

T.C.
YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**OTONOM KUTU İSTİFLEME ROBOT HÜCRELERİ İÇİN META-
SEZGİSEL OPTİMİZASYON ALGORİTMASI GELİŞTİRİLMESİ**

Harun GEZİCİ

DOKTORA TEZİ

Mekatronik Mühendisliği Anabilim Dalı
Mekatronik Mühendisliği Programı

Danışman
Prof. Dr. Haydar LİVATYALI

Mayıs, 2022

T.C.
YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**OTONOM KUTU İSTİFLEME ROBOT HÜCRELERİ İÇİN META-
SEZGİSEL OPTİMİZASYON ALGORİTMASI GELİŞTİRİLMESİ**

Harun GEZİCİ tarafından hazırlanan tez çalışması 18.05.2022 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Mekatronik Mühendisliği Anabilim Dalı, Mekatronik Mühendisliği Programı **DOKTORA TEZİ** olarak kabul edilmiştir.

Prof. Dr. Haydar LİVATYALI
Yıldız Teknik Üniversitesi
Danışman

Jüri Üyeleri

Prof. Dr. Haydar LİVATYALI, Danışman
Yıldız Teknik Üniversitesi

Doç. Dr. Cüneyt YILMAZ, Üye
Yıldız Teknik Üniversitesi

Doç. Dr. Turgut GÜLMEZ, Üye
İstanbul Teknik Üniversitesi

Doç. Dr. Revna ACAR VURAL, Üye
Yıldız Teknik Üniversitesi

Prof. Dr. Ali Rıza YILDIZ, Üye
Bursa Uludağ Üniversitesi

Danışmanım Prof. Dr. Haydar LİVATYALI sorumluluğunda tarafımca hazırlanan Otonom Kutu İstifleme Robot Hücreleri için Meta-sezgisel Optimizasyon Algoritması Geliştirilmesi başlıklı çalışmada veri toplama ve veri kullanımında gerekli yasal izinleri aldığımı, diğer kaynaklardan aldığım bilgileri ana metin ve referanslarda eksiksiz gösterdiğimi, araştırma verilerine ve sonuçlarına ilişkin çarpıtma ve/veya sahtecilik yapmadığımı, çalışmam süresince bilimsel araştırma ve etik ilkelerine uygun davrandığımı beyan ederim. Beyanımın aksinin ispatı halinde her türlü yasal sonucu kabul ederim.

Harun GEZİCİ



Çocuklarıma, eşime

ve

sevgili anneme

TEŞEKKÜR

Yıllar boyunca ciddi bir emek ve özveri ile hazırladığım doktora tezimin tamamlanmasında yardımları dokunan kişilere teşekkürü bir borç biliyorum. Öncelikle danışmanlığımı üstlenen, zor süreçlerde yardımlarını esirgemeyen, tanıdığı çalışma özgürlüğü ile kendimi geliştirmeme olanak tanıyan muhterem hocam Prof. Dr. Haydar Livatyalı'ya teşekkür ederim. Tez izleme komitesinde yer alarak görüş ve önerileriyle çalışmanın şekillenmesine katkı sağlayan kıymetli hocalarım Doç. Dr. Cüneyt Yılmaz ve Doç. Dr. Turgut Gülmez'e teşekkür ederim. Tez Savunmasına katılıp yapıcı eleştirilerle tezin son şeklini almasını sağlayan Doç. Dr. Revna Acar Vural ve Prof. Dr. Ali Rıza Yıldız hocalarıma teşekkür ederim.

Ayrıca araştırma süresince ortaya çıkan birçok problemi çözmemde yardımcı olan Dr. Öğr. Üyesi Burak Paç, Dr. Öğr. Üyesi Sıtkı Kocaoğlu, Dr. Öğr. Üyesi Yılmaz Güven, Öğr. Gör. Ercan Coşgun ve Öğr. Gör. Yusuf Öztürk'e teşekkür ederim.

Harun GEZİCİ

İÇİNDEKİLER

SİMGE LİSTESİ	viii
KISALTMA LİSTESİ	x
ŞEKİL LİSTESİ	xii
TABLO LİSTESİ	xiii
ÖZET	xv
ABSTRACT	xvii
1 GİRİŞ	1
1.1 Literatür Özeti.....	1
1.2 Tezin Amacı.....	3
1.3 Hipotez.....	4
1.4 Tezin içeriği.....	6
2 KUTU PAKETLEME VE OPTİMİZASYON	7
2.1 Bir Boyutlu Kutu Paketleme Problemi	7
2.2 İki Boyutlu Kutu Paketleme Problemi	10
2.3 Üç Boyutlu Kutu Paketleme Problemi.....	14
2.4 Optimizasyon Yöntemleri.....	18
2.4.1 Kesin Yöntemler	18
2.4.2 Sezgisel Yöntemler	18
2.4.3 Meta-sezgisel Yöntemler	19
3 MALZEME VE YÖNTEMLER	21
3.1 Çiçek Tozlaşma Algoritması.....	21
3.2 Bir Boyutlu Çiçek Tozlaşma Genetik Algoritma	23
3.3 Eleme Aşaması	25
3.4 İki Boyutlu Çiçek Tozlaşma Genetik Algoritma.....	26
3.5 Mutasyon Aşaması.....	27
3.6 Harris Şahinleri Algoritması.....	28
3.6.1 Keşif Aşaması.....	29
3.6.2 Saldırı Aşaması.....	30
3.7 Kaotik Harris Şahinleri Algoritması.....	34
3.7.1 Kaotik haritalar	34
3.7.2 Önerilen Modifikasyon 1	35
3.7.3 Önerilen Modifikasyon 2	35

3.7.4	Önerilen Modifikasyon 3.....	35
3.7.5	Önerilen Modifikasyon 4.....	36
3.7.6	Önerilen Modifikasyonların Özeti.....	36
3.8	Üç Boyutlu Harris Şahinleri Algoritması.....	37
3.8.1	Keşif Aşaması.....	37
3.8.2	Saldırı Aşaması.....	38
3.9	Ayrıklaştırma.....	39
3.10	Uygunluk Fonksiyonu ve Yerleştirme Stratejisi	40
3.11	Veri Setleri.....	43
3.11.1	Bir Boyutlu Kutu Paketleme Problemi.....	43
3.11.2	İki Boyutlu Kutu Paketleme Problemi	43
3.11.3	Üç Boyutlu Kutu Paketleme Problemi.....	44
3.11.4	CEC2019 Test Fonksiyonları	45
3.11.5	Klasik Test Fonksiyonları	45
3.11.6	Mühendislik Tasarım Problemleri.....	46
3.12	İstatiksel Testler.....	48
3.12.1	Friedman Testi.....	48
3.12.2	Wilcoxon Testi.....	49
4	HESAPLAMALI OPTİMİZASYON BULGULARI	51
4.1	Bir Boyutlu Çiçek Tozlaşma Genetik Algoritma Sonuçları.....	51
4.2	İki Boyutlu Çiçek Tozlaşma Genetik Algoritma Sonuçları.....	66
4.3	Kaotik Harris Şahinleri Algoritması Sonuçları	71
4.3.1	Klasik test fonksiyonları.....	71
4.3.2	Kaotik Harris Şahinleri Algoritmasının Diğer Kaotik Algoritmalar ile Karşılaştırılması.....	75
4.3.3	Basıncılı Kap Tasarım Problemi	82
4.3.4	Gerilme ve Sıkıştırma Yayı Tasarım Problemi.....	83
4.3.5	Üç Çubuklu Kafes Tasarım Problemi	84
4.4	Üç Boyutlu Harris Şahinleri Algoritması Sonuçları	86
4.4.1	CEC2019 Fonksiyonları ile Testler.....	86
4.4.2	Üç Boyutlu Kutu Paketleme Problemi Veri Seti ile Testler	90
5	SONUÇ VE ÖNERİLER	96
5.1	Değerlendirmeler.....	96
5.2	Bilime Katkıları	97
5.3	Öneriler	98

KAYNAKÇA	100
A GENEL BİLGİLER	112
B KAOTİK HARRİS ŞAHİNLERİ ALGORİTMASI SONUÇLARI	114
C ÜÇ BOYUTLU HARRİS ŞAHİNLERİ ALGORİTMASI	137
TEZDEN ÜRETİLMİŞ YAYINLAR	142



SİMGE LİSTESİ

ub, lb	Alt ve Üst Sınır
p	Anahtarlama Olasılığı
SA	Arama Ajanı Sayısı (Çözüm vektörü Sayısı)
X	Bağımsız Çalıştırma Sayısı
$x_{i,j,k}$	Çözüm Vektörü
$f_{i,j,k}$	Çözüm Vektörünün uygunluk değeri
DO	Doluluk Oranı
x_b	En İyi Çözüm Vektörü
f_b	En İyi Çözüm Vektörünün uygunluk değeri
X_h, X_k	Friedman Testi Hesap Değeri, Kritik Değeri
L	Gövde Bölümün Uzunluğu
R	Gövde İç Yarıçap
T_s	Gövde kalınlığı
$X(t + 1)$	Harris şahinlerinin bir sonraki iterasyondaki konumları
$X(t)$	Harris şahinlerinin mevcut Konumu
α	İstatistik Testlerde Kullanılan Anlamlılık Düzeyi
T_h	Kafa Kalınlığı
A_1, A_2	Kiriş Kesit Alanı
D	Konteyner Derinliği
W	Konteyner Genişliği
m	Konteyner Sayısı
H	Konteyner Yüksekliği
d	Kutu Derinliği
w	Kutu Genişliği
n	Kutu Sayısı
h	Kutu Yüksekliği
T	Maksimum İterasyon
t	Mevcut iterasyon
$X_m(t)$	Mevcut Popülasyondaki Harris Şahinlerinin Ortalama Konumları
D	Ortalama Bobin Çapı
$X_{rand}(t)$	Rastgele Belirlenen Harris Şahininin Konumu
$r_{1,2,3,4,5}$	Rastgele Sayılar

N	Spiral Sayısı
$\Delta X(t)$	Tavşan ile Harris Şahinlerinin konumlarının arasındaki fark
E	Tavşanın Kaçma Enerjisi
E_0	Tavşanın Başlangıç Enerjisi
$X_{tavşan}(t)$	Tavşanın Konumu
J	Tavşanın Sıçrama Stratejisi
d	Tel Çapı
$TMKS$	Teorik Minimum Konteyner Sayısı
ε	Yerel Tozlaşma Mesafesi
W_h, W_k	Wilcoxon Testi Hesap Değeri, Kritik Değeri



KISALTMA LİSTESİ

1B-ÇTGA	Bir Boyutlu Çiçek Tozlaşma Genetik Algoritması
1B-KPP	Bir Boyutlu Kutu Paketleme Problemi
2B-ÇTGA	İki Boyutlu Çiçek Tozlaşma Genetik Algoritması
2B-KPP	İki Boyutlu Kutu Paketleme Problemi
3B-HŞA	Üç Boyutlu Harris Şahinleri Algoritması
3B-KPP	Üç Boyutlu Kutu Paketleme Problemi
AFDO	Uyarlanabilir Uygunluğa-Bağımlı Optimize Edici (Adaptive Fitness-Dependent Optimizer)
BA	Yarasa Algoritması (Bat Algorithm)
BF	En Uygun (Best Fit)
BHHO	İkili Harris Şahinleri Optimizasyonu (Binary Harris Hawk Optimization)
BRKGA	Ön Yargılı Rastgele Anahtarlama Genetik Algoritma (Biased Random Key Genetic Algorithm)
CGSA	Kaotik Yerçekimi Arama Algoritması (Chaotic Gravitational Search Algorithm)
CM	Kaotik Harita (Chaotic Map)
CSA	Guguk Kuşu Arama Algoritması (Cuckoo Search Algorithm)
ÇTA	Çiçek Tozlaşma Algoritması (Flower Pollination Algorithm)
EBMD	En Büyük Mertebeli Değer (The Largest Ranked Value)
EBSD	En Büyük Sıra Değeri (The Largest Order Value)
EKİD	En Küçük İndis Değeri (The Smallest Position Value)
MSD	Mertebesi Sırası Değeridir (The Rank Order Value)
EO	Denge Optimize Edici, (Equilibrium Optimizer)
FF	İlk Uygun (First Fit)
FFD	İlk Uygun Azalan (First-Fit Decreasing)
GA	Genetik Algoritma
GB0	Gradyan Tabanlı Optimize Edici (Gradient-based Optimizer)
GRASP	Açgözlü rastgele adaptif arama
GS	Global Arama (Global Search)
HPSBA	Hibrit Parçacık Sürüsü ve Kelebek Optimizasyon Algoritması (Hybrid Particle Swarm Optimization and Butterfly Optimization Algorithm)
HŞA	Harris Şahinleri Algoritması (Harris Hawks Algorithm)

ILWOA	Geliştirilmiş Lévy Tabanlı Balina Optimizasyon Algoritması (Improved Lévy-based Whale Optimization Algorithm)
K-HŞA	Kaotik Harris Şahinleri Algoritması
KPP	Kutu Paketleme Problemi
LF	Lévy uçuşu (Lévy Flight)
LS	Yerel Arama (Local Search)
MA	Memetik Algoritma (Memetic Algorithm)
MSA	Meta Sezgisel Algoritmalar
MSBPP	Değiştirilmiş Sincap Arama Algoritması (Modified Squirrel Search Algorithm)
NCHHO	Doğrusal Olmayan Kaotik Harris Şahinleri Algoritması (Nonlinear-Based Chaotic Harris Hawks Optimizer)
NF	Sonraki uygun (Next Fit)
OA	Optimizasyon Algoritması
OP	Optimizasyon Problemi
PM	Önerilen Modifikasyon
PSO	Parçacık Sürüşü Optimizasyonu
RSMP	Artık Boşluk Maksimizasyonu ile Paketleme (Residual Space Maximization Packing)
SOA	Martı Optimizasyon Algoritması (Seagull Optimization Algorithm)
SVC	Sıralı Değer Düzeltme (Sequential Value Correction)
TS	Tabu Arama (Taboo Search)
WOA	Balina Optimizasyon Algoritması (Whale optimization algorithm)
YBS	Yapay Bağışıklık Sistemi

