirerek bu sorunu aşmayı amaçlamıştır. Bu sayede hem hesaplama maliyeti düşürülmekte hem de lens bozulması da işleme alınmaktadır. İlk grup, kameranın konum ve rotasyonunu (z eksenini hariç) temsil ederken, ikinci grup ise diğer parametreleri içerir (Tsai, 1987, Gee et al., 2015).

Tsai kamera kalibrasyon yönteminin amacı, kalibrasyon sürecinde birçok kalibrasyon parametresinin belirlenmesi gerektiği ve bu nedenle büyük ölçekli doğrusal olmayan aramanın hesaplama yükünün zorluğunu ortadan kaldırmaktır. Yeni getirilen kısıtlama ise sadece birinci grup parametrelerine bağlıdır ve bu grup için hesaplamaları basitleştirir. İkinci grup parametreleri için ise önce basit bir doğrusal denklem ile tahmini değerler bulunur, ardından hata fonksiyonunu minimize ederek asıl değerler hesaplanır (Tsai, 1987).

Tsai yönteminde 3B konumun görüntü düzlemine dönüşümü aşağıdaki verilen denklemler aracılığıyla hesaplanır. 3B dünya koordinatlarından (X_w, Y_w) distorsiyonu giderilmiş resim düzlemi koordinatlarına (x_u, y_u) dönüşüm denklem (2.25) ve (2.26)' da verilmiştir.

$$x_u = f \frac{X_w}{Z_w} \quad (2.25)$$

$$y_u = f \frac{Y_w}{Z_w} \quad (2.26)$$

Distorsiyonu giderilmiş resim düzlemi koordinatlarından (x_u, y_u), distorsiyonlu görüntü koordinatlarına (x_d, y_d), dönüşüm denklem (2.27) ve (2.28)' de verilmiştir. Burada $r = \sqrt{x_d^2 + y_d^2}$ ve k radyal lens distorsiyon katsayısıdır.

$$x_u = x_d(1 + kr^2) \quad (2.27)$$

$$y_u = y_d(1 + kr^2) \quad (2.28)$$

Görüntü düzlemindeki distorsiyonlu koordinatlardan (x_d, y_d), nihai görüntü koordinatlarına (x_p, y_p), dönüşüm denklem (2.29) ve (2.30)' da verilmiştir.

$$x_p = \frac{s_x x_d}{d_x} + c_x \quad (2.29)$$

$$y_p = \frac{y_d}{d_y} + c_y \quad (2.30)$$

Denklemdede x ve y yönlü bitişik sensör elemanları arasındaki mesafe (d_x , d_y), kameranın sabit parametreleri olup CCD boyutuna ve görüntü çözünürlüğüne bağlıdır.



BÖLÜM III

SEZGİSEL OPTİMİZASYON ALGORİTMALARI

Kamera kalibrasyonunda klasik yöntemler, parametreleri tahmin etmek için genellikle gradient tabanlı non-linear optimizasyon algoritmaları kullanır. Sezgisel optimizasyonlar ise problem çözümünde matematiksel formüllere dayalı kesin algoritmalar yerine, doğal süreçlerden esinlenen ve genellikle daha az hesaplama yoğun olan yöntemleri ifade eder (Ma vd., 2019). Geleneksel optimizasyon yöntemleri, başlangıç tahminlerinin yakın olması gerektiği ve doğru sonuca ulaşmak için bu başlangıç noktasının hassas olması gerektiği varsayımına dayanır. Ancak, sezgisel yöntemler, geniş bir parametre aralığında tanımlı arama uzayında başlayabilir ve istenilen sonuca ulaşmak için daha esnek bir yaklaşım sunar. Gradient tabanlı yöntemler, karmaşık türev hesaplamaları gerektirir. Bu durum, yüksek boyutlu problemler için hesaplama yükünü artırırken sezgisel optimizasyon yöntemleri, genellikle daha az hesaplama maliyetine sahiptir (Haji ve Abdulazeez, 2021). Ayrıca sezgisel optimizasyon yöntemleri, çözüm alanının topolojisine daha az bağımlıdır. Geleneksel yöntemler, çözüm uzayında özellikle çoklu tepe noktaları veya keskin köşeler gibi topolojik zorluklarla karşılaştığında başarısız olabilir (Hartke, 2011).

Bu tez kapsamında evrimsel hesaplama yöntemlerinden; Diferansiyel Arama Algoritması (DSA), Yapay Arı Kolonisi Algoritması (ABC), Parçacık Sürüsü Optimizasyonu Algoritması (PSO) ve Çoklu Populasyon Diferansiyel Gelişim Algoritması (MDE) kullanılmıştır.

3.1 Diferansiyel Arama Algoritması (DSA)

Diferansiyel Arama Algoritması (DSA), Civicioglu tarafından sunulan yenilikçi bir meta-sezgisel algoritmadır (Civicioglu, 2012). Bu yöntem, Brownian-like tesadüfi hareketleri taklit eder. DSA'nın esas ilham kaynağı, düşük gıda kaynaklarına sahip habitatlardan uzaklaşan canlıların göç etme davranışdır. Göç süreci, bir süperorganizmayı oluşturan geniş bir birey grubunun hareketini içerir. Süperorganizma, daha fazla gıda kapasitesine sahip habitatlara doğru yönelir. Yeni ve verimli bir habitat olan duraklama noktası bulunduğu, geçici olarak oraya yerleşir ve daha verimli habitatlara doğru göçünü sürdürür. DSA, yapay bir süperorganizmanın karşılık gelen

optimizasyon problemi bireylerini oluşturarak başlar. Ardından, yapay süperorganizma, mevcut konumundan global minimum değerine geçmeye çalışır (Civicioglu, 2012, Liu vd., 2015).

DSA'da, her bir süperorganizma bireyi X_j , $i = 1, 2, \dots, N$ şeklinde temsil edilir ve problem boyutu kadar üye bulunur, yani x_{ij} , $j = 1, 2, \dots, D$. Burada N ve D sırasıyla birey sayısını ve problem boyutunu ifade eder. DSA' da ilk olarak her birey (veya yapay organizma üyesi) rastgele bir konuma başlatılır. Yapay organizma üyelerinin başlangıç konumları low_j ve up_j , ilgili problemin j . boyutunun alt ve üst sınırları ve $rand$, $[0,1]$, arasında seçilen rastgele bir sayı olmak üzere denklem (3.1) gösterildiği şekilde oluşturulur.

$$x_{ij} = rand \times (up_j - low_j) + low_j \quad (3.1)$$

DSA' da ρ_1 ve ρ_2 kontrol parametreleri bir bireye karşılık gelen konumda üyelerin karıştırma sıklığını belirlemek için kullanılır. Scale, bir bireyin üyelerinin konum büyüklüğündeki karıştırma miktarını belirlemek için kullanılır. ρ_1 , ρ_2 ve Scale değerleri denklem (3.2) ve (3.3)'te gösterilmiştir.

$$\rho_1 = 0.3 \times rand_1 \wedge \rho_2 = 0.3 \times rand_2 \quad (3.2)$$

$$Scale = randg(2 \times rand_3) \times (rand_4 - rand_5) \quad (3.3)$$

Scale, gamma dağılımında rastgele sayı üreticisi $randg$ aracılığıyla oluşturulur. Denklemlerdeki $rand_{1..5}$ ise uniform rastgele sayı üreticisini ifade etmektedir. Göç süreci boyunca, ara konaklama yerlerini belirlemek için Brownian-like rastgele yürüyüş modeli kullanılır. Konaklama yerlerini keşfetmek için, rastgele seçilen bireyler donör ($donor = X_{random_shuffling}$) tarafından temsil edilen hedeflere doğru hareket eder. Konaklama yerinin konumu, denklem (3.4) verilen rastgele seçilen bireye göre hesaplanır.

$$StopoverSite = Superorganism + Scale \times (donor - Superorganism) \quad (3.4)$$

Konaklama yerinin bir elemanının habitatın sınırının ötesinde olma olasılığı vardır.

Böyle durumlarda, Konaklama yerinin elemanları belirtilen arama alanının sınırı içinde tutulmalıdır. Sınır kontrolü denklem (3.5)' le yapılmaktadır.

$$\left. \begin{array}{l} \text{if } stopoverSite(i,j) < low_j \vee stopoverSite(i,j) > up_j \\ stopoverSite(i,j) = rand \cdot x (up_j - low_j) + low_j \end{array} \right\} \quad (3.5)$$

Bir konaklama yeri, yapay organizmaların bir bireyine ilişkilendirilen kaynaklardan daha verimli ise, ilgili birey konaklama yerine taşınır. Global minimumun arayışı devam eder ve birey geçici olarak ara konaklama noktasına yaklaşır ve ardından aramayı mevcut konumdan sürdürür. Global minimum değeri elde edilene kadar adımlar tekrarlanır. DSA algoritmasının akış şeması Şekil 3.1 'de gösterilmiştir.