ŞEKİL LİSTESİ

Şekil 1.1 1B-KPP bellek optimizasyonu	2
Şekil 1.2 2B-KPP uygulama örneği.....	2
Şekil 1.3 3B-KPP uygulama örneği.....	3
Şekil 2.1 2B-KPP konteyner yerleşimi	10
Şekil 2.2 3B-KPP istifleme sistemi.....	15
Şekil 3.1 Eleme stratejisi	25
Şekil 3.2 Mutasyon operatörleri.....	28
Şekil 3.3 Harris şahinleri algoritmasının aşamaları	29
Şekil 3.4 Sert kuşatma durumunda konum vektörü örnekleri	31
Şekil 3.5 Kademeli hızlı dalışlar ile yumuşak kuşatma durumunda konum vektörü örnekleri	32
Şekil 3.6 Ayırıklaştırma.....	40
Şekil 3.7 1B-KPP yerleşim stratejisi	41
Şekil 3.8 2B-KPP yerleşim stratejisi	41
Şekil 3.9 3B-KPP yerleşim stratejisi	42
Şekil 3.10 Basınçlı kap problemi.....	46
Şekil 3.11 Çekme/Sıkıştırma yayı problemi.....	47
Şekil 3.12 Üç çubuklu kafes tasarım problemi	48
Şekil 4.1 Scholl kolay sınıf Min. fi a) AFDO/1B-ÇTGA b) MSBPP/1B-ÇTGA	59
Şekil 4.2 Scholl kolay sınıf Ort. fi a) AFDO/1B-ÇTGA b) MSBPP/1B-ÇTGA.....	59
Şekil 4.3 Scholl orta sınıf Min. fi a) AFDO/1B-ÇTGA b) MSBPP/1B-ÇTGA.....	60
Şekil 4.4 Scholl orta sınıf Ort. fi a) AFDO/1B-ÇTGA b) MSBPP/1B-ÇTGA	61
Şekil 4.5 Scholl zor sınıf Min. fi a) AFDO/1B-ÇTGA b) MSBPP/1B-ÇTGA.....	61
Şekil 4.6 Scholl zor sınıf Ort. fi a) AFDO/1B-ÇTGA b) MSBPP/1B-ÇTGA	62
Şekil 4.7 Scholl kolay sınıf %f a) AFDO/1B-ÇTGA b) MSBPP/1B-ÇTGA	63
Şekil 4.8 Scholl orta sınıf %f a) AFDO/1B-ÇTGA b) MSBPP/1B-ÇTGA.....	64
Şekil 4.9 Scholl zor sınıf %f a) AFDO/1B-ÇTGA b) MSBPP/1B-ÇTGA.....	65
Şekil 4.10 2B-KPP konteyner yerleşimi	70
Şekil 4.11 2B-KPP Friedman test sonuçları.....	70
Şekil 4.12 3B-KPP toplam konteyner sayısı	92
Şekil 4.13 3B-KPP toplam çözüm süreleri	94

TABLO LİSTESİ

Tablo 2.1 Literatür özeti	17
Tablo 3.1 ÇTA'nın temsili kodu	22
Tablo 3.2 1B-ÇTGA'nın temsili kodu	24
Tablo 3.3 2B-ÇTGA'nın temsili kodu	27
Tablo 3.4 HŞA'nın temsili kodu	33
Tablo 3.5 HŞA modifikasyon özeti	37
Tablo 3.6 3B-HŞA'nın temsili kodu	39
Tablo 3.7 2B-KPP veri seti sınıf 7-10 kutu tipleri	43
Tablo 3.8 2B-KPP veri seti.....	44
Tablo 3.9 3B-KPP veri seti kutu tipleri.....	44
Tablo 3.10 3B-KPP veri seti.....	45
Tablo 3.11 CEC2019 test fonksiyonları.....	45
Tablo 3.12 Friedman test örneği	48
Tablo 3.13 Wilcoxon test örneği.....	50
Tablo 4.1 Scholl kolay sınıf konteyner sayıları.....	52
Tablo 4.2 Scholl orta sınıf konteyner sayıları	53
Tablo 4.3 Scholl zor sınıf konteyner sayıları.....	55
Tablo 4.4 Scholl veri seti uygunluk değerleri	56
Tablo 4.5 2B-KPP ortalama konteyner sayısı	67
Tablo 4.6. Parametre ayarları	71
Tablo 4.7 Önerilen algoritmaların rank değerleri.....	73
Tablo 4.8 Önerilen algoritmaların çözüm süreleri (saniye).....	74
Tablo 4.9 Önerilen modifikasyonların puanları.....	75
Tablo 4.10 Algoritmaların parametre ayarları.....	76
Tablo 4.11 Klasik fonksiyonların Wilcoxon test sonuçları	77
Tablo 4.12 Klasik fonksiyonların çözüm süreleri (saniye).....	78
Tablo 4.13 CEC2019 Wilcoxon test sonuçları.....	80
Tablo 4.14 CEC2019 Çözüm süreleri (saniye).....	81
Tablo 4.15 Basınçlı kap problemi sonuçları.....	82
Tablo 4.16 Gerilme ve sıkıştırma yayı problemi sonuçları	83
Tablo 4.17 Üç çubuklu kafes tasarım problemi sonuçları	84
Tablo 4.18 Algoritmaların parametre ayarları.....	86

Tablo 4.19 CEC2019 Wilcoxon test sonuçları.....	87
Tablo 4.20 CEC2019 çözüm süreleri (saniye)	88
Tablo 4.21 3B-KPP konteyner sayıları	91
Tablo 4.22 3B-KPP çözüm süreleri (milisaniye)	93
Tablo A.1 Kaotik haritalar	112
Tablo A.2 Klasik test fonksiyonları	112
Tablo B.1 Önerilen modifikasyon 1 sonuçları	114
Tablo B.2 Önerilen modifikasyon 2 sonuçları	117
Tablo B.3 Önerilen modifikasyon 3 sonuçları	120
Tablo B.4 Önerilen modifikasyon 4 sonuçları	123
Tablo B.5 Klasik test fonksiyonlarının sonuçları (Popülasyon:30).....	126
Tablo B.6 Klasik test fonksiyonlarının sonuçları (Popülasyon:50).....	127
Tablo B.7 Klasik test fonksiyonlarının sonuçları (Popülasyon:100)	129
Tablo B.8 Klasik test fonksiyonlarının sonuçları (Popülasyon:200)	130
Tablo B.9 CEC2019 test fonksiyonlarının sonuçları (Popülasyon:30).....	132
Tablo B.10 CEC2019 test fonksiyonlarının sonuçları (Popülasyon:50).....	133
Tablo B.11 CEC2019 test fonksiyonlarının sonuçları (Popülasyon:100)	134
Tablo B.12 CEC2019 test fonksiyonlarının sonuçları (Popülasyon:200)	135
Tablo C.1 CEC2019 sonuçları (popülasyon: 30)	137
Tablo C.2 CEC2019 sonuçları (popülasyon: 50)	138
Tablo C.3 CEC2019 sonuçları (popülasyon: 100).....	139
Tablo C.4 CEC2019 sonuçları (popülasyon: 200).....	140

Otonom Kutu İstifleme Robot Hücreleri İçin Meta-Sezgisel Optimizasyon Algoritması Geliştirilmesi

Harun GEZİCİ

Mekatronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Doktora Tezi

Danışman: Prof. Dr. Haydar LİVATYALI

Kutu paketleme problemleri (KPP) kombinatorial optimizasyon problemlerindendir. Bu problemin çözümü için literatürde kesin, sezgisel ve meta-sezgisel olmak üzere üç yöntem kullanılmaktadır. Kesin yöntemler kutu sayısının fazla olduğu durumlarda başarılı sonuçlar elde edememektedir. Meta-sezgisel yöntemler ise kabul edilebilir çözümleri makul sürelerde elde edebildikleri için araştırmacılar tarafından son yıllarda daha fazla tercih edilmektedir. KPP'nin bir, iki ve üç boyutlu alt grupları bulunmaktadır. Bu doktora tezinde üç farklı KPP'nin çözümü için üç farklı meta-sezgisel algoritma önerilmiştir. Bir ve iki boyutlu KPP'nin çözümü için Çiçek Tozlaşma Algoritması (ÇTA) ve Genetik Algoritma (GA) iki farklı yöntemle hibritlenmiş ve iki yeni yaklaşım sunulmuştur (1B-ÇTGA, 2B-ÇTGA). Ancak ÇTA ve GA'nın farklı hibrit varyantları, üç boyutlu KPP'nin çözümü için başarılı sonuçlar elde edememiştir. Bu nedenle yeni bir optimizasyon algoritması araştırılmıştır. Mühendislik problemlerinin çözümünde sıklıkla kullanılan ve geçerliliği kanıtlanmış Harris Şahinleri Algoritması (HŞA) yeni yöntem olarak tercih edilmiştir. Öncelikle HŞA'nın geliştirilebilir bir algoritma olduğunu teyit etmek için kaotik haritalar ile değiştirilmiş ve çeşitli test fonksiyonları ile sınanmıştır. Elde edilen sonuçlar HŞA'nın geliştirilebilir olduğunu göstermiştir. Daha sonra HŞA

sadeleştirme stratejisi kullanılarak geliştirilmiş ve üç boyutlu KPP'ye uygulanmıştır (3B-HŞA). Önerilen algoritmaların başarımı, literatürden başarılı sonuçlar elde eden rakip algoritmalar ile karşılaştırılmış ve istatistiksel yöntemler ile yorumlanmıştır.

Bir boyutlu KPP'nin çözümü için önerilen 1B-ÇTGA, literatürdeki diğer algoritmalar ile karşılaştırılmıştır. Karşılaştırma için kolay, orta ve zor sınıfları bulunan Scholl veri seti kullanılmıştır. Veri setinin kolay sınıfı için 1B-ÇTGA, minimum yüzde performans (min%f) ve ortalama yüzde performans (ort%f) metriklerinde %26,1 ve %37,7 arasında rakiplerinden daha iyi performans göstermiştir. Veri setinin orta sınıfı için 1B-ÇTGA, min%f ve ort%f metriklerinde %28,7 ve %43,9 arasında rakiplerinden daha iyi performans göstermiştir. Veri setinin zor sınıfı için 1B-ÇTGA, min%f ve ort%f metriklerinde %60,7 ve %73,1 arasında rakiplerinden daha iyi performans göstermiştir.

İki boyutlu KPP'nin çözümü için önerilen 2B-ÇTGA, literatürdeki diğer algoritmalar ile karşılaştırılmıştır. Karşılaştırma için 10 sınıf, 50 alt grup ve 500 örneği bulunan Berkey-Wang ve Martello-Vigo veri seti kullanılmıştır. 2B-ÇTGA, veri setinin 6 sınıfında en iyi sonuçları elde etmiştir. 2B-ÇTGA, veri seti sınıflarının %60'ında en iyi sonuçları elde etmiş ve en yakın rakibinden 3 kat fazla sınıfta başarı sağlamıştır. Ayrıca, 2B-ÇTGA, 50 alt-grubun 33'ünde en iyi sonuçları elde ederek en başarılı algoritma olmuştur. 2B-ÇTGA, alt grupların %66'sını başarı ile çözmüş ve en yakın rakibinden %12 daha başarılı sonuçlar elde etmiştir.

Üç boyutlu KPP'nin çözümü için önerilen 3B-HŞA, 8 sınıf, 32 alt grup ve 320 örnekten oluşan bir veri seti kullanılarak, EO, ÇTA, GBO, SOA ve HŞA algoritmaları ile karşılaştırılmıştır. 3B-HŞA en yakın rakibi HŞA'dan konteyner sayısını metriğinde %0,503, çözüm süresi metriğinde ise %5,035 daha iyi performans göstermiştir. Sonuçlar önerilen algoritmaların geçerliliğini teyit etmektedir.

Anahtar Kelimeler: Kutu paketleme problemleri, Meta sezgisel algoritmalar, Harris şahinleri algoritması, Çiçek tozlaşma algoritması

Development of a Meta-Heuristic Optimization Algorithm for Autonomous Bin Packing Robot Cells

Harun GEZİCİ

Department of Mechatronics Engineering

Doctor of Philosophy Thesis

Supervisor: Prof. Dr. Haydar LİVATYALI

Bin packing problems (BPP) are combinatorial optimization problems. There are three methods including the exact, heuristic, and meta-heuristic ones for the solution of BPP in the literature. The exact method is not capable to generate successful results in cases where the number of the boxes are high. Meta-heuristic methods have been preferred by researchers as they present acceptable solutions in reasonable times. The BPP has one, two, and three dimensional categories. In this dissertation, three different meta-heuristic algorithms are proposed for the three bin packing problems. For the solution of the one and two dimensional BPP, flower pollination (FPA) and genetic algorithms (GA) are hybridized using two alternative methods (1D-FPGA, 2B-FPGA). However, the combined FPA and GA method failed to generate successful results for the solution of the three-dimensional BPP. Therefore, a new optimization algorithm is investigated. Harris hawks optimization algorithm (HHO), which is frequently used for the solution of various engineering problems with confirmed validity is chosen as basis of the new method. To prove the improvement potential of HHO, it is modified with chaotic maps and then tested through various test functions. The results indicate that HHO is improvable. Next, by adapting a simplification strategy, HHO is improved (3D-HHO) and applied to the

three-dimensional BPP. The proposed algorithm is compared to the competitive algorithms that have successful results in literature. The results are interpreted through statistical methods.

1D-FPGA, proposed for the solution of one dimensional KPP, is compared to other algorithms. Scholl data set, which has easy, medium, and difficult classes, is used for the comparison. 1D-FPGA, for the easy class of the data set, performs better than its competitors by 26,1% and 37,7% in the minimum min%f and average percentage metrics avg%f. For the medium class of the data set, 1D-FPGA outperforms its competitors by 28,7% and 43.9% in min%f and avg%f metrics. For the difficult class of the data set, 1D-FPGA, outperforms its competitors by 60,7% and 73,1% in min%f and avg%f metrics.

2D-FPGA which is proposed for the solution of two dimensional KPP is compared to other algorithms in the literature. For the comparison, Berkey-Wang and Martello-Vigo data sets which have 10 classes, 50 subgroups, and 500 samples are used. 2D-FPGA has the best results in 6 classes of the data set. 2D-FPGA has the best results in 60% of the data set classes and is three times more successful than its closest competitor. Moreover, 2D-FPGA is the most successful algorithm as it has the best results in 33 subgroups out of 50. 2D-FPGA solves 66% of the subgroups successfully and has 12% more successful results than its closest competitor.

3D-HHO which is proposed for the solution of three dimensional KPP is compared to EO, FPA, GBO, SOA, and HHO algorithms by using a data set with 8 classes, 32 subgroups, and 320 samples. 3D-HHO outperforms HHO, its closest competitor, by 0,503% in container number metric while by 5,035% in solution time metric. The results confirm the credibility of the proposed algorithms. The improved performance confirms the validity of the proposed algorithms.

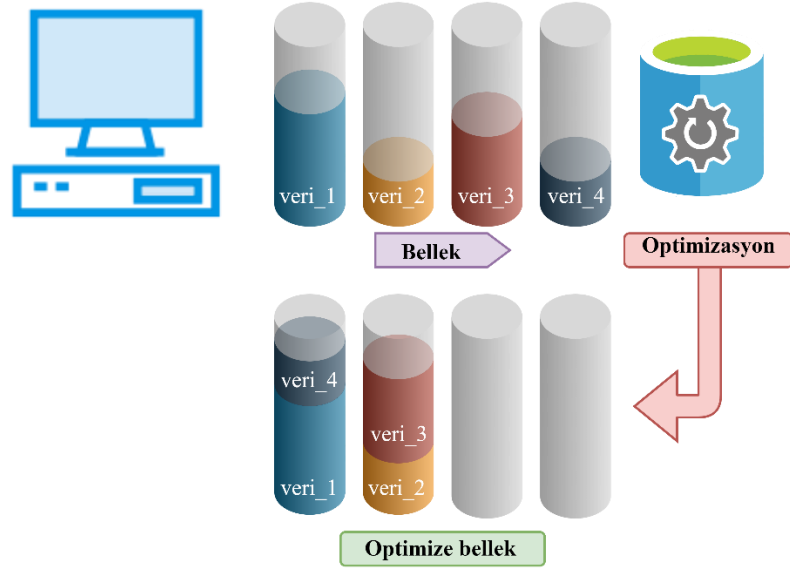
Keywords: Bin packing problems, Meta-heuristic algorithms, Harris hawks algorithm, Flower pollination algorithm

1.1 Literatür Özeti

Küçük objeleri büyük objelerin içerisine yerleştirmek günlük hayatta sıklıkla yapılan bir işlemdir [1]. Bu işlem, alanların ya da hacimlerin verimli kullanılmasını temin etmek için gerçekleştirilir. Bu işlemlerdeki temel amaç kullanılmayan alan ya da hacmin minimize edilmesidir [2]. Literatürde bu problem, kesme ve paketleme problemi (CPP) olarak tanımlanmaktadır [3]. Tanımlamadaki kesme işlemi bir bütünü parçalara ayırmak olarak tanımlanırken, paketleme işlemi, parçalardan bir bütün oluşturmak olarak tanımlanır. Bu nedenle aralarında net bir ayrım söz konusu değildir. Bu doktora tezinde CPP'nin paketleme kısmı ile ilgilenilmiştir. Ancak bazı konuların daha iyi izah edilebilmesi için kesme problemlerinden örnekler verilmiştir. Paketleme işlemlerinde paketlenecek olan küçük objeler, kutu olarak adlandırılırken, kutuların yerleştirileceği büyük objeler, konteyner olarak adlandırılmaktadır. Kutu ve konteyner adlandırmaları herhangi bir boyut belirtmemektedir. Boyutlar problemin türüne göre değişiklik göstermektedir.

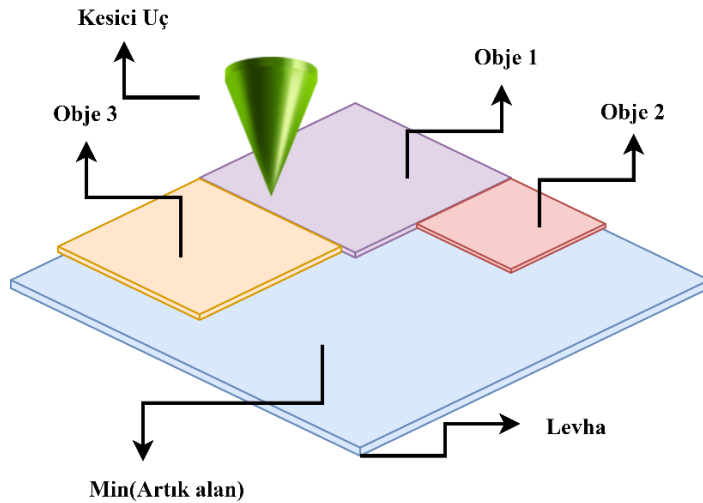
Kutuların, konteynerlere yerleştirilme işlemi kutu paketleme problemleri (KPP) olarak adlandırılır [3]. KPP'nin kutuların boyutlarına göre üç alt sınıfı bulunmaktadır. Bu sınıflar bir boyutlu KPP (1B-KPP), iki boyutlu KPP (2B-KPP) ve üç boyutlu KPP (3B-KPP)'dir. KPP ayrıca konteynerlerin ölçülerine göre de sınıflandırılmaktadır. Paketleme işlemi için gerekli olan konteynerlerin ölçülerinin birbirleriyle aynı olması ya da farklı olması durumuna göre sınıflandırılma yapılmaktadır. KPP ile ilgili iki farklı tipoloji çalışması yapılmıştır. Daha yeni olan tipolojiye göre bu çalışmanın konusu yüksek heterojenliğe sahip tek konteyner ölçülü 1B-KPP, 2B-KPP ve 3B-KPP olarak tanımlanmaktadır [3].

1B-KPP daha çok bilgisayar endüstrisinde bellek yönetiminde kullanılmaktadır [4]. Bir hafıza içerisinde dağınık halde bulunan veri, konum ve ilgilerine göre bir araya getirilir (Şekil 1.1). 1B-KPP Np-hard problem sınıfındadır [5]. Bilgisayar biliminde çözümü en zor problemler arasında değerlendirilmektedir.



Şekil 1.1 1B-KPP bellek optimizasyonu

2B-KPP imalat sanayi vb. alanlarda gerçek dünya problemlerine uyarlanabilmektedir [6]. Metal, cam, ahşap gibi büyük levhalardan küçük objelerin kesilmesi işlemi örnek olarak verilebilir [7]. Cam, ahşap, kağıt, tekstil, otomotiv vb. sanayi dallarında ham maddenin optimum kullanımına yönelik çalışmalarda 2B-KPP'den faydalanılmaktadır [6], [8], [9]. Bir saç levhanın küçük parçalara halinde kesilmesi işleminde, kullanılan ham madde miktarının en aza indirilmesi istenir (Şekil 1.2). 2B-KPP, 1B-KPP'nin genişletilmiş versiyonudur ve bu nedenle NP-hard problem sınıfındadır [10], [11].



Şekil 1.2 2B-KPP uygulama örneği

3B-KPP, Lojistik ve üretim gibi alanlarda gerçek dünya problemlerine uyarlanabilir [12], [13]. Bu problem sınıfında konteyner bir tırın kasası, bir depodaki raf veya

palet olarak düşünölebileceđi gibi bir gemiye yüklenen konteynerlerde olabilir. Tüm paketleme problemlerinde olduđu gibi 3B-KPP’de de amaç kullanılan konteyner sayısını en aza indirmektir (Şekil 1.3). 3B-KPP, 1B-KPP’nin genişletilmiş halidir ve bu nedenle Np-hard problem sınıfındadır [14].



Şekil 1.3 3B-KPP uygulama örneđi

1.2 Tezin Amacı

Bu doktora tezi kapsamında 1B-KPP, 2B-KPP ve 3B-KPP için çözüm önerileri sunulmuştur. Ancak asıl amaç 3B-KPP için makul sürelerde kabul edilebilir çözümler üreten bir meta-sezgisel algoritma (MSA) geliştirmektedir. Geliştirilen algoritma kutuların yerleştirileceđi konteynerleri ve konteyner içerisindeki konumlarını üretecektir.

Bir robot manipölatörün uç işlevcisi belirlenen konuma gidebilmesi için eksen takımlarının aç bilgilerinin üretilmesi gerekmektedir. Bu aç bilgileri uç işlevcinin belirlenen konumuna göre belirlenmelidir. Eksenlerin aç setinin hesaplanabilmesi için robot manipölatöre ait ters kinematik denklemlerin çıkarılması gerekmektedir. Ters kinematik denklemlere uç işlevcinin konum bilgileri girdi olarak verildiğinde eksenlerin açıları hesaplanabilir. Bu doktora tezi kapsamında bir robot manipölatörün ters kinematik denklemlerine girdi olarak verilecek uç işlevcinin konum değeri üretilmeye çalışılmaktadır.

Bu doktora tezinde temel başarıml ölçütleri olarak konteyner sayısı, konteyner doluluk oranı ve çözüm süresi kullanılmıştır. Bu karşılaştırma parametreleri Friedman ve Wilcoxon istatistiksel testi ile yorumlanarak elde edilen gelişim yorumlanmıştır.

1.3 Hipotez

KPP, kombinatoriyal optimizasyon problemlerindendir (OP) [15]–[17]. Literatürde KPP'nin çözümü için kesin, sezgisel ve meta-sezgisel optimizasyon yöntemleri önerilmektedir [18], [19]. Kesin yöntemler küçük ölçekli problemlerin çözümünde olumlu sonuçlar vermesine rağmen büyük ölçekli problemlerde uzun hesaplama süresine ihtiyaç duyarlar [20]. Sezgisel ve meta-sezgisel yöntemler ise her zaman doğru sonuçları garanti etmeseler de makul sürelerde kabul edilebilir sonuçlara ulaşabilmektedirler [21]–[23]. Son zamanlarda yapılan çalışmalarda, sezgisel ve MSA'ların verimliliklerinin arttığı görülmektedir. Bu nedenle sezgisel ve MSA'lar hesaplama sürelerinin kısa olması ve başarılı sonuçlar elde etmesi nedeniyle bu yöntemlerle ilgili çalışmalar devam etmektedir [24], [25].

KPP'de kutuların sayıları ve ölçüleri ile konteynerlerin ölçüleri bilinmektedir. Bu bilgiler optimizasyon algoritmalarının (OA) girdisi olarak alınır. OA'ların yapılarında bulunan iyileştirme süreçlerinden geçirilerek kutuların sıraları ve konumları en uygun hale getirilmeye çalışılır. Bu iyileştirme süreci işletilirken, problemin doğasına uygun olarak tasarlanmış uygunluk fonksiyonunun çıktısı baza alınır. Bu çıktı uygunluk değeri olarak adlandırılır.

OA'larda süreç, genelde rastgele oluşturulmuş bir popülasyon ile başlatılır. Popülasyonun tüm bireylerinin uygunluk değeri hesaplanır. Daha sonra yeni popülasyon üretilir. Bu yeni popülasyondaki bireylerinde uygunluk değerleri hesaplanır. Yeni bireylerin uygunluk değerleri eski bireylerin uygunluk değerlerinden daha iyi ise eski bireyler popülasyondan çıkarılır ve yeni birer popülasyona eklenir. Aksi durumda eski bireyler popülasyonda kalmaya devam eder. Her OA'nın kendine özgü yeni birey türetme yöntemi bulunmaktadır. Bu türetme işlemi genel olarak en iyi bireye (elit birey) benzetim şeklindedir. Ancak burada birebir benzetimden bahsedilmemektedir.

KPP gibi OP'lerin çözümünde kullanılan, MSA'lar, doğadan ilham alınarak geliştirilmektedir. MSA'ların, global arama (GS) ve yerel arama (LS) prosedürleri bulunmaktadır [26]. GS prosedüründe arama uzayının tamamı taranır ve muhtemel en iyi çözümlerin yerleri tespit edilir [27]. LS aşamasında ise GS'de yerleri tespit edilen muhtemel en iyi çözüm bölgeleri taranır [28]. Ancak bu noktada, bazı durumlara dikkat edilmesi gerekmektedir. Bir MSA'nın verimli çalışabilmesi için GS

ve LS prosedürleri arasındaki denge önemlidir [29]. Bu denge, genellikle bir olasılık anahtarıyla sağlanmaktadır ve problemin doğasına göre belirlenmektedir. Bazı çalışmalarda, bu olasılık anahtarı dinamik olarak belirlenmektedir. MSA'ların yerel minimum tuzağına yakalanmaması bir diğer dikkat edilmesi gereken konudur [30]. Bu sorunun giderilebilmesi için MSA'nın GS ve LS prosedürleri arasındaki dengeye ek olarak MSA'nın yapısında bulunan rastgele parametrelerin belirlenmesinde dikkatli olunmalıdır. KPP gibi OP'ler çözülürken bazı MSA'lar başarılı sonuçlar elde edemeyebilir. Bunun nedeni emeksiz yemek olmaz (No Free Lunch) teoreminde açıklandığı gibi, bir OA tüm OP'leri çözememektedir [31]. Ayrıca KPP gibi bazı OP'lerin kesin çözümleri bilinmemektedir. Bu düşünceden yola çıkarak araştırmacılar daha verimli OA'ları geliştirmeye devam etmektedir.

Bu doktora tezinde KPP'nin üç alt sınıfı için çözüm önerileri sunulmaktadır.

1B-KPP'nin çözümü için, ÇTA ile GA birleştirilmiş ve hibrit bir algoritma oluşturulmuştur. Önerilen algoritma, bir boyutlu Çiçek Tozlaşma Genetik Algoritması (1B-ÇTGA) olarak adlandırılmıştır. ÇTA'nın matematiksel modelinde değişiklik yapılarak GS yeteneği artırılmıştır. Verimliliği artırmak için 1B-ÇTGA'ya mutasyon operatörleri ve eleme işlemi eklenmiştir. Mutasyon operatörlerinin varlığı, önerilen algoritmanın LS yeteneğini arttırmaktadır. Bu değişiklikler ile 1B-ÇTGA'nın literatürdeki diğer algoritmalara göre daha iyi bir çözüm uzayı arama yeteneğine sahip olması hedeflenmiştir. 1B-ÇTGA, literatürdeki en iyi sonuçları elde eden MSA'lar ile karşılaştırılmıştır. Karşılaştırma için, literatürde sıklıkla kullanılan Scholl veri seti kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlar önerilen algoritmanın geçerliliğini doğrulamıştır.

2B-KPP'nin çözümü için, ÇTA ile GA birleştirilmiş ve hibrit bir algoritma önerilmiştir. Önerilen algoritmaya, İki Boyutlu Çiçek Tozlaşma Genetik Algoritması (2B-ÇTGA) adı verilmiştir. LS yönergesi GA'nın dört farklı mutasyon operatörü ile gerçekleştirilmektedir. GS yönergesi ise ÇTA ile gerçekleştirilmektedir. GS kabiliyetinin iyileştirilmesi için ÇTA'nın LS yönergesi modifiye edilmiştir. 2B-ÇTGA, literatürdeki güncel çalışmalar ile karşılaştırılmıştır. Deneyler için literatürde bulunan 2 adet veri seti kullanılmıştır. Birinci veri seti 6 sınıfı bulunan Berkeley-Wang veri setidir. İkinci veri seti, 4 sınıfı bulunan Martello-Vigo veri setidir. Alınan sonuçlar 2B-ÇTGA'nın başarısını ortaya koymaktadır.