Algorithm : Differential Search Algorithm

Require:
N: The size of the population, where $i = \{1, 2, 3, \dots, N\}$.
D: The dimension of the problem.
G: Number of maximum generation.

```

1: Superorganism = initialize(), where Superorganism = [ArtificialOrganismi]
2:  $y_i = Evaluate(ArtificialOrganism_i)$ 
3: for cycle=1: G do
4:   donor = Superorganismrandom_Shuffling(i)
5:   Scale = randg[2 · rand1] · (rand2 - rand3)
6:   StopoverSite = Superorganism + Scale · (donor - Superorganism)
7:    $p_1 = 0.3 \cdot rand_4$  and  $p_2 = 0.3 \cdot rand_5$ 
8:   if rand6 < rand7 then
9:     if rand8 < p1 then
10:      r = rand(N, D)
11:      for Counter1=1:N do
12:        r(Counter1,:) = r(Counter1,:) < rand9
13:      endfor
14:     else
15:      r = ones(N, D)
16:      for Counter2=1:N do
17:        r(Counter2,randi(D)) = r(Counter2,randi(D)) < rand10
18:      endfor
19:     endif
20:   else
21:     r = ones(N, D)
22:     for Counter3=1:N do
23:       d = randi(D, 1, ⌈p2 · rand · D⌉)
24:       for Counter4=1:size(d) do
25:         r(Counter3, d(Counter4)) = 0
26:       endfor
27:     endfor
28:   endif
29:   individualsI,J ← rI,J > 0 | I ∈ i, J ∈ [1 D]
30:   StopoverSite(individualsI,J) := Superorganism(individualsI,J)
31:   if StopoverSitei,j < lowi,j or StopoverSitei,j > upi,j then
32:     StopoverSitei,j := rand · (upj - lowj) + lowj
33:   endif
34:    $y_{StopoverSite,j} = evaluate(StopoverSite_i)$ 
35:    $y_{Superorganism,j} := \begin{cases} y_{StopoverSite,j} & \text{If } y_{StopoverSite,i} < y_{Superorganism,j} \\ y_{Superorganism,j} & \text{else} \end{cases}$ 
36:   ArtificialOrganismi :=  $\begin{cases} StopoverSite_i & \text{If } y_{StopoverSite,j} < y_{Superorganism,j} \\ ArtificialOrganism_i & \text{else} \end{cases}$ 
37: endfor

```

Şekil 3.1. Diferansiyel arama algoritması akış şeması (Civicioglu, 2012)

3.2 Yapay Arı Kolonisi Algoritması (ABC)

Yapay Arı Kolonisi algoritması (ABC), bal arılarının yiyecek arama zekasını taklit eden bir optimizasyon yöntemidir. Sürü zekası prensiplerini kullanan bu algoritma, nümerik optimizasyon problemlerinde çözüm bulmak için arıların koloni halinde çalışma şeklini model alır (Karaboga ve Akay, 2009, Karaboga ve Basturk, 2008). Bal arılarının besin arama davranışlarını inceleyerek geliştirilen ABC algoritması, arıların zekice ve kolektif şekilde çalışmasını taklit ederek problemlere çözüm bulmayı amaçlar. Bu algoritma, arı kolonilerinin üç tip arıdan oluştuğunu ve her birinin farklı görevleri olduğunu varsayar: İşçi arılar nektar kaynaklarını araştırır ve bilgilerini kovana taşır, gözcü arılar işçi arıların dansını izleyerek nektar kaynağı seçer, kaşif arılar ise rastgele yeni nektar kaynakları arar. Nektar kaynakları olası çözümleri temsil eder ve kaliteleri kovana yakınlık, içeriğin zenginliği ve yoğunluk gibi parametrelere bağlıdır. İşçi arılar nektar kaynaklarını araştırır ve buldukları kaynağın bilgilerini kovana taşırlar. Gözcü arılar kovana dönen işçi arıların dansını izleyerek hangi kaynaktan nektar toplamanın daha karlı olduğunu belirler. Kaşif arılar ise rastgele yeni nektar kaynakları aramaktan sorumludur. ABC algoritması, bu üç tip arının etkileşimini modelleyerek karmaşık optimizasyon problemlerine çözüm bulmayı amaçlar (Akay ve Karaboga, 2012a).

Nektar kaynakları, bir optimizasyon problemi için olası bir çözümü temsil ederken, nektar miktarı ise bu çözümün kalitesini belirleyen amaç fonksiyon değerini ifade eder. Çözüm sayısı işçi sayısı ile eşittir ve başlangıçta rastgele bir başlangıç pozisyonu belirlenir. İkinci adımda, işçi, gözcü ve kaşif arılar popülasyonu değerlendirir ve günceller. Bir işçi arı, seçtiği kaynak civarında araştırma yapar ve bunu denklem (3.6) ile gerçekleştirir (Akay and Karaboga, 2012b) .

$$v_{ij} = x_{ij} + f_{ij} \cdot (x_{ij} - x_{kj}) \quad (3.6)$$

Burada, $k \in \{1,2,3, \dots, N\}$ ve $j \in \{1,2,3, \dots, K\}$ olmak üzere N nektar kaynağı sayısını ve K problem boyutunu temsil eder. x mevcut nektar kaynağını, v ise yeni belirlenen nektar kaynağını ifade etmektedir. Arılar, daha etkili çözümlere veya kaynaklara ulaştıklarında, yeni çözümü hafızalarında saklarlar. İşçi arılar tüm arama işlemlerini tamamladıklarında, kaynak pozisyonlarını veya olası çözümleri gözcü arılara aktarırlar. Gözcü arılar, işçi arılardan gelen bilgilere dayanarak nektar miktarlarını değerlendirir ve

yeni kaynaklar seçer. Her bir kaynağın seçilme olasılığı, seçilen kaynağın toplam kaynaklardan elde edilen uygunluk değerine bölünmesiyle, denklem (3.7)' de gösterildiği gibi elde edilir.

$$p_i = \frac{fit}{\sum_n fit_n} \quad (3.7)$$

3.3 Parçacık Sürüsü Optimizasyonu Algoritması (PSO)

Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO), doğadaki birçok organizmanın kolektif hareketinden esinlenerek geliştirilmiş bir optimizasyon tekniğidir. PSO, kuş sürülerinin ve balık sürülerinin davranışlarını taklit ederek çalışır. Bu sürülerdeki bireyler, hedeflerine ulaşmak için birbirlerinin hareketlerini takip eder ve etraflarındaki koşullara göre pozisyonlarını güncellerler. Bu algoritma, parçacıkların potansiyel çözüm uzayında birbirleriyle etkileşimde bulunarak optimal çözüme ulaşmak için birlikte çalıştığı bir süreci modellemektedir. Her parçacık, problem uzayındaki bir noktayı temsil eder ve bu parçacıklar kendi deneyimlerini ve etraflarındaki diğer parçacıkların bilgilerini kullanarak en iyi çözüme ulaşmaya çalışırlar (Kennedy ve Eberhart, 1997, Eberhart ve Kennedy, 1995).

Optimize edilecek problem $f(x)$ olup, burada x çözüm vektörünü, D vektör boyutunu ve t zaman indeksini temsil etmektedir. Her bir parçacık $P_i(t)$, çözüm uzayındaki bir noktayı temsil eder. Bu, denklem (3.8)' de gösterilmiştir.

$$P_i(t) = (x_{i,1}(t), x_{i,2}(t), \dots, x_{i,D}(t)) \quad (3.8)$$

Her bir parçacığın hızı $V_i(t)$ ve pozisyonu $P_i(t)$, denklem (3.9) ve (3.10)' da verilen formüller kullanılarak güncellenir.

$$V_{i,d}(t+1) = w \cdot V_{i,d}(t) + c_1 \cdot r_{1,d} \cdot [P_{i,d}^{best}(t) - x_{i,d}(t)] + c_2 \cdot r_{2,d} \cdot [G_{i,d}^{best}(t) - x_{i,d}(t)] \quad (3.9)$$

$$x_{i,d}(t+1) = x_{i,d}(t) + V_{i,d}(t+1) \quad (3.10)$$

Bu formüllerde, w atalet ağırlık faktörünü, c_1 ve c_2 bireysel ve sürü öğrenme katsayılarını, r_1 ve r_2 $[0, 1]$, aralığında rastgele sayıları, P_i^{best} parçacığın bireysel en iyi pozisyonunu ve G_i^{best} sürünün en iyi pozisyonunun i . bileşenini temsil eder. Her bir parçacığın bireysel performansını ve sürünün en iyi çözümünü takip etmek için, parçacığın bireysel en iyi pozisyonu P_i^{best} ve sürünün en iyi pozisyonu G_i^{best} , denklem (3.11) ve (3.12)' de verildiği gibi güncellenir.

$$P_{i,d}^{best}(t+1) = \operatorname{argmin} \left[f(x_{i,d}(t+1)), f(P_{i,d}^{best}(t)) \right] \quad (3.11)$$

$$G_{i,d}^{best}(t+1) = \operatorname{argmin} \left[f(x_{i,d}(t+1)), f(G_{i,d}^{best}(t)) \right] \quad (3.12)$$

PSO algoritması, tüm parçacıkların tek bir konuma yakınsadığı durumda, belirli bir uygunluk değeri elde edildiğinde veya belirli bir iterasyon sayısına ulaşıldığında sonlandırılır (Wang vd., 2018).