3B-KPP 'nin çözümü için de ÇTA temel alınarak çeşitli çözüm önerileri geliştirilmiştir. Ancak bu yöntemler istenilen başarıları elde edememiştir. ÇTA, 3B-KPP'yi çözerken yerel minimum tuzağına yakalanmaktadır. Bu durum ÇTA'nın görece daha zor bir problem olan 3B-KPP'yi çözmek için yeterli kabiliyete sahip olmadığıyla açıklanabilir. ÇTA'nın istenen başarıyı elde edememesi sonucunda Harris Şahinleri Algoritması (HŞA), 3B-KPP'nin çözümü için düşünülmüştür. Ancak HŞA'nın geliştirilmeye açık bir yapısının olup olmadığının belirlenmesi için HŞA, on kaotik harita (CM) ile modifiye edilerek performansı değerlendirilmiştir. Önerilen bu algoritmalar kaotik HŞA (K-HŞA) adı verilmiştir. Ayrıca K-HŞA literatürdeki diğer algoritmalar ile karşılaştırılarak başarısı teyit edilmiştir. Karşılaştırma için 15 adet klasik test fonksiyonu, 10 adet test fonksiyonun bulunduğu CEC2019 veri seti ve 3 adet mühendislik problemi kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlar HŞA'nın gelişime açık bir MSA olduğunu göstermiştir.

Bu sonuçlardan yola çıkarak 3B-KPP'nin çözümü için, HŞA'nın geliştirilmiş bir versiyonu sunulmuştur. Önerilen algoritmaya, Üç Boyutlu HŞA (3B-HŞA) adı verilmiştir. 3B-HŞA geliştirilirken, GS ve LS prosedürlerinin matematiksel modelinde sadeleştirilme yapılmıştır. Bu sadeleştirmenin sebebi, 3B-KPP için kabul edilebilir sonuçları daha hızlı elde etmektir. 3B-HŞA, literatürde bulunan ve başarılı sonuçlar elde etmiş diğer MSA'lar ile karşılaştırılmıştır. Tüm algoritmalar, CEC2019 test fonksiyonlarına ve 320 örnek içeren 3B-KPP veri setine uygulanmıştır. Sonuçlar Wilcoxon testi kullanılarak yorumlanmış ve önerilen algoritmanın geçerliliği teyit edilmiştir.

1.4 Tezin içeriği

Bu doktora tezi şu şekilde organize edilmiştir: İkinci bölümde kutu paketleme problemleri tanıtılmıştır. Üçüncü bölümde kutu paketleme problemlerinin çözümü için önerilen yöntemler, karşılaştırma için kullanılan veri setleri ve istatistiksel yöntemler hakkında bilgi verilmiştir. Dördüncü bölümde önerilen algoritmalar ve rakip algoritmalarından elde edilen sonuçlar sunulmuş ve değerlendirilmiştir. Beşinci bölümde sonuçlar tartışılmıştır.

Bu bölümde KPP'ler tanıtılmıştır. Bu tez de her ne kadar KPP'nin üç alt sınıfı içinde çözüm önerileri sunulmuş olsa da tezin ana motivasyonu 3B-KPP'dir. Kutuların paketlenme işlemi bazı uygulamalarda otonom robotlarla veya robot kollar ile gerçekleştirilmektedir. Önerilen algoritmalar böyle bir istifleme sisteminin bir parçası olarak düşünülmüştür. Gerekli açıklamalar bölüm 2.3'te verilmiştir

2.1 Bir Boyutlu Kutu Paketleme Problemi

1B-KPP, bilinen ölçülerdeki kutuların bilinen ölçülerdeki konteynerlerin içine en uygun şekilde yerleştirilmesi olarak tanımlanır. Kutuların genişlik (w) ve derinlik (d) ölçüleri aynı ($w_1 = w_2 = \dots = w_n$ ve $d_1 = d_2 = \dots = d_n$) ve yükseklikleri (h) farklı ($h_1 \neq h_2 \neq \dots \neq h_n$) olduğu kabul edilmiştir. Konteynerlerin derinlik (D) ve genişlik (W) ölçüleri kutularla aynıdır. Konteynerin yükseklik (H) ölçüsü, kutu yüksekliğinin tam katı olmak zorunda değildir. Konteynerlere yerleştirilen kutuların toplam yüksekliği, konteynerin yüksekliğini geçmemelidir. Amaç, konteyner doluluk oranını maksimize etmek ve minimum sayıda konteyner kullanmaktır. Kutuların konteynerlere yerleştirilmesi işlemi insanlar veya robotlar tarafından yapılmaktadır. Çalışma alanının müsaitliğine göre kutuların konteynerlere yüklenmesi için yükleme yönü belirlenebilir. Yüklenecek kutuların sayısı ve ölçüleri bilinmektedir. Bu bilgilerden yola çıkılarak optimum kutu sırası belirlenmeye çalışılır. Konteynerlerin bazıları yüklemekten sonra boş kalabilir. 1B-KPP'nin kısıtlamaları ve karar yapısı eşitlik (2.1), (2.2), (2.3), (2.4), (2.5), (2.6) ve (2.7)'deki gibi tanımlanmaktadır [32], [33].

$$Min(m) = \sum_{j=1}^m y_j \quad (2.1)$$

$$\sum_{j=1}^m x_{ij} = 1 \quad \forall i \in n \quad (2.2)$$

$$\sum_{i=1}^n x_{ij} h_i \leq H y_j \quad \forall j \in B = \{1, \dots, m\} \quad (2.3)$$

$$y_j \in \{0,1\} \quad \forall j \in B \quad (2.4)$$

$$x_{ij} \in \{0,1\} \quad \forall j \in B, \forall i \in n \quad (2.5)$$

$$x_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{kutu } i \text{ konteyner } j' \text{ ye paketlenmiş ise} \\ 0, & \text{değilse} \end{cases} \quad (2.6)$$

$$y_j = \begin{cases} 1, & \text{konteyner } j \text{ kullanıldı ise} \\ 0, & \text{değilse} \end{cases} \quad (2.7)$$

Burada, n , kutu sayısını, H , konteyner kapasitesini, h_i , i . kutunun yüksekliğini, m , konteyner sayısını, B , konteyner setini göstermektedir.

Bu doktora tezinde, kutu ölçülerinin birbirlerinden farklı olduğu, konteyner ölçülerinin ise birbirleriyle aynı olduğu 1B-KPP üzerinde durulmaktadır. Bu problem, sabit konteyner ölçülü 1B-KPP (one dimensional single bin size bin packing problem) sınıfına girmektedir [3], [34].

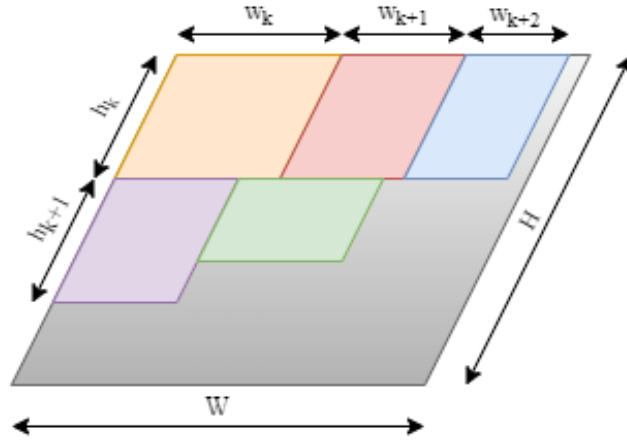
1B-KPP'nin çözümü için araştırmacılar çeşitli sezgisel ve meta-sezgisel yöntemler önermişlerdir. MSA'lar arasında GA en bilinenidir ve 1B-KPP'yi çözmek için birçok kez kullanılmıştır [35], [36]. [5]'de, 1B-KPP'nin çözümü için GA modifiye edilerek yeni bir ada-paralel gruplama yöntemini temel alan GA önerilmiştir. [37]'te, Açgözlü Rastgele Adaptif Arama (GRASP) yöntemi önerilmiştir. Bu yöntem 2 adımdan oluşmaktadır. İlk adım, FF ve BF sezgisel yöntemlerinin hibritlenmesiyle oluşturulmuştur. İkinci adımda, ilk adımda elde edilen sonuçları iyileştirmek için Tabu Arama (TS) prosedürü uygulanmıştır. [38]'de modifiye edilmiş GRASP yöntemi önerilmiştir. [39]'da, konteynerlerin bölüm sayısını kademeli olarak azaltmaya dayanan yinelemeli bir LS algoritması önerilmiştir. [40]'de İlk uygun azalan algoritması, 1B-KPP'nin çözüm süresini kısaltmak için iyileştirilmiştir. [41]'de elde edilen sonuçların kalitesini artırmak için sezgisel ağırlık metodunun eklendiği Tavlama Benzetimi Algoritması (SA) sunulmuştur. [42]'de, 1B-KPP'nin çözümü için nesne kümelerinin dinamik programlanmasına dayalı çok adımlı bir TS algoritması önerilmiştir. [43]'de, Gruplama GA'nın değiştirilmiş bir versiyonu olan yeni bir algoritma sunulmuştur. Bu doktora tezinde, kromozomlar üzerinde en iyi genleri bulma olasılığını artırmak için yeni bir gruplama genetik operatörü

önerilmiştir. Ayrıca, kaliteli bir başlangıç popülasyonu üretmek için arama alanının tanımlanmasını sağlayan yeni bir gen türetme tekniği de sunulmuştur. [18]'de 1B-KPP'nin çözümü için Balina Optimizasyon Algoritması (WOA) sunulmuştur. WOA, balinaların benzersiz avlanma stratejisini taklit eden bir MSA'dır. Bu doktora tezinde, orijinal algoritmayı geliştirmek için Lévy uçuşu (LF) algoritmaya uyarlanmıştır. Ek olarak, algoritma ek bir mutasyon aşaması ve bir lojistik harita içermektedir. [44]'de, Uygunluğa bağımlı optimizasyon (Fitness-Dependent Optimizer) prosedürünün değiştirilmiş bir versiyonu olan Uyarlanabilir Uygunluğa Bağımlı Optimize Edici (AFDO) yöntemi sunulmaktadır. Bu algoritma, arı sürülerinin üreme sürecinin özelliklerinden ve toplu karar verme davranışlarını taklit etmektedir. Bu algoritma ayrıca başlangıç popülasyonunun optimizasyonu için FF prosedürünü de içerir. [45]'te, 1B-KPP'nin çözümü için uyarlanabilir Afrika Manda Optimizasyon algoritması sunulmuştur. Önerilen algoritma, ayırıklaştırma için kullanılan sıralı değer yöntemi ile birleştirilmiştir. [12]'de sincapların yiyecek arama sırasındaki davranışlarından esinlenen sincap arama algoritmasının değiştirilmiş bir versiyonu önerilmiştir. Önerilen algoritma, başlangıç popülasyonunun rastgele oluşumunu kontrol eden bir prosedüre sahiptir. Ayrıca, her yinelemede çözümün kalitesini artırmak için çeşitli stratejilere sahiptir. [4]'te 1B-KPP'nin çözümü için Ateş Böceği Algoritması, GA, uyarlanabilir Guguk Kuşu Arama Algoritması (CSA) ve Yapay Arı Kolonisi Algoritması sunulmuştur. Ayrıca, bu algoritmalar en uygun ve daha uygun sezgisel yöntemlerini de içermektedir.

Literatürdeki yöntemler incelendiğinde GA'nın önerilen çözüm yöntemlerinde hibritleme için sıklıkla kullanıldığı görülmektedir. Ayrıca yerleştirme stratejisi olarak BF yöntemi sıklıkla tercih edilmektedir. Ana çözüm yöntemi olarak tercih edilen yöntemlerin ise genellikle basit yapıda olan ve çözüm süreleri kısa olan algoritmalar olduğu anlaşılmaktadır. Bunlara ek olarak CM ve LF gibi rastgele sayı üreteçlerinin algoritmalara uyarlanması sıklıkla tercih edilmektedir. Ancak bu yöntemler henüz minimum konteyner sayılarına ulaşamamışlardır. Bu nedenle konu ile ilgili çalışmalar devam etmektedir. Bu motivasyondan yola çıkılarak bu doktora tezinde 1B-KPP'nin çözümü için literatürdeki en başarılı algoritmalar ile rekabet edebilecek bir algoritma sunulmuştur.

2.2 İki Boyutlu Kutu Paketleme Problemi

2B-KPP’de, n adet küçük dikdörtgen obje vardır ve bu objelerin genişlik (w_k) ve yükseklik (h_k) ölçüleri bilinmektedir ($k \in \{1, \dots, n\}$). Bu küçük objeler, genişliği (W) ve yüksekliği (H) bilinen, daha büyük bir dikdörtgen objenin (konteyner) içerisine yerleştirilir (Şekil 2.1).