3.4 Çoklu Populasyon Diferansiyel Gelişim Algoritması (MDE)

Karkınlı (2023) tarafından geliştirilmiş Çoklu Populasyon Diferansiyel Gelişim Algoritması (MDE), popülasyon tabanlı, özyinelemeli olmayan, gerçel değerli, tek ve çok modlu problemlere uyarlanabilen, iteratif bir stokastik global optimizasyon algoritmasıdır. MDE sınırlı veya sınırsız arama yapabilme kapasitesine sahip dâhili bir parametre ayarlama aşaması bulunmayan bir yöntemdir. Özyinelemeli olmaması nedeniyle çözüm vektörler ayrı ve paralel olarak geliştirilebilir. MDE' nin kendine özgü mutasyon operatörü elitist, rastgele ve gürültü bileşenlerini içerir. Elitist ve rastgele bileşenler sırasıyla MDE' nin tek modlu (unimodal) ve çok modlu (multimodal) problem çözme yeteneğini artırır. Gürültü bileşeni, popülasyondaki sayısal çeşitliliğin sona ermesini engeller (Karkınlı, 2023).

MDE' nin populasyon matrisi, A 'nın elemanları, denklem (3.13) kullanılarak tanımlanır.

$$\mathcal{A}_{i^*,j} \sim U(\operatorname{low}(j), \operatorname{up}(j)) \ni [i^*, j] \leftarrow [\{1,2,3, \dots, k, \dots, 3 \cdot N\}, \{1:D\}] \quad (3.13)$$

burada $low(j)$ ve $up(j)$, problem F' nin j . deęişkeni için arama alanı sınırlarını belirtir. A_{i^*} vektörleri için amaç fonksiyonu deęerleri, $fit_{A_{i^*}}$ denklem (3.14) kullanılarak hesaplanır.

$$fit_{A_{i^*}} = \mathcal{F}(A_{i^*}) \quad (3.14)$$

Denklem (3.15) kullanılarak, küresel çözümü saęlayan $Best$, vektörü ve onun hedef fonksiyon deęeri elde edilir.

$$[BestVal, Best] \leftarrow (\min(fit_{A_k}, A_k) \ni (k \in i^*)) \quad (3.15)$$

MDE' nin yinelemeli hesaplama sürecinin başında, $b_i \mid b_i = \mathcal{A}_{j_0(i)}$ vektörleri rastgele A kümesinden, denklem (3.16) kullanılarak seçilir.

$$\mathcal{B} = \langle b_i \mid b_i = \mathcal{A}_{j_0(i)} \rangle \ni i = \{1:N\} \quad (3.16)$$

Burada j_0 denklem (3.17) ile tanımlanmaktadır.

$$j_0 = \text{permute}(t \cdot N, N) \ni N \leftarrow \text{size}(j_0) \quad (3.17)$$

Denklem (3.17)' de $\text{permute}(x, y)$ işlevi, Discrete Uniform Daęılıma göre $\{1:x\}$ cümlesinin elemanlarının sırasını rastgele deęiştirir ve yeniden düzenlenmiş kümenin ilk N elemanını çıktı olarak döndürür. b_i vektörleri tarafından saęlanan amaç fonksiyonu deęerleri, denklem (3.18) kullanılarak hesaplanır.

$$fit_{\mathcal{B}_i} = \mathcal{F}(b_i) \quad (3.18)$$

MDE' nin genel sistem denklemi, denklem (3.19)' de verilmiştir.

$$T = \mathcal{B} + \text{map} \odot (\text{temp} + \text{noise} - \mathcal{B}) \quad (3.19)$$

Denklem (3.19)' da kullanılan T , map , temp ve noise , sırasıyla deneme vektörlerini, çaprazlama kontrol matrisini, geçici vektörleri ve gürültü deęerlerini ifade eder.

Denkleimde kullanılan noise, deneme vektörlerinde sayısal entropinin bozulmasını önler. Map, denklem (3.20) kullanılarak oluşturulmaktadır.

$$map = |\alpha - \beta^{\odot \delta}| < 0.50 \ni \begin{cases} \alpha_{1:N} \sim U\{0,1\} \\ \beta_{(i=1:N, j=1:D)} \sim U(0,1) \\ \delta_{1:N,1:c} \sim U\{0,5\} \end{cases} \quad (3.20)$$

Burada δ ' yu oluşturmak için gereken c değeri, denklem (3.21) kullanılarak oluşturulur.

$$If (\kappa^\omega < 0.50) \text{ then } c = 1 \text{ else } c = D \quad |\kappa \sim U(0,1); \omega \sim U\{0,5\} \quad (3.21)$$

$temp_i(j)$, i. geçici vektörün j. değişkenini ifade etmek üzere temp vektörü denklem (3.22) kullanılarak hesaplanır. Burada, r vektörleri, denklem (3.23) ve scale ölçekleme değişkeni denklem (3.24) kullanılarak elde edilir.

$$temp_i(j) = b_{r(1)}(j) + scale \cdot (dx - dy) \quad \ni \quad i = \{1:N\}, j = \{1:D\} \quad (3.22)$$

$$r = permute(N, 2) \quad \ni \quad r \neq i, r(1) \neq r(2) \quad (3.23)$$

$$scale = |\kappa - a^b| \cdot c^d \leftarrow \kappa, a \sim U\{0,1\}; b \sim U\{0,10\}; c \sim N(0,1); d \sim U\{0,5\} \quad (3.24)$$

MDE'nin ölçek değerini üretme stratejisi üssel değerler üretebilir. Bu, MDE'nin yerel çözümlerden daha etkili çözümlere kaçmasını sağlayan T vektörlerini üretmesine olanak tanır. noise vektörleri denklem (3.25)' te gösterildiği şekilde hesaplanmaktadır.

$$noise = B \odot 10^\phi \odot \left(((\kappa(N, 1) - 0.50) \diamond D) \odot Q \right) \quad (3.25)$$

Burada, $\phi \sim U\{-12, -9\}; \kappa \sim U(0,1); Q_{1:N,1:D} = 1$ olarak tanımlanmıştır. Denklem (3.23)' te kullanılan dx ve y değerleri denklem (3.26) kullanılarak oluşturulmaktadır.

$$\begin{cases} If (\kappa < 0.50) \text{ then } (dx = b_{r(1)}(j)) \text{ else } (dx = Best(j)) \\ If (\kappa < 0.50) \text{ then } (dy = b_i(j)) \text{ else } (dy = b_{r(1)}(j)) \end{cases} \quad (3.26)$$

MDE, deneme vektörleri T'yi evrimleştirmek için $\mathcal{B} = \langle b_{i=1:N} \rangle$ vektörlerini kullanır. Denklem (3.27), T parametrelerini arama sınırları içinde tutmak için kullanılır ve T vektörlerinin kalitesi, $fitT$, denklem (3.28) kullanılarak hesaplanır.

$$If (T_i(j) < low_j) \parallel (T_i(j) > up_j) \text{ then } T_i(j) \sim U(low_j, up_j) \quad (3.27)$$

$$fitT_i = \mathcal{F}(T_i) \quad (3.28)$$

Denklem (3.29), $fitTrial$ değerlerinin B' nin güncellenmesi ve $fitB$ değerleri için kullanımını belirtir.

$$If (fitT_i < fit_i) \text{ then } [fitB_i, b_i] \leftarrow [fitT_i, T_i] \quad (3.29)$$

MDE'deki bir iterasyonun hesaplama sürecinin sonu, popülasyonun ve global çözümün güncellenmesini içerir. Bu durum, denklem (3.30) ve (3.31)' de gösterilmiştir.

$$[\mathcal{A}(j_0), fit\mathcal{A}(j_0)] \leftarrow [\mathcal{B}, fit\mathcal{B}] \quad (3.30)$$

$$[BestVal, Best] \leftarrow (\min(fit\mathcal{A}_k), \mathcal{A}_k) \ni (k \in i) \quad (3.31)$$