Şekil 2.1 2B-KPP konteyner yerleşimi

Yerleştirme işlemi ortogonal (düzleme dik) olmalıdır. Burada amaç, objeler üst üste gelmeyecek şekilde konteynerlere yerleştirmek ve tüm objelerin paketlenmesi için gerekli olan konteyner sayısını minimum yapmaktır [46]–[49]. 2B-KPP ile ilgili tanımlayıcı denklemler Beyaz vd. çalışmasından alınmıştır [46]. Denklemlerde kullanılan kısaltmalar şu şekildedir. m ; toplam konteyner sayısıdır. w_i, h_i ; i . kutunun genişliği ve yüksekliğidir. W_j, H_j ; j . konteynerin genişliği ve yüksekliğidir. x_i, y_i ; i . kutunun sol alt köşesinin koordinatıdır. w_i^x, w_i^y ; i . kutunun X eksenine paralel genişliğidir, h_i^x, h_i^y ; i . kutunun Y eksenine paralel yüksekliğidir. le_{ik} ; i . kutu, k . kutunun sol kenarına yerleştirilir. ri_{ik} ; i . kutu, k . kutunun sağ tarafına yerleştirilir. un_{ik} ; i . kutu, k . kutunun alt tarafına yerleştirilir. ab_{ik} ; i . kutu, k . kutunun üst tarafına yerleştirilir. p_{ij} ; i . kutu, j . konteynere yerleştirildi ise $p_{ij}1$, değilse 0’dır. c_j ; j . konteyner kullanıldı ise 1 değilse 0’dır. Toplam konteyner sayısını eşitlik (2.8) ile ifade edilir.

$$Min(m) = \sum_{j=1}^n c_j \quad (2.8)$$

Eşitlik (2.9), (2.10), (2.11), (2.12) ve (2.13), konteynerlere yerleştirilecek olan kutuların üst üste gelmemesini ifade eder.

$$x_i + (w_i w_i^x) + (h_i h_i^x) \leq x_k + (1 - le_{ik}) , \quad \forall i, k \ i < k \quad (2.9)$$

$$x_k + (w_k w_k^x) + (h_k h_k^x) \leq x_i + (1 - ri_{ik}) , \quad \forall i, k \ i < k \quad (2.10)$$

$$y_i + (w_i w_i^x) + (h_i h_i^x) \leq y_k + (1 - un_{ik}) , \quad \forall i, k \ i < k \quad (2.11)$$

$$y_k + (w_k w_k^x) + (h_k h_k^x) \leq y_i + (1 - ab_{ik}) , \quad \forall i, k \ i < k \quad (2.12)$$

$$le_{ik} + ri_{ik} + un_{ik} + ab_{ik} \leq p_{ij} + p_{kj} - 1 , \quad \forall i, k \ i < k \quad (2.13)$$

Eşitlik (2.14), her bir kutunun sadece bir konteynere paketlenmesini ifade eder.

$$\sum_{j=1}^C p_{ij} = 1 , \quad \forall i \quad (2.14)$$

Eşitlik (2.15), içerisine bir kutu yerleştirildiğinde o konteynerin kullanıldığını ifade eder.

$$\sum_{i=1}^B p_{ij} \leq M c_j , \quad \forall j \quad (2.15)$$

Eşitlik (2.16) ve (2.17), konteynerdeki toplam kutu ölçüsünün konteynerin ölçüsünü aşmamasını ifade eder.

$$x_i + (w_i w_i^x) + (h_i h_i^x) \leq W_j + (1 - p_{ij})M , \quad \forall i, j \quad (2.16)$$

$$y_i + (w_i w_i^y) + (h_i h_i^y) \leq H_j + (1 - p_{ij})M , \quad \forall i, j \quad (2.17)$$

Eşitlik (2.18) ve (2.19), değişkenlerin değer aralıklarını açıklamaktadır.

$$w_i^x, w_i^y, h_i^x, h_i^y, le_{ik}, ri_{ik}, un_{ik}, ab_{ik}, p_{ij}, c_j \in 0,1 , \quad \forall i, k \ i < k \quad (2.18)$$

$$x_i, y_i \geq 0 , \quad \forall i \quad (2.19)$$

2B-KPP, çevrim içi ve çevrim dışı olmak üzere iki kısma ayrılmaktadır. Problemin çevrim-dışı türü için paketlenen objelerin genişliği, yüksekliği ve sırası gibi bilgiler bilinmektedir. Bu bilgilere göre sezgisel yöntemler ile yerleşim sıralaması manipüle edilebilir. Problemin çevrim-içi türünde ise paketlenen bir sonraki obje hakkında bilgi bulunmamaktadır. Bir sonraki kutu beklenmeden mevcut kutunun uygun bir yere yerleştirilmesi gerekir [46].

2B-KPP'de paketlenen objelerin döndürülerek (90°) veya döndürülmeden yerleştirilmesi de belirleyici bir süreç adıımıdır. Genellikle objelerin döndürülmesi

daha iyi sonuçlar vermektedir [46]. Döndürme kararı probleme özgü olarak tanımlanmaktadır. Örneğin bir sac levha üzerinden kesim yapılırken döndürmenin bir sakıncası yoktur. Ancak desenli bir kumaşın kesilmesi işleminde döndürme istenmeyebilir.

2B-KPP'yi sınıflandırmak için iki kural bulunmaktadır. Bunlardan birincisi yönlendirilmedir. Yerleştirilecek olan objenin 90° döndürülüp döndürülmeyeceğini ifade eder. İkincisi ise kesme türüdür. Kesme işleminde giyotin kesimin gerekli olup olmadığını ifade eder. Bu iki kuralın kombinasyonu ile 2B-KPP dört farklı grupta sınıflandırılabilir [8], [50]. Bu gruplar şöyledir.

- (1) 2B-KPP|Y||G|: Öğeler yönlendirilir (Y) ve giyotin kesim gereklidir (G).
- (2) 2B-KPP |D||G|: Öğeler 90° döndürülebilir (D) ve giyotin kesim gereklidir (G).
- (3) 2B-KPP |Y||GY|: Öğeler yönlendirilir (Y) ve giyotin kesim gerekli değildir (GY).
- (4) 2B-KPP |D||GY|: Öğeler 90° (D) döndürülebilir ve giyotin kesim gerekli değildir (GY). [8]

Bu doktora tezinde giyotin kesimin olmadığı, yerleştirilecek ürünlerin döndürülebildiği 2B-KPP-DGY problemi üzerinde durulmaktadır. Bu problem, sabit konteyner ölçülü 2B-KPP (2-dimensional single bin size bin packing problem) sınıfına girmektedir [3], [34].

2BKPP araştırmacılar tarafında kesin, sezgisel ve meta-sezgisel yöntemlerle çözülmeye çalışılmıştır. Kesin yöntemler ile diğer yöntemlere göre daha iyi sonuçlar elde edilse de obje sayısının fazla olduğu vakalarda çözüm süreleri çok uzundur. Sezgisel ve meta-sezgisel yöntemler ise en iyi sonucu garanti etmezler. Ancak obje sayısının fazla olduğu vakalarda kabul edilebilir çözümleri daha kısa sürelerde bulabilirler [21]–[23]. Son zamanlarda yapılan çalışmalarda, sezgisel ve MSA'ların verimliliklerinin arttığı görülmektedir. 2B-KPP'nin çözümü için kullanılan erken dönem sezgisel ve MSA'lar üzerine kapsamlı bir inceleme Hopper vd. tarafından sunulmuştur [51]. Daha yakın zamanlarda yapılan çalışmalar ise şöyledir. Thomas ve Chaudhari [52] GA ile yeni bir uygunluk fonksiyonunu birleştirerek algoritmanın yakınsama hızını artırmışlardır. Chen vd. [53] GA ile Parçacık Sürüsü Optimizasyonu (PSO) algoritmalarını hibritlemişlerdir. GA ve PSO parametreleri bazı örnekler üzerinde deney yapılarak belirlenmiştir. Hong vd. [54] SA ile BF sezgiselini

birleştirek melez bir yapı ortaya çıkarmışlardır. Yazarlar elde edilen sonuçların mevcut tekniklerden elde edilen sonuçlardan daha iyi olduğunu belirtmişlerdir. Gomez ve Terashima-Marín [55] son zamanlarda araştırmacıların odak noktası haline gelen hiper-sezgisel bir algoritma önermişlerdir. Önerilen bu algoritma vakanın durumuna göre algoritma seçimi yapmaktadır. Önerilen hiper-sezgisel algoritma, GA, Pareto Evrimsel Algoritması ve Diferansiyel Evrim Algoritmasından oluşmaktadır. Yazarlar önerilen algoritmanın, bir dizi sezgisel algoritmadan daha iyi sonuçlar elde ettiğini bildirmişlerdir. Zheng vd. [56] 3BKPP'yi çözmek için rasgele anahtarlamalı GA yöntemini kullanmışlardır. Ayrıca yazarlar algoritmalarına bulanık mantık denetleyicisini de adapte etmişlerdir. Beyaz vd. [46] bir başka hiper-sezgisel algoritma önermişlerdir. Bu algoritma, GA ve memetik algoritma (MA) temeline dayanmaktadır. Yazarlar önerdikleri algoritmaya ayrıca sonlu sonraki sığdır, sonlu ilk sığdır ve en uygun azalan yükseklik gibi sezgisel algoritmaları da dâhil etmişlerdir. Sim vd. [57] öğrenebilen bir hiper-sezgisel algoritma sunmuşlardır. Önerilen algoritma her vakadan sonuçlar çıkararak yeni vakalar için farklı sezgisel yöntemler geliştirmektedir. Virk ve Singh [6] doğa tabanlı MSA'lardan CSA, Yarasa Algoritması (BA) ve ÇTA kullanmıştır. Son zamanlarda popüler hale gelen bu algoritmaların KPP üzerindeki performanslarını incelemişlerdir. Bennell vd. [58] yenilikçi bir çaprazlama operatörü kullanan bir GA sunmuşlardır. Önerilen algoritmada yerleştirme yönergesi olarak en uygun yöntemi kullanılmıştır. Thapatsuwan vd. [59] Yapay Bağışıklık Sistemi (YBS), PSO ve GA yönergelerini içeren bir algoritma sunmuşlardır. Yazarlar YBS'nin daha iyi sonuçlar vermiş olmasına rağmen GA'ya göre süre dezavantajına sahip olduğunu bildirmişlerdir. Gonçaves ve Resende [60] 2B-KPP ve 3B-KPP'nin çözümü için rasgele anahtarlamalı bir GA sunmuşlardır. López-Camacho vd. [13] bir dizi sezgisel algoritmayı problemin türüne göre seçen hiper-sezgisel bir algoritma önermişlerdir. Literatürdeki bu çalışmalar incelendiğinde önerilen algoritmaların 1B-KPP için önerilenlerden daha karmaşık olduğu ve çözüm sürelerinin görece fazla olduğu anlaşılmaktadır. Ayrıca GA'nın bu problem sınıfı içinde hibritleme aracı olarak kullanıldığı görülmektedir. Bu hibritleme yöntemi, yeni popülasyon türetme ve çözüm süresini kısaltma özelliklerinin tatmin edici olması nedeniyle tercih edilmektedir. Son yıllardaki araştırmalar özellikle GA, TS, PSO ve SA gibi MSA'lara yoğunlaşmıştır [6], [10]. 2B-KPP alanın da sunulmuş bu çalışmalarda henüz

minimum konteyner sayılarına ulaşamamıştır. Ayrıca emeksiz yemek olmaz teoreminde açıklandığı gibi bir optimizasyon algoritması tüm optimizasyon problemlerini çözemez. Bu motivasyon ile bu doktora tezinde literatürdeki en başarılı çalışmalarda elde edilen sonuçlar ile rekabet edebilecek hibrit bir algoritma sunulmuştur.

2.3 Üç Boyutlu Kutu Paketleme Problemi

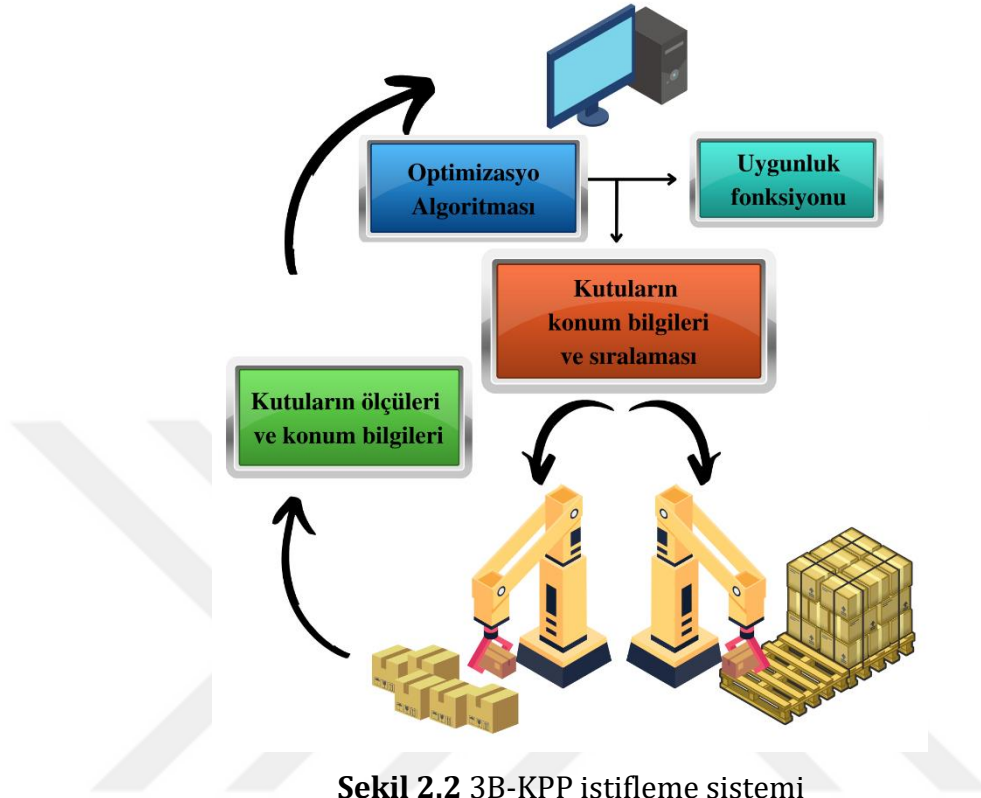
3B-KPP’de, boyutları bilinen n adet kutu $(w_i, d_i, h_i, i = 1, \dots, n)$, boyutları bilinen konteynerlerin içerisine yerleştirilir (W, D, H) . Yerleştirme işlemi gerçekleştirilirken kutular üst üste gelmemeli ve konteynerin boyutları aşılmamalıdır. Ayrıca kutuların ölçüleri, konteynerlerin ölçülerini aşmamalıdır $(w_i \leq W, d_i \leq D, h_i \leq H)$. Bu problemdeki amaç, tüm kutuların paketlenmesi için gerekli olan konteyner sayısını minimum yapmaktır. 3B-KPP, ürünlerin paketlenmesi, konteynerlerin yüklenmesi gibi gerçek dünya problemlerine uyarlanabilir.

Kutuların paletlerin üzerine robot kol yardımıyla yerleştirilmesi işlemi sıklıkla yapılan bir istifleme sürecidir. Bu işlemde robot kolun dağınık vaziyette duran kutuları paletlerin üzerine yerleştirmesi beklenmektedir. Bu işlemin minimum sayıda palet kullanılarak yapılması en önemli başarımlar kriteridir. Bu istifleme işlemi gerçekleştirilirken robot kola dağınık vaziyette bulunan kutuların konumları ve palet üzerindeki konumları bildirilmelidir. Ayrıca kutuların ölçüleri, hangi sıralamaya göre yerleştirileceği ve kutuların hangi palete yerleştirileceği gibi bilgiler önemlidir. Robot kola iletilecek bu bilgiler OA’lar tarafından üretilmektedir. İlgili OA, robot kolu yöneten örneğin bir bilgisayar içerisinde çalıştırıl ise robotun ihtiyacı olan konum ve sıra bilgilerini insan müdahalesi olmadan robot kola aktarabilir. Bu şekilde, istifleme sistemi otomatik bir şekilde çalışabilir (Şekil 2.2).