MDE' nin çalışma şekli, bireylerin beslenme için alt sürü olarak rastgele hayali bir sürüyü terk etmelerine benzetilebilir. Beslenmek için sürüyü terk eden bireyler, B, daha verimli besin kaynakları hakkındaki bilgilerini paylaşmak için A'ya geri döner. *best* her yinelemede yeniden hesaplanır. B bireyleri arasındaki beslenme davranışı farklılıkları, bir çaprazlama kontrol matrisi, *map* ve bir ölçekleme değeri, *scale* kullanılarak simüle edilir. MDE algoritmasının akış şeması Şekil 3.2 'de gösterilmiştir.

```

Input:  $\mathcal{F}$ :Objective Function;  $N$ :Size of Population ;  $D$ :Size of Problem
 $low, up$ :Search Space Limits ;  $MaxCycle$ :Number of Iterations
Result:  $Best$ :The best solution ;  $BestVal$ :The best objective value
1 // Random variables that are generates a new value at each call
2  $a \sim U\{0, 1\}; b \sim U\{0, 10\}; c, \kappa \sim N(0, 1); d, \omega \sim U\{0, 5\}; \phi \sim U\{-12, -9\}$ 
3 // Initialization of Population,  $\mathcal{A}$ 
4  $\mathcal{A}_{i^*} \sim U(low(j), up(j)) \ni [i^*, j] \leftarrow \{[1 : 3 \cdot N], [1 : D]\}$ 
5  $fit_{\mathcal{A}_{i^*}} = \mathcal{F}(\mathcal{A}_{i^*})$ 
6 // Get the Global Solutions,  $Best$ 
7  $[BestVal, Best] \leftarrow [min(fit_{\mathcal{A}_k}), \mathcal{A}_k] \ni k \in i^* = \{1, 2, 3, \dots, k, \dots, 3 \cdot N\}$ 
8 // Iterative Phase
9  $noise = 0$ 
10 for  $cycle \leftarrow 1$  to  $MaxCycle$  do
11 // Setting of Sub-Population,  $\mathcal{B}$ 
12  $j_0 = permute(t \cdot N, N) \ni N \leftarrow size(j_0)$ 
13  $\mathcal{B} = \langle b_i, |b_i = \mathcal{A}_{j_0(i)} \rangle \ni i = \{1, 2, 3, \dots, k, \dots, N\}$ 
14  $fit_{\mathcal{B}_i} = \mathcal{F}(b_i)$ 
15 // Setting of temporary vectors,  $temp$ 
16 for  $i \leftarrow 1$  to  $N$  do
17 |  $scale = |\kappa - a^b| \cdot c^d$ 
18 |  $r = permute(N, 2) \ni r \neq i, r(1) \neq r(2)$ 
19 | for  $j \leftarrow 1$  to  $D$  do
20 | | if  $(\kappa < 0.50)$  then  $dx = b_{r(1)}(j)$  else  $dx = Best(j)$ ;
21 | | if  $(\kappa < 0.50)$  then  $dy = b_i(j)$  else  $dy = b_{r(1)}(j)$ ;
22 | |  $temp_i(j) = b_{r(1)}(j) + scale \cdot (dx - dy)$ 
23 | end
24 end
25 // Setting of Crossover Control Matrix,  $map$ 
26 if  $\kappa^\omega < 0.50$  then  $c = 1$  else  $c = D$ ;
27  $map = |\alpha - \beta^{\odot \delta}| < 0.50 \mid \begin{cases} \alpha(1 : N) \sim U\{0, 1\} \\ \beta(1 : N, 1 : D) \sim U(0, 1) \\ \delta(1 : N, 1 : c) \sim U\{0, 5\} \end{cases}$ 
28 // Generation of Trial vectors,  $T$ 
29  $T = \mathcal{B} + map \odot (temp + noise - \mathcal{B})$ 
30 // Boundary Control
31 if  $(T_i(j) < low(j)) \vee (T_i(j) > up(j))$  then  $T_i(j) \sim U(low(j), up(j))$ ;
32 // Update
33  $fit_T = \mathcal{F}(T)$ 
34 if  $fit_T < fit_i$  then  $[fit_{\mathcal{B}_i}, b_i] \leftarrow [fit_T, T_i]$ ;
35  $[\mathcal{A}(j_0), fit_{\mathcal{A}(j_0)}] \leftarrow [\mathcal{B}, fit_{\mathcal{B}}]$ 
36 // Update the Global Solution,  $Best$ 
37  $[BestVal, Best] \leftarrow [min(fit_{\mathcal{A}_k}), \mathcal{A}_k] \ni k \in i = \{1, 2, 3, \dots, k, \dots, N\}$ 
38 // Update the noise
39  $noise = \mathcal{B} \odot 10^\phi \odot (((\kappa(N, 1) - 0.50) \diamond D) \odot Q) \mid Q_{1:N, 1:D} = 1$ 
40 end

```

Şekil 3.2. MDE algoritmasının akış şeması (Karkinli, 2023)

BÖLÜM IV

UYGULAMA VE BULGULAR

Bu tez çalışmasında, kamera kalibrasyon parametrelerinin elde edilmesi için sezgisel DSA, ABC, PSO ve MDE optimizasyon algoritmaları kullanılmıştır. Sonuçlar geleneksel kalibrasyon yöntemleri olan Tsai ve Zhang metodlarıyla karşılaştırılmıştır.

4.1 Amaç Fonksiyonu

Sezgisel optimizasyon algoritmaları, genellikle bir amaç fonksiyonunu (cost function) optimize etmek için kullanılır. Amaç fonksiyonu, optimize edilmek istenen hedefin nicel bir ölçüsünü temsil eder. Bu fonksiyon, herhangi bir belirli çözümün kalitesini değerlendirir ve genellikle problemin iyileştirilmesi veya eniyilenmesi gereken bir kriteri yansıtır. Sezgisel optimizasyon algoritmaları, amaç fonksiyonunu minimize etme veya maksimize etme yoluyla belirli bir hedefe ulaşmak için iteratif olarak çözümler arar. Dolayısıyla, doğru ve uygun bir amaç fonksiyonunun seçilmesi, algoritmanın başarısı ve elde edilen sonuçların kalitesi açısından kritiktir.

Kamera kalibrasyon parametrelerinin sezgisel optimizasyon algoritmaları ile elde edilmesi için de bir amaç fonksiyonuna ihtiyaç vardır. Tez çalışmasında kullanılan amaç fonksiyonu denklem (4.1)' de verilmiştir.

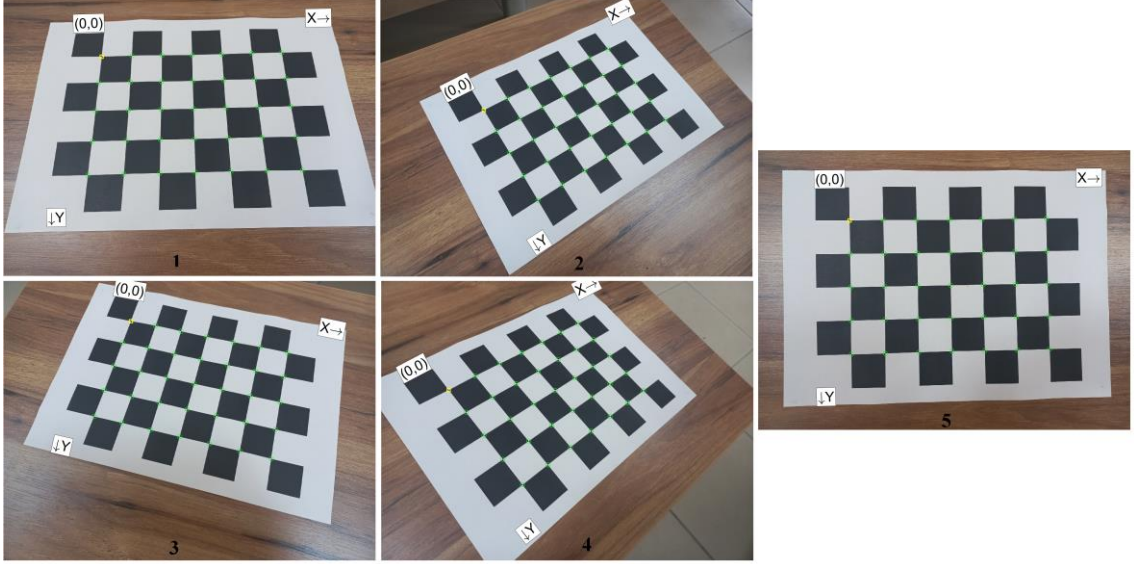
$$\underset{(\theta_x, \theta_y, \theta_z, f_x, f_y, c_x, c_y, s, k_1, k_2, t_i, M_j)}{\operatorname{argmin}} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \|d_{ij} - \hat{d}(\theta_x, \theta_y, \theta_z, f_x, f_y, c_x, c_y, s, k_1, k_2, t_i, M_j)\| \quad (4.1)$$

Denklemden d_{ij} , i. kalibrasyon düzlemindeki j. görüntü koordinatını temsil eder. \hat{d} dünya koordinatlarının görüntü düzlemine projekte edilmiş koordinatlarıdır. M_j , i. kalibrasyon düzlemindeki j. dünya koordinatını temsil etmektedir.

4.2 Kalibrasyon nesnesi ve koordinat verilerinin hazırlanması

Kamera kalibrasyon parametrelerinin elde edilmesi için dama tahtası deseninde düzlemsel kalibrasyon yüzeyine ait 5 adet farklı bakış açısından görüntüler alınmıştır. Köşelerin tespiti için yaygın bir yöntem olan Harris algoritması kullanılmıştır. Harris yöntemi görüntüdeki yoğunluk değişikliklerini (kenarlar ve köşeler gibi) belirlemek için

kullanılır. Bu algoritma, köşelerin konumlarını tespit etmek için görüntü gradientlerini ve momentlerini kullanmaktadır. Şekil 4.1’ de düzlemsel kalibrasyon nesnesinin farklı açılardan alınmış görüntüleri ve tespit edilen köşe koordinatları gösterilmiştir.



Şekil 4.1. Düzlemsel kalibrasyon nesnesinin farklı açılardan görüntüleri

Çizelge 4.1’ de kalibrasyon düzlemindeki detay noktalarına ait dünya koordinatları verilmiştir.

Çizelge 4.1. Dünya koordinatları (mm)

N.N	X	Y	Z	N.N	X	Y	Z
1	0	0	0	19	90	90	0
2	0	30	0	20	90	120	0
3	0	60	0	21	120	0	0
4	0	90	0	22	120	30	0
5	0	120	0	23	120	60	0
6	30	0	0	24	120	90	0
7	30	30	0	25	120	120	0
8	30	60	0	26	150	0	0
9	30	90	0	27	150	30	0
10	30	120	0	28	150	60	0
11	60	0	0	29	150	90	0
12	60	30	0	30	150	120	0
13	60	60	0	31	180	0	0
14	60	90	0	32	180	30	0
15	60	120	0	33	180	60	0
16	90	0	0	34	180	90	0
17	90	30	0	35	180	120	0
18	90	60	0				

4.3 Kalibrasyon Parametrelerinin Hesaplanması

Sezgisel optimizasyon algoritmalarının etkinliği, kontrol parametrelerinin doğru bir şekilde belirlenmesine oldukça bağlıdır. Bu parametrelerin tespiti zor, zaman alıcı ve problem türüne bağlıdır. Ayrıca, ilgili kontrol parametreleri genellikle uzman görüşüne dayanarak, geçmiş çalışmaların analiziyle, sezgisel veya deneysel yaklaşımlarla belirlenir. Çizelge 4.2' de kullanılan kontrol parametreleri verilmiştir. Sezgisel optimizasyonlar için, populasyon büyüklüğü (N) 20 olarak ve iterasyon sayısı 1000 olarak belirlenmiştir. Sezgisel yöntemlerde arama süreci her seferinde rastgele başlatılarak, iteratif olarak iyileştirilmesi nedeniyle, algoritma her çalıştırıldığında farklı bir çözüm üretebilir. Tekrar çözümlerden elde edilen sonuçların ortalama ve standart sapma gibi değerleri, algoritmanın kararlılığı hakkında bilgi verir. Bu şekilde kullanılan algoritmanın kararlılığı ve performansı hakkında bilgi edinilmiş olmaktadır. Yapılan test çalışmalarında algoritmalar 30 defa tekrar çalıştırılmış ve elde edilen kamera kalibrasyon parametreleri ve amaç fonksiyon değerlerinin ortalama ve standart sapma değerleri elde edilmiştir. Amaç fonksiyonunda belirtilen hesaplanacak parametre sayısı (D), 3 dönüklük açısı, 3 öteleme vektörü, 2 lens distorsiyon katsayısı ve 5 iç yöneltme elemanları olmak üzere toplam 13'tür.

Çizelge 4.2. Sezgisel optimizasyon yöntemlerinin kontrol parametreleri

Algoritma	Kontrol Parametreleri
ABC	$Limit = NxD$ $Sizeofemployedbee = Sizeofcolony / 2$
PSO	$c_1 = 1.80, c_2 = 1.80, \omega = 0.60$
DSA	$\rho_1 = 0.3 \times rand_1$ ve $\rho_2 = 0.3 \times rand_2$
WDE	Kontrol parametresi yoktur.

4.3.1 İç (Intrinsic) parametrelerin hesaplanması

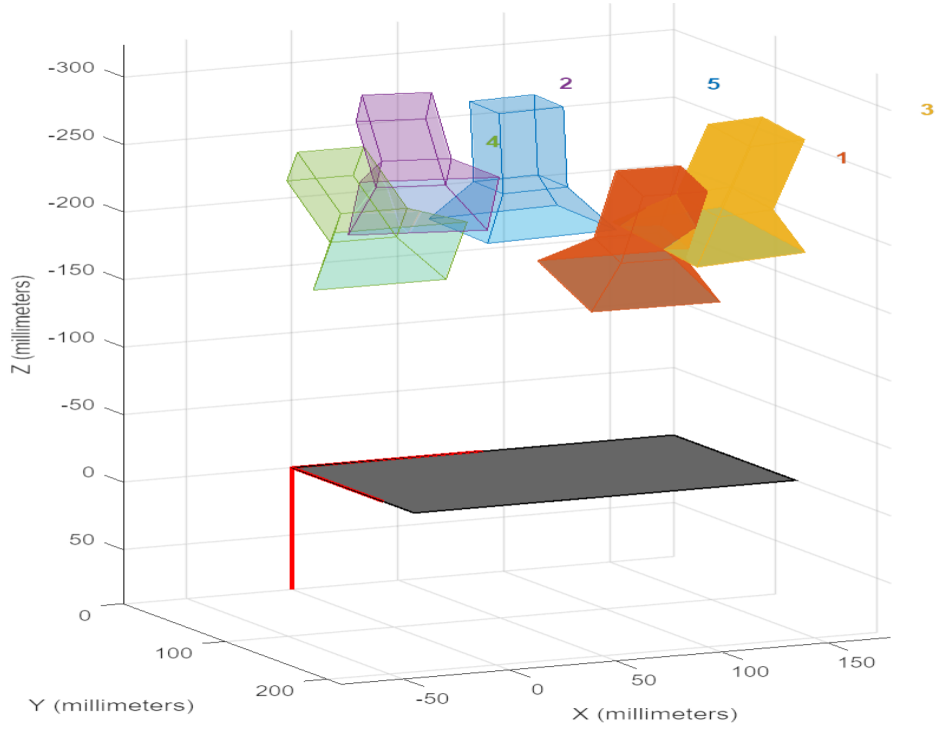
Çizelge 4.3' te, DSA, ABC, PSO ve MDE sezgisel optimizasyon algoritmalarının performans karşılaştırması sunulmaktadır. Ayrıca klasik yöntemler olan Tsai ve Zhang yöntemleri içinde sonuçlar gösterilmiştir. Deneyler sonucunda elde edilen kamera iç yöneltme parametre değerleri için ortalama ve standart sapma gibi temel istatistikler gösterilmiştir. Ayrıca, her bir algoritma için elde edilen amaç fonksiyon değeri de tabloda yer almaktadır. Yapılan istatistiksel analizler sonucunda, MDE algoritmasının diğer yöntemlere kıyasla en başarılı yöntem olduğu belirlenmiştir.

Çizelge 4.3. DSA, ABC, PSO, MDE, Tsai ve Zhang yöntemleri ile elde edilen iç (intrinsic) parametreleri ve amaç fonksiyon değeri için temel istatistikler

		Kullanılan Yöntem					
		MDE	DSA	ABC	PSO	Tsai	Zhang
iç (intrinsic) parametreler	k_1	0.11284 ± 0.00011	0.11161 ± 9e-05	0.11084 ± 0.00023	0.11038 ± -1e-05	0.10961	0.11041
	k_2	-0.30033 ± 0.00052	-0.30106 ± 3E-05	-0.30026 ± 0.00046	-0.300869 ± 0.00059	-	-0.29966
	f_x	3362.23596 ± 0.03582	3362.25144 ± 2E-05	3362.23760 ± 0.00014	3362.23507 ± 0.00185	3363.02562	3362.45476
	f_y	3367.80899 ± 0.03546	3367.810374 ± 3E-05	3367.442981 ± 0.00013	3367.14605 ± 0.00617	3365.97517	3368.43818
	s	1 ± 0.0001	1 ± 2E-05	1 ± 0.00012	1 ± 0.00041	1	1
	c_x	2316.51272 ± 0.00042	2316.506651 ± 4E-05	2316.52455 ± 0.00014	2316.50692 ± 0.00025	2316.29426	2316.39648
	c_y	1714.34498 ± 0.01620	1714.33381 ± 3E-05	1714.35367 ± 0.00015	1714.34332 ± 0.00091	1714.53887	1714.26015
Amaç Fonksiyonu	0.94704 ± 0.149246	0.95098 ± 0.19434	0.98813 ± 0.25172	0.99833 ± 0.23195	1.02991	1.01288	

4.3.2 Dış (Extrinsic) parametrelerin hesaplanması

Kullanılan amaç fonksiyonu, kamera modeli çözümünde kamera dönüklük ve öteleme bilgilerini de optimize etmeye yöneliktir. Bu sayede, kameranın sahneye göre konumunu ve yönelimini daha hassas bir şekilde belirlemek mümkün olmaktadır. Şekil 4.2' de hesaplanan kamera konumları gösterilmiştir.



Şekil 4.2. Kamera konumları

MDE, DSA, ABC sezgisel optimizasyon algoritmaları ile hesaplanmış dış kamera parametrelerine ait değerler Çizelge 4.4 ve PSO, Tsai, Zhang algoritmaları ile hesaplanmış dış kamera parametrelerine ait değerler Çizelge 4.5' te verilmiştir.