Bu doktora tezinde, kutu ölçülerinin birbirlerinden farklı olduğu, konteyner ölçülerinin ise birbirleriyle aynı olduğu 3B-KPP üzerinde durulmaktadır. Bu problem, sabit konteyner ölçülü 3B-KPP sınıfına girmektedir [3], [34].

Literatürde, 3B-KPP’nin çözümünde MSA’lar farklı yaklaşımlar ile kullanılmaktadır. İlk yaklaşımda, MSA yalın halde kullanılır. İkinci yaklaşımda MSA modifiye edilir. Üçüncü yaklaşımda ise MSA’lar hibritlenir. Modifiye ve hibritleme işlemlerindeki

amaç MSA'ların performansını artırmaktır. Ancak bu işlemler yapılırken algoritmaların karmaşıklık düzeyi ve çözüm sürelerinin mümkün olduğu kadar artırılmamasına dikkat edilmelidir.



3D-BPP'nin çözümü için kullanılan ilk yöntemler NF, FF, BF gibi sezgisel algoritmalar [61]. Literatürde, 3B-KPP'nin çözümünde kullanılan MSA yöntemleri ise şunlardır;

GA ve PSO gibi doğadan ilham alınarak geliştirilmiş algoritmalar, 3B-KPP'nin çözümü için yaygın olarak kullanılır. [62]'de 3B-KPP'yi çözmek için bir adaptif GA önerilmiştir. Yazarlar, konteyner sayısı, boyut, şekil ve ağırlık gibi kısıtlamaları dikkate almışlardır. Sonuçların, tatmin edici olduğu ve yöntemin çözüm süresi açısından etkili olduğu bildirilmiştir. [63]'de, kargo endüstrisindeki kutu yönü, konteyner dengesi, ağırlık gibi kısıtlamaları dikkate alınmış ve hibrit bir GA yaklaşımı kullanarak konteyner içindeki boş hacim optimize edilmiştir. [64]'de yazarlar, 3B-KPP'nin çözümü için gelişmiş bir GA sunmuşlardır. Bu yöntem uyarlanabilir kromozom uzunluğu (Adaptable Chromosome Length) sahiptir. [65]'de, 3B-KPP için a katman oluşturma (layer-building) tabanlı bir çözüm önerilmiştir. Çözüm yaklaşımı, benzer öğelerden yatay katman oluşturmaya ve

katmanları, birden çok seçim kriteri kullanarak paketleme modelini içermektedir. [66]'da iki ana aşamadan oluşan katman tabanlı bir yaklaşım geliştirilmiştir. İlk aşamada, hacimsel olarak olası tüm yatay katman kombinasyonları oluşturulur. İkinci aşamada, kutuları paketlemek için gereken minimum konteyner sayısı ve kutuların konteynerlerdeki yerleşimlerini bulmak için birinci aşamada elde edilen olası tüm yatay katman kombinasyonları araştırılır. [60]'da 3B-KPP için yeni bir ön yargılı rastgele anahtarlamalı GA (BRKGA) sunulmuştur. Yaklaşım, bölmelerdeki boş alanları yönetmek için maksimum alan gösterimine dayanmaktadır. BRKGA, rastgele anahtarlamaya dayalı bir GA ile yeni bir yerleştirme prosedürünü melezleştirir. BRKGA, kutuların konteynerlere paketlenme sırasını ve yerleştirme prosedüründe kullanılan parametreleri belirlemek için kullanılır. BRKGA, konteyneri ve her kutunun yerleştirildiği boş maksimum alanı belirlemek için iki yeni sezgisel yerleşim yöntemi içermektedir. Ayrıca BRKGA, çözüm kalitesini artıran yeni bir uygunluk fonksiyonuna da sahiptir. [67]'de 3B-KPP için iki aşamalı bir TS önerilmiştir. Birinci aşama, konteyner sayısını azaltmayı amaçlamaktadır. İkinci aşama ise kutuların paketlenmesini optimize eder. İkinci aşama, Fekete ve Schepers [68], [69] tarafından önerilen ve arama alanının boyutunu küçülten grafiklerin teorik karakterizasyonuna dayanmaktadır. [70]'de, yeni bir GRASP algoritması sunulmuştur. GRASP'ta bulunan yapıcı aşama, konteyner yükleme problemi için geliştirilmiş bir sezgisel maksimal alan yöntemine dayanmaktadır. GRASP'ın diğer aşaması olan iyileştirme fazında ise, birkaç yeni hareket tasarlanır ve bir değişken komşuluk arama (variable neighborhood descent - VND) yapısında birleştirilir. [71]'de 3B-KPP için hibrit BRKGA/VND algoritması sunulmuştur. Kutuları paketlemeye yönelik yapıcı açgözlü sezgisel yöntem (constructive greedy heuristic method), paketlenecek kutuların sırasını belirlemek için bir tamsayı dizisini kullanır. [72]'de, 3B-KPP'nin kısıtlamalarını yönetebilen sezgisel bir yöntem önerilmiştir. Sezgisel yöntem iki farklı aşamaya ayrılmıştır. İlk aşama, kutuları yerleştirmek için olası konumları tanımlanmasıyla ilgilidir. Bu aşamada, kutuların yönelimi ve ağırlıkları dikkate alınır. İkinci aşama, konteynerlerin bölmelerine odaklanır. Gerekirse, tespit edilen en iyi yükleme modeli, işlem sonrası ağırlık dağılımına göre geliştirilir. [73]'de derin takviyeli öğrenme (deep reinforcement learning, DRL) tekniklerinin başarılarından esinlenilerek, konteynerlere paketlenecek öğelerin sırasını optimize etmek için DRL tabanlı bir yöntem

önerilmiştir. [74]'de, 3D-BPP'nin çözümü için, sütun üretimi tekniğine dayalı sezgisel bir yöntem önerilmiştir. Yeni sütunlar oluşturmak için, sezgisel fiyatlama yöntemi kullanılır; bu yöntemde, maliyeti düşük olan öğeler, uç nokta kavramına göre sırayla kutulara yerleştirilir. [75]'de, sezgisel bir MIP yöntemi sunulmuştur. Önerilen yöntem konteynerlerin alt katmanlarının yoğunluğunu artırmaya dayanmaktadır. [76]'da üç aşamalı bir sezgisel MIP sunulmuştur. [77]'de, katman tabanlı sütun üretimi yaklaşımı önerilmiştir. Bu yaklaşım, ikinci dereceden koni programlamayı kullanarak dikey destek oluşturmayı temel almaktadır. [78]'de, tüm öğeler için altı yönlü rotasyona izin verilen büyük ve küçük problemler için özel olarak tasarlanmış iki hibrit GA önerilmiştir. İlgili çalışmada küçük ve büyük objelerden oluşan örnekler için farklı algoritmalar tasarlanmıştır. 3B-KPP alanındaki önemli çalışmalarla ilgili özet bilgiler Tablo 2.1'de verilmiştir.

Tablo 2.1 Literatür özeti

Yazarlar	Yöntem	Tarih	Referans
Gonçalves vd.	Uyarlanabilir Genetik Algoritma	2013	[62]
Sridhar vd.	Hibrit Genetik Algoritma	2017	[63]
Khairuddin vd.	Uyarlanabilir kromozom uzunluklu Genetik algoritma	2020	[64]
Saraiva vd.	Katman tabanlı yaklaşım	2015	[65]
Hasan vd.	Hacimsel katman tabanlı yaklaşım	2019	[66]
Gonçalves vd.	Rastgele anahtarlama genetik algoritma	2013	[60]
Crainic vd.	Tabu arama	2009	[67]
Parreño vd.	Uyarlanabilir açgözlü rastgele arama yaklaşımı	2010	[70]
Zudio vd.	Rastgele anahtarlama genetik algoritma	2018	[71]
Paquay vd.	Sezgisel yaklaşım	2018	[72]
Hu vd.	Derin takviyeli öğrenme	2021	[73]
Mahvash vd.	Sütun üretim temelli sezgisel yaklaşım	2018	[74]
Elhedhli vd.	Sezgisel yaklaşım	2017	[75]
Gzara vd.	Katman tabanlı sütun üretim yaklaşımı	2020	[77]
Feng vd.	Hibrit Genetik Algoritma	2015	[78]

2.4 Optimizasyon Yöntemleri

2.4.1 Kesin Yöntemler

Kesin yöntemler (tam sayılı programlama yöntemleri, IP) Optimizasyon problemlerinin çözümünde kullanılan çözüm yöntemlerinden birisidir [2]. IP yöntemlerinde, karar değişkenleri tamsayıdır. Kesin yöntemlerin avantajları aşağıda sıralanmıştır [79].

- Algoritmanın başarılı olması durumunda en iyi çözümün elde edildiği kanıtlanmış olur.
- Problemin alt ve üst sınırları hakkında kritik bilgiler edinilebilir.
- Problemleri kesin sonuçları bulunamasa bile çözüm uzayının umut vadeden bölgeleri belirlenebilir.

Bunun yanında kesin yöntemlerin bir takım dezavantajları vardır. Bunlar aşağıdaki gibi sıralanabilir.

- Problemlerin boyutları çözüm üzerinde etkilidir. Farklı örneklerde hesaplama süreleri değişiklik gösterebilir.
- Kesin yöntemlerin bellek tüketimi çok büyüktür. Bu, durma kriterinden önce programın sonlanmasına sebep olabilir.
- Kesin yöntemler probleme özgüdür ve geliştirilmeleri uzun süre almaktadır.

2.4.2 Sezgisel Yöntemler

OP'lerin çözümünde kesin yöntemlerin sınırlı başarılarından dolayı araştırmacılar sezgisel yöntemler geliştirmeye başlamışlardır. Sezgisel yöntemler en doğru sonucu garanti etmezler. Ancak OP'leri kabul edilebilir sürelerde çözebilirler [80]. Aşağıda bazı sezgisel yöntemler açıklanmıştır.

- **Sonraki Uygun:** Bu yöntemde sıradaki kutu, son açılan konteynere yerleştirilir, konteynerde yer yoksa yeni bir konteyner açılır.
- **İlk Uygun:** Bu yöntemde, sıradaki kutu, açık olan konteynerler içerisinde kendisi için uygun ilk konuma yerleştirilir. Öğe herhangi bir açık konteynere sığmıyorsa yeni bir konteyner açılır.

- **En Uygun:** Bu yöntemde sıradaki kutu, açık olan konteynerler içerisinde sığabileceği en küçük konuma yerleştirilir. Öğe herhangi bir açık konteynere sığmıyorsa yeni bir konteyner açılır.
- **En Kötü Uygun:** Bu algoritma, sıradaki kutu konteynere yerleştirildikten sonra en büyük boşluğun kalacağı konteynere yerleştirilir. Kutu herhangi bir açık konteynere sığmıyorsa yeni bir konteyner açılır.
- **İlk uygun azalan:** Bu algoritma öncelikle kutuları büyükten küçüğe sıralar, ardından sıradaki kutuyu sığabileceği en küçük numaralı konteynere yerleştirir. Öğe herhangi bir açık konteynere sığmıyorsa yeni bir konteyner açılır.
- **En uygun azalan:** Bu algoritma, öncelikle kutuları büyükten küçüğe sıralar, ardından sıradaki kutuyu, konteynere yerleştirildikten sonra en küçük boşluğun kalacağı konteynere yerleştirir. Kutu herhangi bir konteynere sığmıyorsa, yeni bir konteyner açılır.

2.4.3 Meta-sezgisel Yöntemler

MSA'ların, GS ve LS olmak üzere iki önemli prosedürleri vardır. GS'de çözüm uzayındaki umut vadeden bölgeleri tespit edilir. LS'de ise sonuçların iyileştirilmesi için GS'de belirlenen yerlerde arama yapılır. Bu iki prosedür arasındaki denge oldukça önemlidir.

MSA'lar İlham kaynağına göre dört sınıfa ayrılır. Bunlar evrimsel algoritmalar, sürü zekâsı, fizik tabanlı ve insan tabanlı yöntemlerdir. Evrimsel algoritmalar, evrim teorisinin kuralları taklit eder. Çaprazlama ve mutasyon gibi evrim teorisinin genel kabullerinden ilham alan operatörleri kullanırlar. En yaygın kullanılan evrimsel algoritma GA'dır. GA, ebeveyn olarak tanımlanan bazı uygun çözümlere dayalı olarak yavru adı verilen gelişmiş çözümler üretmek için çaprazlama operatörlerini kullanır. Mutasyonlar ile yavruların ebeveynlerinden farklı özelliklere sahip olması sağlanır. Diferansiyel Evrim [81], Biyocoğrafya Tabanlı Optimize Edici [82] ve Evrim Stratejisi [83] bu sınıfın diğer örnekleridir.

Sürü zekâsı, hayvanların gruplardaki sosyal davranışlarını taklit eden başka bir MSA sınıfıdır. Bu sınıfın temel özelliği, optimizasyon sürecinde tüm bireylerin bilgilerinin paylaşılmasıdır. Bu sınıfta en yaygın kullanılan algoritma, Kennedy ve Eberhart [84] tarafından geliştirilen PSO'dur. PSO, sürüler halinde birlikte uçan kuşların

davranışını taklit eder. PSO'da, sürüdeki her parçacık, optimizasyon problemine aday bir çözümü temsil eder. Optimizasyon sürecinde her parçacık, global en iyi parçacığın konumuna ve yerel en iyi konumuna göre güncellenir. Bu sınıfın diğer yöntemleri Karınca Kolonisi Algoritması [85]], CSA [86], Bozkurt Algoritması [87], Denizanası Sürüsü Algoritması [88], Yunus Ekolokasyonu [89] ve Yapay Arı Kolonisi [90]'dir.

Fizik tabanlı MSA'lar doğadaki fiziksel yasalarından ilham alınarak geliştirilmiştir. Bu sınıfta en yaygın kullanılan algoritmalarından biri, malzemelerin ısıtma işlem prosedürlerini taklit eden Tavlama Benzetimi Algoritmasıdır [91]. Büyük Patlama Algoritması [92], Merkezi Kuvvet Optimizasyonu [93] ve Yerçekimi Arama Algoritması [94] bu sınıfın diğer önemli algoritmaları arasındadır.