Çizelge 4.4. MDE, DSA, ABC sezgisel optimizasyon algoritmaları ile hesaplanmış dış kamera parametreleri

Görüntü	MDE Dış Yönelme Parametreleri [R T]	Görüntü	DSA Dış Yönelme Parametreleri [R T]	Görüntü	ABC Dış Yönelme Parametreleri [R T]
#1	$\begin{bmatrix} 0.99973 & 0.02228 & 0.00497 & -87.97080 \\ -0.02254 & 0.92917 & 0.36895 & -77.67137 \\ 0.00359 & -0.36897 & 0.92943 & 273.29194 \end{bmatrix}$	#1	$\begin{bmatrix} 0.99979 & 0.02234 & 0.00505 & -87.97117 \\ -0.02254 & 0.92925 & 0.36905 & -77.66881 \\ 0.00365 & -0.36908 & 0.92943 & 273.29262 \end{bmatrix}$	#1	$\begin{bmatrix} 0.99957 & 0.02213 & 0.00495 & -87.97084 \\ -0.02259 & 0.92987 & 0.36951 & -77.67143 \\ 0.00380 & -0.36907 & 0.92925 & 273.29196 \end{bmatrix}$
#2	$\begin{bmatrix} 0.83385 & 0.54268 & -0.10091 & -95.17376 \\ -0.47610 & 0.79960 & 0.36602 & -28.58000 \\ 0.27932 & -0.25717 & 0.92512 & 313.03584 \end{bmatrix}$	#2	$\begin{bmatrix} 0.83396 & 0.54270 & -0.10097 & -95.17377 \\ -0.47611 & 0.79949 & 0.36593 & -28.57981 \\ 0.27947 & -0.25724 & 0.92511 & 313.03582 \end{bmatrix}$	#2	$\begin{bmatrix} 0.83383 & 0.54291 & -0.10082 & -95.17362 \\ -0.47600 & 0.79981 & 0.36590 & -28.58005 \\ 0.27942 & -0.25719 & 0.92511 & 313.03575 \end{bmatrix}$
#3	$\begin{bmatrix} 0.96962 & -0.24407 & 0.01643 & -68.02406 \\ 0.22482 & 0.91560 & 0.33337 & -112.62907 \\ -0.09641 & -0.31954 & 0.94265 & 315.37628 \end{bmatrix}$	#3	$\begin{bmatrix} 0.96938 & -0.24403 & 0.01634 & -68.02395 \\ 0.22482 & 0.91563 & 0.33326 & -112.62907 \\ -0.09640 & -0.31940 & 0.94260 & 315.37628 \end{bmatrix}$	#3	$\begin{bmatrix} 0.96955 & -0.24411 & 0.01661 & -68.02415 \\ 0.22464 & 0.91588 & 0.33336 & -112.62892 \\ -0.09644 & -0.31955 & 0.94275 & 315.37626 \end{bmatrix}$
#4	$\begin{bmatrix} 0.73292 & 0.64491 & -0.21662 & -118.33546 \\ -0.52010 & 0.73640 & 0.43267 & -28.83907 \\ 0.43856 & -0.20445 & 0.87514 & 272.22919 \end{bmatrix}$	#4	$\begin{bmatrix} 0.73287 & 0.64509 & -0.21652 & -118.33548 \\ -0.52000 & 0.73636 & 0.43252 & -28.83892 \\ 0.43837 & -0.20438 & 0.87517 & 272.22936 \end{bmatrix}$	#4	$\begin{bmatrix} 0.73290 & 0.64488 & -0.21649 & -118.33523 \\ -0.52013 & 0.73662 & 0.43270 & -28.83909 \\ 0.43857 & -0.20458 & 0.87511 & 272.22937 \end{bmatrix}$
#5	$\begin{bmatrix} 0.99903 & 0.01939 & -0.03949 & -85.47813 \\ -0.01860 & 0.99962 & 0.02027 & -61.17427 \\ 0.03987 & -0.01951 & 0.99901 & 246.44663 \end{bmatrix}$	#5	$\begin{bmatrix} 0.99924 & 0.01930 & -0.03947 & -85.47822 \\ -0.01854 & 0.99950 & 0.02046 & -61.17431 \\ 0.03987 & -0.01966 & 0.99893 & 246.44668 \end{bmatrix}$	#5	$\begin{bmatrix} 0.99917 & 0.01934 & -0.03956 & -85.47810 \\ -0.01876 & 0.99972 & 0.02016 & -61.17407 \\ 0.03992 & -0.01958 & 0.99906 & 246.44685 \end{bmatrix}$

Çizelge 4.5. PSO, Tsai, Zhang algoritmaları ile hesaplanmış dış kamera parametreleri

Görüntü	PSO Dış Yönelme Parametreleri [R T]	Görüntü	Tsai Dış Yönelme Parametreleri [R T]	Görüntü	Zhang Dış Yönelme Parametreleri [R T]
#1	$\begin{bmatrix} 0.99973 & 0.02213 & 0.00507 & -87.97100 \\ -0.02260 & 0.92919 & 0.36898 & -77.67136 \\ 0.00353 & -0.36913 & 0.92940 & 273.29196 \end{bmatrix}$	#1	$\begin{bmatrix} 0.99876 & 0.02207 & 0.00473 & -87.97046 \\ -0.02256 & 0.92894 & 0.36878 & -77.67150 \\ 0.00287 & -0.36938 & 0.92995 & 273.29214 \end{bmatrix}$	#1	$\begin{bmatrix} 0.99959 & 0.02194 & 0.00532 & -87.97081 \\ -0.02293 & 0.92910 & 0.36910 & -77.67033 \\ 0.00339 & -0.36859 & 0.92945 & 273.29228 \end{bmatrix}$
#2	$\begin{bmatrix} 0.83381 & 0.54277 & -0.10094 & -95.17373 \\ -0.47619 & 0.79962 & 0.36600 & -28.58000 \\ 0.27932 & -0.25711 & 0.92504 & 313.03597 \end{bmatrix}$	#2	$\begin{bmatrix} 0.83493 & 0.54222 & -0.10531 & -95.17442 \\ -0.47719 & 0.81512 & 0.36676 & -28.57531 \\ 0.28294 & -0.25556 & 0.92810 & 313.03565 \end{bmatrix}$	#2	$\begin{bmatrix} 0.83536 & 0.54014 & -0.10302 & -95.17629 \\ -0.47691 & 0.79565 & 0.36369 & -28.58250 \\ 0.28148 & -0.25874 & 0.92577 & 313.03195 \end{bmatrix}$
#3	$\begin{bmatrix} 0.96945 & -0.24408 & 0.01634 & -68.02396 \\ 0.22499 & 0.91562 & 0.33334 & -112.62898 \\ -0.09635 & -0.31968 & 0.94257 & 315.37617 \end{bmatrix}$	#3	$\begin{bmatrix} 0.95194 & -0.23441 & 0.01062 & -68.01824 \\ 0.22339 & 0.92230 & 0.33431 & -112.62977 \\ -0.09452 & -0.31351 & 0.94401 & 315.379573 \end{bmatrix}$	#3	$\begin{bmatrix} 0.96948 & -0.24415 & 0.01577 & -68.02510 \\ 0.22558 & 0.91740 & 0.33496 & -112.62960 \\ -0.09923 & -0.31780 & 0.93835 & 315.37594 \end{bmatrix}$
#4	$\begin{bmatrix} 0.73291 & 0.64493 & -0.21665 & -118.33534 \\ -0.51994 & 0.73641 & 0.43257 & -28.83891 \\ 0.43849 & -0.20432 & 0.87507 & 272.22913 \end{bmatrix}$	#4	$\begin{bmatrix} 0.73935 & 0.64606 & -0.21777 & -118.33191 \\ -0.52270 & 0.73933 & 0.43510 & -28.83711 \\ 0.44477 & -0.20465 & 0.87360 & 272.22870 \end{bmatrix}$	#4	$\begin{bmatrix} 0.73094 & 0.64347 & -0.21966 & -118.33246 \\ -0.51439 & 0.73982 & 0.43490 & -28.83928 \\ 0.43436 & -0.20604 & 0.87788 & 272.23203 \end{bmatrix}$
#5	$\begin{bmatrix} 0.99907 & 0.01941 & -0.03948 & -85.47818 \\ -0.01837 & 0.99964 & 0.02023 & -61.17420 \\ 0.03982 & -0.01965 & 0.99913 & 246.44678 \end{bmatrix}$	#5	$\begin{bmatrix} 0.99202 & 0.02690 & -0.04181 & -85.46937 \\ -0.01592 & 1.00156 & 0.01915 & -61.17796 \\ 0.04188 & -0.02501 & 0.99948 & 246.44800 \end{bmatrix}$	#5	$\begin{bmatrix} 0.99851 & 0.02057 & -0.03697 & -85.48137 \\ -0.01628 & 1.00086 & 0.01939 & -61.17856 \\ 0.03884 & -0.02093 & 1.00387 & 246.44028 \end{bmatrix}$

BÖLÜM V

SONUÇLAR

Bu tez çalışmasında, kamera kalibrasyonunda sezgisel optimizasyon yöntemlerinin kullanımını incelemiş ve farklı algoritmaların kamera parametrelerinin doğru bir şekilde belirlenmesine olan etkisini değerlendirmiştir. Literatürde öne çıkan Tsai ve Zhang klasik çözüm yöntemleriyle birlikte Diferansiyel Arama Algoritması (DSA), Yapay Arı Kolonisi Algoritması (ABC), Parçacık Sürüsü Algoritması (PSO) ve Çoklu Populasyon Diferansiyel Gelişim Algoritması (MDE) gibi sezgisel optimizasyon yöntemlerinin sonuçları karşılaştırılmış ve yeni bir algoritma olan MDE'nin bu alanda kullanılabilirliği değerlendirilmiştir.

Sezgisel optimizasyon yöntemleri, kamera kalibrasyonunda geniş bir uygulama alanına sahiptir. Bu algoritmalar, lokal optimumlardan kaçınma ve global optimuma yaklaşma yetenekleriyle öne çıkar. Doğal olayların gözlemlenmesinden esinlenen öğrenme ve uyum mekanizmalarını kullanan bu algoritmalar, genellikle kararlı sonuçlar elde etme potansiyeli sunar. Kamera kalibrasyonunda sezgisel optimizasyon yöntemlerinin kullanılması, karmaşık ve çok boyutlu bir parametre uzayında optimal çözümleri bulma sürecini hızlandırabilir ve iyileştirebilir.

Klasik kamera kalibrasyon yöntemleri belirli koşullarda iyi sonuçlar verebilirken, sezgisel optimizasyon yöntemleri daha geniş ve esnek bir çözüm uzayında çalışarak farklı tipteki kameralara veya çekim koşullarına daha iyi uyum sağlama potansiyeline sahiptir. Bu yöntemler, parametrelerin hassas bir şekilde belirlenmesine olanak tanıyarak kamera kalibrasyonunda daha yüksek doğruluk düzeylerine ulaşma potansiyeli sunmaktadır. Ayrıca, bu algoritmaların iteratif ve adaptif doğaları sayesinde kamera kalibrasyonu sürecini daha hızlı ve etkili hale getirebilir, bu da büyük veri setleri veya gerçek zamanlı uygulamalarda performansın artırılmasına yardımcı olabilir.

Bu tez çalışması, kamera kalibrasyonunda sezgisel optimizasyon yöntemlerinin etkinliğini değerlendirerek bu alanda yeni perspektifler ve yöntemler sunmayı hedeflemiştir. Yapılan deneysel çalışmalar, önerilen algoritmaların basitlik, hassasiyet, kararlılık ve yakınsama açısından etkin olduğunu göstermiştir. Tezin sonuçlarına göre,

bu algoritmaların yerel optimuma takılma sorununu daha etkin bir şekilde aştığını, daha yüksek doğruluk sağladığını ve parametre optimizasyonunda daha hızlı yakınsama elde ettiğini göstermektedir. Bu algoritmaların yenilikçi bir şekilde birleştirilmesi ile yüksek kaliteli sonuçlar elde edilebilir. Özellikle sezgisel yöntemlerin farklı mutasyon yöntemlerinin eklenmesi ve elit muhalefet temelli öğrenme stratejilerinin kullanılması gibi yaklaşımların kamera kalibrasyonunda daha etkili sonuçlar sağladığı belirlenmiştir.

Tez çalışmasında, kamera kalibrasyon parametrelerinin optimum değerlerini bulmak için farklı yöntemler kullanılmıştır. Zhang ve Tsai'nin klasik yöntemlerinin yanı sıra, MDE, ABC, PSO ve DSA gibi sezgisel optimizasyon algoritmaları da denenmiştir. MDE algoritması kamera kalibrasyonunda ilk kez kullanılmış olup, literatürde bu alanda yapılan ilk çalışma olma özelliğini taşımaktadır.

Elde edilen bulgulara göre, MDE ve DSA algoritmaları en başarılı sonuçları verirken, ABC ve PSO daha düşük performans göstermiştir. Klasik yöntemler arasında ise Zhang yöntemi Tsai yönteminden daha iyi sonuçlar üretmiştir. Genel değerlendirmede ise sezgisel algoritmaların klasik yöntemlerden daha başarılı olduğu görülmüştür.

Bu çalışmanın bulguları, kamera kalibrasyonu için sezgisel optimizasyon algoritmalarının kullanımının potansiyelini göstermektedir. Özellikle yeni ve herhangi bir parametre ayarlamasına ihtiyaç duymayan, adaptif bir yöntem olan MDE algoritmasının, kamera kalibrasyonu gibi bir gerçek dünya probleminde kullanılabilir olduğu gösterilmiştir..

Sonuç olarak, bu çalışma kamera kalibrasyonunda sezgisel optimizasyon yöntemlerinin başarılı bir şekilde kullanılabileceğini göstermiş ve bu alanda gelecekte yapılacak araştırmalarda yön verme potansiyeli taşımaktadır. Sezgisel optimizasyon algoritmalarının kamera kalibrasyonunda daha geniş bir kullanım alanı bulabileceği ve kamera parametrelerinin daha doğru bir şekilde belirlenmesine katkı sağlayabileceği düşünülmektedir.

KAYNAKLAR

Abedi, F., Essa, M., Abosinnee, A.S., Alwan, A.A., Adnan, M. & Al-Jawahry, H.M., “Estimation of camera parameters via gray wolf optimization algorithm”, **6th International Conference on Engineering Technology and its Applications (IICETA)**, Al-Najaf, Iraq, 15-16 July, 2023.

Akay, B. & Karaboga, D., “Artificial bee colony algorithm for large-scale problems and engineering design optimization”, **Journal of Intelligent Manufacturing**, 23: 1001-1014, 2012a..

Akay, B. & Karaboga, D., “A modified artificial bee colony algorithm for real-parameter optimization”, **Information Sciences**, 192: 120-14, 2012b..

Bacakoglu, H. & Kamel, M.S., “A three-step camera calibration method”, **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, 46(5): 1165-1172, 1997.

Bailey, D.G., “A new approach to lens distortion correction”, **Proceedings image and vision computing**, New Zealand.

Beheshti, Z. & Shamsuddin, S.M.H., “A review of population-based meta-heuristic algorithms”, **Int. j. adv. soft comput. appl**, 5(1): 1-35, 2013.

Bilal, K. & Qureshi, J., “Nature inspired optimization techniques for camera calibration”, **4th International Conference on Emerging Technologies**, 2008.

Chen, T., Wang, Y., Wu, D., Wu, X. & Ma, Z., “Non-metric lens distortion correction using modified particle swarm optimisation”, **International Journal of Modelling, Identification and Control**, 21(3): 330-337, 2014.

Civicioglu, P., “Transforming geocentric cartesian coordinates to geodetic coordinates by using differential search algorithm”, **Computers & Geosciences**, 46: 229-247, 2012.

Clarke, T.A. & Fryer, J.G., “The development of camera calibration methods and models”, *The Photogrammetric Record*, 16(91): 51-66, 1998.

Civicioglu, P., Kurban, T. & Beşdok, E.,”Diferansiyel arama algoritması tabanlı yeni bir kamera kalibrasyon yöntemi”, *IV. UZAL-CBS Uzaktan Algılama ve Coğrafi Bilgi Sistemleri Sempozyumu*, Zonguldak, 2012.

Datta, A., Kim, J.S. & Kanade, T., “Accurate camera calibration using iterative refinement of control points”, *IEEE 12th International Conference on Computer Vision Workshops, ICCV Workshops*, 2009

Dawson-Howe, K M. & Vernon, D., “Simple pinhole camera calibration” *International Journal of Imaging Systems and Technology*, 5(1): 1-6, 1994.

de la Escalera, A. & Armingol, J.M., “Automatic chessboard detection for intrinsic and extrinsic camera parameter calibration”, *Sensors*, 10(3): 2027-2044, 2010.

de la Fraga, L.G. & Schütze, O., “Direct calibration by fitting of cuboids to a single image using differential evolution”, *International Journal of Computer Vision*, 81: 119-127, 2009.

Deng, L., Lu, G., Shao, Y., Fei, M. & Hu, H., “A novel camera calibration technique based on differential evolution particle swarm optimization algorithm”. *Neurocomputing*, 174: 456-465, 2016.

Desale, S., Rasool, A., Andhale, S. & Rane, P., “Heuristic and meta-heuristic algorithms and their relevance to the real world: a survey”, *Int. J. Comput. Eng. Res. Trends*, 351(5): 2349-7084, 2015.

Du, F. & Brady, M., “Self-calibration of the intrinsic parameters of cameras for active vision systems”, *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, New York, USA , 15-17 June, 1993.

Eberhart, R. & Kennedy, J., "Particle swarm optimization". *Proceedings Of The IEEE International Conference on Neural Networks*, Perth, WA, Australia, November 27 - December 1, 1995.