MSA'ların son sınıfı, insanların toplum içerisindeki etkileşimlerinden ve davranışlarından ilham alan insan temelli algoritmadır. Örneğin, Emperyalist Rekabetçi Algoritma [95], insanın sosyopolitik evrim sürecini temel alır. Bu algoritmadaki nüfuslar sömürgeler ve emperyalistler olmak üzere iki gruba ayrılır. Bu algoritma, sömürgelerin kontrolünü ele geçirmek için emperyalistler arasındaki rekabete dayanmaktadır. Rekabette zayıf nüfuslar çöker ve tüm sömürgelere sahip olan tek bir emperyalist nüfus kalır. Bir başka insan tabanlı algoritma, bir öğretmen ile öğrenciler arasındaki etkisinden ilham alan Öğretme-Öğrenme Tabanlı Optimizasyondur [96]. Bu algoritmadaki popülasyon iki bölüme ayrılmıştır: öğretmenden öğrenme anlamına gelen "öğretmen aşaması" ve diğer öğrencilerle etkileşim kurarak öğrenme anlamına gelen "öğrenen aşaması". Tabu Arama [97] ve Sosyal Evrim-Öğrenme Optimizasyonu [98] bu sınıfın diğer önemli algoritmaları arasındadır.

3.1 Çiçek Tozlaşma Algoritması

ÇTA, birçok MSA gibi doğadan ilham alınarak tasarlanmıştır [99]. Çiçeklerin tozlaşabilmesi için polen transferi gerçekleştirmeleri gerekmektedir. Bu polen transferinin matematiksel modeli ÇTA olarak tanımlanır. Birçok MSA'da olduğu gibi ÇTA'da GS ve LS yönergelerini içerir. Bu arama yönergeleri de çiçeklerin tozlaşma şekillerinin 2 ana gruba indirgenmesi ile modellenmiştir. Çiçekler, tozlaşma yönergelerini gerçekleştirebilmek için tozlaştırıcılara ihtiyaç duyarlar. İki tür tozlaştırıcı bulunmaktadır. Bunlardan birincisi, yarası, sinek, arı gibi biyotik tozlaştırıcılardır. Bu tozlaştırıcılar çiçeklerin polenlerini uzak mesafelere taşıyabilir. Ayrıca bu tozlaştırıcıların uçuş rotaları LF ile modellenenmektedir. İkinci tip tozlaştırıcı ise su ve rüzgâr gibi abiyotik tozlaştırıcılardır. Bu tozlaşma şeklinin kısa mesafelerde gerçekleştiği kabul edilir. Tozlaşma işlemi ise kendi kendine tozlaşma ve çapraz tozlaşma olmak üzere iki gruba ayrılarak modellenmiştir. Kendi kendine tozlaşma bir bitkinin aynı çiçeklerinin ya da farklı çiçeklerinin birbirlerini tozlaştırması olarak tanımlanır. Çapraz tozlaşma ise farklı bitkilerin çiçeklerinin birbirlerini tozlaştırması olarak kabul edilir. Kendi kendine tozlaşma ÇTA'da LS yönergesi olarak kullanılırken, çapraz tozlaşma GS yönergesi olarak tanımlanmıştır. Kendi kendine tozlaşma sürecinde, çiçeklerin birbirlerine yakınlıkları ve rüzgâr gibi bazı etmenler vardır. Bu etmenler nedeniyle LS süreci genel arama süreci içerisinde daha fazla ağırlığa sahiptir. Daha ayrıntılı bilgi için şu çalışmalara bakılabilir [100]–[102]. ÇTA'nın GS yönergesinin matematiksel ifadesi eşitlik (3.1) ve (3.2)'deki gibidir.

$$x_i^{t+1} = x_i^t + LF(x_i^t - x_b) \quad (3.1)$$

$$LF(x) = 0.01 * \frac{u \cdot \sigma}{|v|^{\frac{1}{\beta}}}, \sigma = \left(\frac{\Gamma(1 + \beta) \cdot \sin\left(\frac{\pi\beta}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{1 + \beta}{2}\right) \cdot \beta \cdot 2^{\left(\frac{\beta-1}{2}\right)}} \right)^{\frac{1}{\beta}} \quad (3.2)$$

Formüldeki t iterasyon sayısını, i polen demeti veya çözüm vektörü indisini, x_i , çözüm vektörünü, x_b , mevcut jenerasyondaki tüm çözüm vektörlerinin en iyisini temsil etmektedir. LF, tozlaştırıcıların uçuş rotalarının matematiksel modelidir. U ve V 0 ile 1 arasında rastgele sayılardır. β sabit bir sayıdır ve değeri 1,5 dir. $\Gamma(\lambda)$ standart gama fonksiyonudur. Yerel tozlaşma ise eşitlik (3.3)'teki gibi formüle edilebilir.

$$x_i^{t+1} = x_i^t + \varepsilon(x_j^t - x_k^t) \quad (3.3)$$

Denklemden x_j^t ve x_k^t aynı bitkinin farklı çiçeklerinin polen demetlerini yani çözüm kümesinin farklı çözümlerini temsil etmektedir. ε ise rastgele bir yerel tozlaşma mesafesini temsil eder ve 0-1 arasında normal bir dağılıma sahiptir. Yerel tozlaşmanın mı yoksa çapraz tozlaşmanın mı yapılacağı anahtarlama olasılığı $p \in [0, 1]$ ile kontrol edilir. ÇTA'nın temsili kodu Tablo 3.1'de verilmiştir.

Tablo 3.1 ÇTA'nın temsili kodu

Giriş: SA ve T .	T: Maksimum iterasyon
Çıkış: x_b, f_b	t: İterasyon
Popülasyonu rastgele oluştur $x_i (i = 1, 2, \dots, N)$	SA: Arama ajanı sayısı (popülasyon büyüklüğü)
Hesapla: $f_i (i = 1, 2, \dots, N)$, x_b, f_b	p: Olasılık anahtarı
while ($t \leq T$) do	X_i: Mevcut arama ajanı
for (her bir arama ajanı (x_i)) do	X_{i+1}: x_i 'den türetilen arama ajanı (yeni arama ajanı)
Hesapla: p	f_i: x_i 'nin uygunluk değeri
if ($p \geq 0,7$) then $\rightarrow$ (Global arama)	f_{i+1}: x_{i+1} 'in uygunluk değeri
Hesapla: x_{i+1} (3.1)	X_b: Elit arama ajanı
else if ($p < 0,7$) then $\rightarrow$ (Yerel arama)	f_b: x_b 'in uygunluk değeri
Hesapla: x_{i+1} (3.3)	f_i ve f_{i+1} probleme göre değişen uygunluk fonksiyonu ile hesaplanır.
Hesapla: f_{i+1}	
if ($f_{i+1} < f_i$) then	
$x_i = x_{i+1}$	
$f_i = f_{i+1}$	
if ($f_{i+1} < f_b$) then	
$x_b = x_{i+1}$	
$f_b = f_{i+1}$	
Return: x_b, f_b	

3.2 Bir Boyutlu Çiçek Tozlaşma Genetik Algoritma

ÇTA OP'lerin çözümünde her ne kadar başarılı sonuçlar elde etse de erken yakınsama problemine sahiptir. Bu, ÇTA'nın global optimumu bulma kabiliyetini azaltmakta ve yerel minimum tuzağına yakalanmasına sebep olmaktadır. ÇTA'nın bu olumsuzluklarının giderilebilmesi için çözüm uzayını arama kabiliyetinin artırılması gerekmektedir. Bu kabiliyetin artırılması için kullanılan yöntemlerden bir tanesi CM'dir. ÇTA'nın performansını iyileştirmek için GS ve LS prosedürleri değiştirilmiştir. Bu değişiklik CM yöntemlerinden lojistik haritanın ÇTA'ya bir çarpan olarak eklenmesiyle gerçekleştirilmiştir. Değiştirilmiş ÇTA'nın yeni matematiksel ifadeleri eşitlik (3.4)'de (global arama) ve eşitlik (3.5)'de (yerel arama) verilmiştir.

$$x_i^{t+1} = x_i^t + L \cdot fw(x_i^t - x_b) \quad (3.4)$$

$$x_i^{t+1} = x_i^t + \varepsilon \cdot fw(x_j^t - x_k^t) \quad (3.5)$$

fw lojistik harita ile üretilen n elemanlı bir vektördür. n , bir çözümdeki eleman sayısıdır. fw (3.6) kullanılarak hesaplanır [18].

$$fw_{n+1} = a \cdot fw_n(1 - fw_n) \quad , \quad 0 < a \leq 4 \quad (3.6)$$

burada fw_n başlangıç değeridir ve (3.7) kullanılarak hesaplanır.

$$fw_n = f(x_i^t)((f(x_i^t) - f_b)) \quad (3.7)$$

burada f_b en iyi çözümün uygunluk değeridir. $f(x_i^t)$ ise t . iterasyondaki i . çözümün uygunluk değeridir.

Bu yapılan değişikliklere ek olarak ÇTA'ya GA'nın 4 adet mutasyon operatörü eklenmiştir. Mutasyon operatörleriyle ilgili açıklamalar bölüm 3.5'de verilmiştir. Mutasyon operatörleri ÇTA sonuçları iyileştiremediğinde kullanılmaktadır. 1B-ÇTGA'nın temsili kodu ve formüllerde kullanılan bazı kısaltmaların açıklamaları Tablo 3.2'da verilmiştir.

1B-ÇTGA, ÇTA, mutasyon, uygunluk fonksiyonu, yerleştirme stratejisi ve eleme işlemi olmak üzere 5 ana aşamadan oluşmaktadır. 1B-ÇTGA veri setinin okunmasıyla başlar. Ardından popülasyon büyüklüğü ve olasılık anahtarı gibi başlangıç parametreleri belirlenir. Olasılık anahtarı yapılan bir dizi denemeden

sonra 0,7 olarak bulunmuştur. Her iterasyonda 0 ile 1 arasında rastgele geçici olasılık anahtarı belirlenir ve p ile sembolize edilir. p , 0,7'den büyük ise ÇTA'nın GS prosedürü (3.4), küçük ise ÇTA'nın LS prosedürü (3.5) uygulanır. ÇTA sonuçları iyileştiremez ise GA'nın dört farklı mutasyon operatörleri ile yeni popülasyon oluşturulur ve sonuçların iyileştirilmesi sağlanır.

Tablo 3.2 1B-ÇTGA'nın temsili kodu

Giriş: SA ve T .	T: Maksimum iterasyon
Çıkış: x_b, f_b	t: İterasyon
Popülasyonu rastgele oluştur $x_i(i = 1, 2, \dots, N)$	SA: Arama ajanı sayısı (popülasyon büyüklüğü)
Hesapla: $f_i(i = 1, 2, \dots, N), x_b, f_b$	p: Olasılık anahtarı
while ($t \leq T$) do	X_t: Mevcut arama ajanı
for (her bir arama ajanı(x_i)) do	X_{t+1}: x_i 'den türetilen arama ajanı (yeni arama ajanı)
Hesapla: p	f_i: x_i 'nin uygunluk değeri
if ($p \geq 0,7$) then	f_{i+1}: x_{i+1} arama ajanının uygunluk değeri
Hesapla: x_{i+1} (3.4)	X_b: Elit arama ajanı
else if ($p < 0,7$) then	f_b: x_b 'in uygunluk değeri
Hesapla: x_{i+1} (3.5)	f_i ve f_{i+1} probleme göre değişen uygunluk fonksiyonu ile hesaplanır.
Ayrıklaştırma	
Hesapla: f_{i+1}	
if ($f_{i+1} < f_i$) then	
$x_i = x_{i+1}, f_i = f_{i+1}$	
if ($f_{i+1} < f_b$) then	
$x_b = x_{i+1}, f_b = f_{i+1}$	
else if ($f_{i+1} > f_i$) then	
Hesapla: x_{i+1} , (Mutasyon)	
Ayrıklaştırma	
Hesapla: f_{i+1}	
if ($f_{i+1} < f_i$) then	
$x_i = x_{i+1}, f_i = f_{i+1}$	
if ($f_{i+1} < f_b$) then	
$x_b = x_{i+1}, f_b = f_{i+1}$	
Eleminasyon	
Return x_b, f_b	

Başlangıç parametreleri belirlendikten sonra başlangıç popülasyonu rasgele oluşturulur. Başlangıç popülasyonunun uygunluk değerleri uygunluk fonksiyon ile hesaplanır. En iyi uygunluk değerine sahip olan birey elit birey olarak seçilir. Daha

sonra her birey için olasılık anahtarına göre ÇTA'nın GS veya LS prosedürleri uygulanır. Yeni türetilen popülasyonun tekrar uygunluk değerleri hesaplanır. Her iterasyonda türetilen yeni bireylerin uygunluk değerleri bir önceki bireyden daha iyi ise yeni birey eski bireyin yerini alır. Elit bireyden, daha iyi uygunluk değerine sahip bir birey türetilmiş ise o birey elit birey olarak belirlenir. ÇTA'nın sonuçları iyileştiremediği durumda GA'nın mutasyon operatörleri daha iyi bireyler oluşturmak için yeni popülasyon türetir. Popülasyondaki tüm bireyler için bu işlemler uygulandıktan sonra iterasyon sayısı bir artırılır ve her iterasyonda bu işlemler tekrar edilir. Ayrıca önerilen algoritmanın verimliliğini artırmak ve çözüm süresini kısaltmak için her iterasyonun sonunda eleme işlemi gerçekleştirilir. Programın durma koşulu maksimum iterasyondur.

3.3 Eleme Aşaması

1B-ÇTGA'nın verimliliğini artırmak için önerilen algoritmaya eleme aşaması eklenmiştir. Algoritmanın her iterasyonunda, yeni popülasyon oluşturulur. Bu popülasyondaki bireyler, BF yerleştirme stratejisi kullanılarak konteynerlere yerleştirilir. İterasyon sayısı, toplam iterasyon sayısının yarısından az ise, konteynerleri tam dolduran kutular popülasyondan çıkarılır. İterasyon sayısı, toplam iterasyon sayısının yarısından fazlaysa, teorik minimum doluluk oranı kadar dolu veya daha fazla dolu olan konteynerlerdeki kutular popülasyondan çıkarılır. Bu eleme işleminden sonra kalan kutular arasında en iyi dizinin aranmasına devam edilir (Şekil 3.1).