Fetić, A., Jurić, D. & Osmanković, D., "The procedure of a camera calibration using Camera Calibration Toolbox for MATLAB", *Proceedings of the 35th International Convention MIPRO*, Opatija, Croatia, 21-25 May, 2012,

Fryer, J. G. & Brown, D.C., "Lens distortion for close-range photogrammetry", *Photogrammetric Engineering And Remote Sensing*, 52: 51-58, 1986.

Gai, S., Da, F. & Dai, X., "A novel dual-camera calibration method for 3D optical measurement", *Optics and Lasers in Engineering*, 104: 126-134, 2018.

Gao, Z., Zhu, M. & Yu, J., "A novel camera calibration pattern robust to incomplete pattern projection", *IEEE Sensors Journal*, 21(8): 10051-10060, 2021.

Garg, V., Singh, A. & Joshi, S., "Embedded mutation strategies in particle swarm optimization to solve camera calibration problem", *Women in Soft Computing*, 2023.

Gee, T., Delmas, P., Stones-Havas, N., Sinclair, C., Van Der Mark, W., Li, W., Friedrich, H. & Gimel'farb, G., "Tsai camera calibration enhanced", *14th IAPR International Conference on Machine Vision Applications (MVA)*, Tokyo, Japan, 18-22 May, 2015.

Gunen, M.A., Besdok, E., Civicioglu, P. & Atasever, U.H., "Camera calibration by using weighted differential evolution algorithm: a comparative study with ABC, PSO, COBIDE, DE, CS, GWO, TLBO, MVMO, FOA, LSHADE, ZHANG and BOUGUET", *Neural Computing & Applications*, 2020.

Guo, J., Zhu, Y., Wang, J., Du, S. & He, X., "Research on camera calibration optimization method based on improved sparrow search algorithm", *Journal of Electronic Imaging*, 32(1): 013040-013040, 2023.

Haji, S. H. & Abdulazeez, A.M., “Comparison of optimization techniques based on gradient descent algorithm: A review”, *PalArch's Journal of Archaeology of Egypt/Egyptology*, 18(4): 2715-2743, 2021.

Hartke, B., Global Optimization. **Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Molecular Science**, 1(6): 879-887, 2011.

He, X., Zhang, H., Hur, N., Kim, J., Wu, Q. & Kim, T., “Estimation of internal and external parameters for camera calibration using 1d pattern”, *IEEE International Conference on Video and Signal Based Surveillance*, Sydney, Australia, 22-24 November, 2006

Heikkila, J., “Geometric camera calibration using circular control points”, *IEEE Transactions On Pattern Analysis And Machine Intelligence*, 22(10): 1066-1077, 2000.

Hemayed, E.E., “A survey of camera self-calibration”. *Proceedings of the IEEE Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance*, Miami, Florida, 21-22 July, 2003.

Hieronimus, J., “Comparison of methods for geometric camera calibration”, *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 39: 595-599, 2012.

Ji, Q. & Zhang, Y., “Camera calibration with genetic algorithms”. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans*, 31(2): 120-130, 2001.

Juarez-Salazar, R., Zheng, J. & Diaz-Ramirez, V.H., “Distorted pinhole camera modeling and calibration”, *Applied Optics*, 59(36): 11310-11318, 2020.

Kannala, J., Heikkilä, J. & Brandt, S.S., Geometric Camera Calibration. Encyclopedia of Computer Science and Engineering, **Wiley**, 13(6): 1-20, 2008.

Karaboga, D. & Akay, B., “A comparative study of artificial bee colony algorithm”, *Applied mathematics and computation*, 214(1): 108-132, 2009.

Karaboga, D., & Basturk, B., “On the performance of artificial bee colony (ABC) algorithm”, *Applied Soft Computing*, 8(1): 687-697, 2008.

Karkinli, A.E., “Detection of object boundary from point cloud by using multi-population based differential evolution algorithm”, *Neural Computing and Applications*, 35(7): 5193-5206, 2023.

Kennedy, J. & Eberhart, R.C., “A discrete binary version of the particle swarm algorithm”, *IEEE International conference on systems, man, and cybernetics. Computational cybernetics and simulation*, 1997

Kokash, N., An introduction to heuristic algorithms, *Department of Informatics and Telecommunications*, University of Amsterdam, 2005.

Li, J., Yang, Y. & Fu, G., “Camera self-calibration method based on GA-PSO algorithm”. *IEEE International Conference on Cloud Computing and Intelligence Systems*, Beijing, China, 15-17 September, 2011

Liu, J., Wu, C., Wu, G. & Wang, X., “A novel differential search algorithm and applications for structure design”, *Applied Mathematics and Computation*, 268: 246-269, 2015.

Liu, X. & Qi, D., “Camera calibration based on self-adaptive cuckoo search algorithm”, *8th International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics (IHMSC)*, Hangzhou, China, 27-28 August, 2016.

Luhmann, T., “Close range photogrammetry for industrial applications”, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 65(6): 558-569, 2010.

Ma, H., Shen, S., Yu, M., Yang, Z., Fei, M. & Zhou, H., “Multi-population techniques in nature inspired optimization algorithms: A comprehensive survey”, *Swarm and Evolutionary Computation*, 44: 365-387, 2019.

Merras, M., El Hazzat, S., Bouazi, A., Chana, I., El Akkad, N. & Satori, K., “Camera self-calibration with varying parameters based on planes basis using particle swarm optimization”, *The Visual Computer*, 39(7): 3109-3122, 2023.

Moravec, J. & Hub, M., “Camera calibration using direct mapping and adaptive metaheuristic”, *International Journal of BioScience and BioTechnology*, 7(3): 111-120, 2015.

Motta, J.M.S., De Carvalho, G.C. & McMaster, R., “Robot calibration using a 3D vision-based measurement system with a single camera”, *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 17(6): 487-497, 2001.

Özkan, C. & Bendeş, E., “Kamera kalibrasyonunda zeki optimizasyon yöntemlerinin etkinliği”, *Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Fen Bilimleri Dergisi*, 26(4): 340-350, 2010,

Remondino, F. & Fraser, C., “Digital camera calibration methods: considerations and comparisons”, *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 36(5): 266-272, 2006.

Safaei, A. & Fazli, S., “A novel solution in the simultaneous deep optimization of RGB-D camera calibration parameters using metaheuristic algorithms”, *Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences*, 26(2): 743-754, 2018.

Sappa, A., Gerónimo, D., Dornaika, F. & López, A., “On-board camera extrinsic parameter estimation”, *Electronics Letters*, 42(13): 1, 2006.

Sha, X., Qian, F. & He, H., “Research on improved differential evolution particle swarm hybrid optimization method and its application in camera calibration”. *Mathematics*, 12(6): 870, 2024.

Song, L.M., Wang, M.P., Lu, L. & Huan, H.J., “ High precision camera calibration in vision measurement”, *Optics & Laser Technology*, 39(7): 1413-1420, 2007.

Sturm, P.F. & Maybank, S.J., “On plane-based camera calibration: A general algorithm, singularities, applications”, *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 1999

Tsai, R. “A versatile camera calibration technique for high-accuracy 3D machine vision metrology using off-the-shelf TV cameras and lenses”, *IEEE Journal on Robotics and Automation*, 3(4): 323-344, 1987.

Unterberger, A., Menser, J., Kempf, A. & Mohri, K., “Evolutionary camera pose estimation of a multi-camera setup for computed tomography”, *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, Taipei, Taiwan, 22-25 September, 2019.

Wang, D., Tan, D. & Liu, L., ”Particle swarm optimization algorithm: an overview”, *Soft Computing*, 22: 387-408, 2018.

Wang, D., Yue, J., Chai, P., Sun, H., & Li, F., “Calibration of camera internal parameters based on grey wolf optimization improved by levy flight and mutation”, *Scientific Reports*, 12(1): 7828, 2022.

Weng, J., Cohen, P. & Herniou, M., “Camera calibration with distortion models and accuracy evaluation”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 14(10): 965-980, 1992.

Xiangkui, J., Yongqing, F. & Wan, W., “BP neural network camera calibration based on particle swarm optimization genetic algorithm”, *Journal of Frontiers of Computer Science & Technology*, 8(10): 1254, 2014.

Zhang, W. & Zhong, Y., “Camera calibration based on improved differential evolution algorithm”, *Optical Technique*, 30(6): 720-723, 2004.

Zhang, Z., “Flexible camera calibration by viewing a plane from unknown orientations”, *Proceedings of the 8th IEEE International Conference on Computer Vision*, Kerkyra, Greece, September 20-27 1999.

ÖZ GEÇMİŞ

Yeldos Arystanov, . .19.. tarihinde ... Cumhuriyeti, bölgesinde doğdu. İlk ve orta öğrenimini bölgesi, ilçesi'nde tamamladı. yılında girdiği Üniversitesi Bölümü'nden yılında mezun oldu. 2020 yılından bu yana Niğde Ömer Halisdemir Üniversitesi Harita Mühendisliği Bölümünde Yüksek Lisans çalışmalarını sürdürmektedir.