Şekil 3.1 Eleme stratejisi

3.4 İki Boyutlu Çiçek Tozlaşma Genetik Algoritma

2B-ÇTGA, ÇTA, mutasyon, uygunluk fonksiyonu ve yerleştirme stratejisi olmak üzere 4 ana aşamadan oluşmaktadır. Önerilen algoritmanın Temsili kodu Tablo 3.3'de verilmiştir. Önerilen algoritma veri setinin okunmasıyla başlar. Ardından popülasyon büyüklüğü ve olasılık anahtarı gibi başlangıç parametreleri belirlenir. Olasılık değeri yapılan bir dizi denemeden sonra 0,7 olarak bulunmuştur. Her iterasyonda 0 ile 1 arasında rastgele geçici olasılık anahtarı belirlenir ve p ile sembolize edilir. p, 0,7'den büyük ise GS, küçük ise LS yapılır. 2B-ÇTGA'da GS işlemi ÇTA ile gerçekleştirilir. LS ise GA'nın dört farklı mutasyon operatörleri ile gerçekleştirilmektedir. Başlangıç parametreleri belirlendikten sonra başlangıç popülasyonu rasgele oluşturulur. Başlangıç popülasyonunun uygunluk değerleri uygunluk fonksiyon ile hesaplanır. En iyi uygunluk değerine sahip olan birey elit birey olarak seçilir. Daha sonra her bir birey için olasılık değerine göre GS veya LS prosedürleri uygulanır. Yeni türetilen popülasyonun tekrar uygunluk değerleri hesaplanır. Her iterasyonda türetilen yeni bireylerin uygunluk değerleri bir önceki bireyden daha iyi ise yeni birey eski bireyin yerini alır. Elit bireyden, daha iyi uygunluk değerine sahip bir birey türetilmiş ise o birey elit birey olarak belirlenir. Popülasyondaki tüm bireyler için bu işlemler uygulandıktan sonra iterasyon sayısı bir artırılır ve her iterasyonda bu işlemler tekrar edilir. Programın durma koşulu maksimum iterasyondur.

2B-ÇTGA'nın LS yönergesi GA'nın 4 farklı mutasyon operatörleri ile gerçekleştirilmektedir. Mutasyon operatörleriyle ilgili açıklamalar bölüm 3.5'de verilmiştir. GS ise ÇTA ile gerçekleştirilmektedir. Yapılan bir takım ön denemelerden edinilen tecrübe ile 2B-ÇTGA'nın performansını artırmak için ÇTA'nın LS yönergesinde değişikliğe gidilmiştir. İlgili denklemde, rastgele belirlenen yerel tozlaşma mesafesini temsil eden ε yerine LF kullanılmıştır. Oluşturulan bu yeni LS operatörüne melez LS operatörü adı verilmiştir. Bu yapılan değişiklikte önerilen algoritmanın GS kabiliyeti artırılmıştır. Yapılan değişiklikler sonucunda ortaya çıkan yeni ifade eşitlik (3.8)'de verilmiştir.

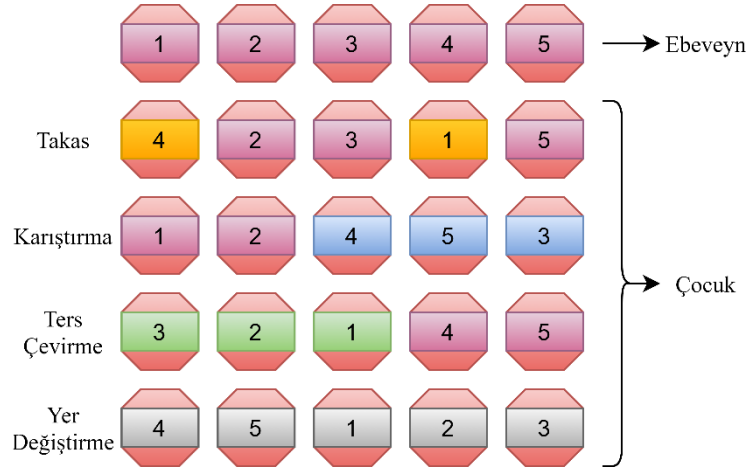
$$x_i^{t+1} = x_i^t + LF(x_j^t - x_k^t) \quad (3.8)$$

Tablo 3.3 2B-ÇTGA'nın temsili kodu

Giriş: SA ve T .	T : Maksimum iterasyon
Çıkış: x_b, f_b	t : İterasyon
Popülasyonu rastgele oluştur $x_i (i = 1, 2, \dots, N)$	SA : Arama ajanı sayısı (popülasyon büyüklüğü)
Hesapla: $f_i (i = 1, 2, \dots, N)$, x_b, f_b	p : Olasılık anahtarı
while ($t \leq T$) do	X_t : Mevcut arama ajanı
for (<i>her bir arama ajanı</i> (x_i)) do	X_{i+1} x_i 'den türetilen arama ajanı (yeni arama ajanı)
Hesapla: p	f_i : x_i 'nin uygunluk değeri
if ($p \geq 0,7$) then	f_{i+1} x_{i+1} arama ajanının uygunluk değeri
Hesapla: p_r	X_b : Elit arama ajanı
if ($p_r \geq 0,7$) then	f_b : x_b 'in uygunluk değeri
Hesapla: x_{i+1} (3.1)	f_i ve f_{i+1} probleme göre değişen uygunluk fonksiyonu ile hesaplanır.
else if ($p_r < 0,7$) then	
Hesapla: x_{i+1} (3.8)	
else if ($p < 0,7$) then	
Hesapla: x_{i+1} , (Mutasyon)	
Ayrıklaştırma	
Hesapla: f_{i+1}	
if ($f_{i+1} < f_i$) then	
$x_i = x_{i+1}$, $f_i = f_{i+1}$	
if ($f_{i+1} < f_b$) then	
$x_b = x_{i+1}$, $f_b = f_{i+1}$	
Eleminasyon	
Return: x_b, f_b	

3.5 Mutasyon Aşaması

1B-ÇTGA ve 2B-ÇTGA'nın mutasyon işlemi 4 farklı yöntemle gerçekleştirilmektedir. Bu mutasyon yöntemleri takas, karıştırma, ters çevirme ve yer değiştirmedir. Takas yönteminde, rastgele belirlenen iki kutunun yeri değiştirilir [103]. Karıştırma yönteminde, rastgele bir alt dizi seçilir ve seçilen dizideki kutuların yerleri rastgele değiştirilir [104]. Ters çevirme yönteminde, rastgele bir alt dizi seçilir ve bu alt dizideki kutuların yerleri ters çevrilir [18]. Yer değiştirme yönteminde, ise rastgele belirlenen bir alt dizi rastgele belirlenen başka bir yere yerleştirilir [105]. Her iterasyonda yukarıda belirtilen yöntemlerden bir tanesi seçilerek mutasyon işlemi gerçekleştirilir. Seçim işlemi $p_m \in [0, 1]$ anahtarlama olasılığı ile gerçekleştirilmektedir. Şekil 3.2'de mutasyon yöntemlerine ait örnekler verilmiştir.



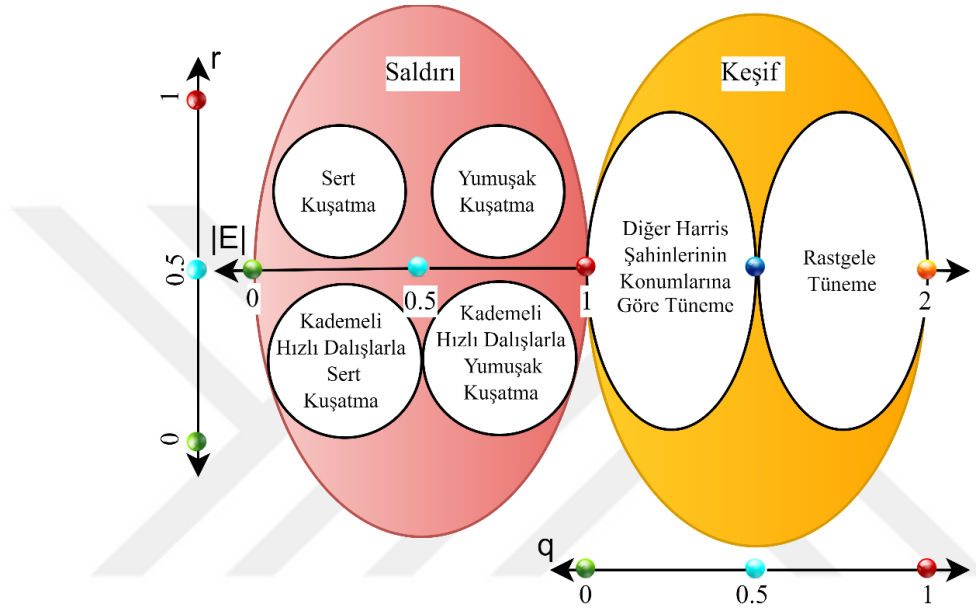
Şekil 3.2 Mutasyon operatörleri

3.6 Harris Şahinleri Algoritması

1B-KPP ve 2B-KPP için önerilen ÇTA varyantları 3B-KPP için başarılı sonuçlar elde edememiştir. Bunun nedeni ÇTA'nın basit yapıda olmasıdır. ÇTA'nın GS ve LS prosedürlerinde birer tane yeni çözüm vektörü üretme yöntemi bulunmaktadır. Ayrıca ÇTA'nın yapısında az sayıda rastgele değişkenlerin bulunması da çözüm uzayının verimli bir şekilde taranmasını engellemektedir. Ek olarak bu durum emeksiz yemek olmaz teoremiyle de açıklanabilir. Bu nedenle 3B-KPP'nin çözümü için literatürde performansı yüksek yine OA'lar araştırılmıştır. Gerek mühendislik problemlerinde gerekse test fonksiyonlarında oldukça başarılı sonuçlar elde eden HŞA, 3B-KPP'nin çözümü için aday algoritma olarak belirlenmiştir. HŞA diğer OA'lar gibi GS ve LS prosedürlerinden oluşmaktadır. ÇTA'dan farklı olarak HŞA'nın GS prosedüründe 2, LS prosedüründe 4 adet çözüm vektörü türetme yöntemi bulunmaktadır.

HŞA, Harris şahinlerinin avlanma stratejilerinden esinlenerek geliştirilmiştir. HŞA sürü tabanlı bir OA'dır. Harris şahinleri doğadaki en zeki memeliler arasındadır ve sürü halinde avlanırlar. Harris şahinleri bir av yakaladıklarında, bu av sürüdeki tüm şahinler arasında paylaşılır. HŞA geliştirilirken, avın bir tavşan olduğu varsayılmıştır. Harris şahinlerinin avlanma stratejileri, keşif ve saldırı olmak üzere iki farklı prosedüre sahiptir. Harris şahinleri, bir tavşan yakalamak için uzun süre çölde arama yaparlar. Bu arama sonucunda bir tavşan tespit edilirse sürü tavşanı takip etmeye başlar ve uygun bir zamanda saldırırlar. Şahinler saldırılarını birbirleriyle koordineli olarak gerçekleştirirler. Bu avlanma süreci zekice bir strateji içermektedir. İlk saldırılar tavşanın savunma gücünü zayıflatmak için yapılır.

Ardından şahinler, savunma direnci düşen ve etrafı sarılan tavşanı yakalamak için ana saldırılarını gerçekleştirirler. Saldırıları sırasında tavşan, yuvasından ve olası saklanma yerlerinden uzağa doğru hareket ettirildiğinden yakalanması artık daha kolay hale gelmiştir. Böylece, şahinler çok fazla enerji harcamadan yorgun tavşanı kolayca yakalarlar. Bu strateji, Harris şahinlerinin avlanma süreçlerini optimize ettiğini göstermektedir. HŞA, keşif ve saldırı stratejilerinden esinlenilerek iki aşamada modellenmiştir (Şekil 3.3) [28], [106].



Şekil 3.3 Harris şahinleri algoritmasının aşamaları

3.6.1 Keşif Aşaması

Keşif aşamasında Harris şahinleri avlarını aramak için tüneler. Tüneme, iki farklı stratejiyle gerçekleştirilir. HŞA modellenirken bu iki tüneme stratejisine eşit şans verilmiştir (q). İlk stratejide tavşanın konumuna göre tüneme gerçekleştirilir ($q < 0,5$). İkincisinde ise Harris şahinleri birbirlerinin konumlarına göre tüneler ($q \geq 0,5$). Bu iki tüneme prosedürünün matematiksel modeli eşitlik (3.9) verilmiştir [107]. Burada her bir Harris şahini bir çözümü temsil ederken tavşan en iyi çözümü temsil etmektedir. Amaç her iterasyonda Harris şahinlerinin (çözümleri) tavşana (en iyi çözüme) yaklaştırmaktır.

$$X(t+1) = \begin{cases} X_r(t) - r_1 |X_r(t) - 2r_2 \cdot X(t)|, & q \geq 0,5 \\ (X_{tavşan}(t) - X_m(t)) - r_3(lb + r_4(ub - lb)), & q < 0,5 \end{cases} \quad (3.9)$$

Burada t mevcut iterasyonu, $X(t)$ Harris şahinlerinin mevcut Konumunu, $X(t + 1)$ Harris şahinlerinin bir sonraki iterasyondaki konumlarını, $X_{tavşan}(t)$ tavşanın konumunu, r_1, r_2, r_3, r_4 , her iterasyonda 0-1 arasında belirlenen rastgele sayıları, $X_r(t)$ mevcut popülasyonda rastgele belirlenen bir Harris şahininin konumunu, $X_m(t)$ mevcut popülasyondaki tüm Harris şahinlerinin ortalama konumlarını ve ub ile lb değişkenlerin alt ve üst sınırlarını göstermektedir. Harris şahinlerinin ortalama konumları eşitlik (3.10) ile hesaplanır.

$$X_m(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i(t) \quad (3.10)$$

Burada N Harris şahinlerinin toplam sayısını, $X_i(t)$ her bir Harris şahinin konum vektörünü göstermektedir. Keşif aşamasından sonra saldırı aşaması başlar. Ancak bu prosedürler arasındaki geçiş tavşanın enerjisi ile ilgilidir. Tavşanın enerjisi eşitlik (3.11)'deki gibi modellenmiştir.

$$E = 2E_0(1 - \frac{t}{T}) \quad (3.11)$$

Burada E tavşanın kaçma enerjisini, E_0 tavşanın başlangıç enerjisini, t mevcut iterasyonu ve T maksimum iterasyonu göstermektedir. E_0 her iterasyonda -1 ile 1 arasında rastgele belirlenir. E_0 0 ile 1 arasında ise tavşanın güçlü olduğunu -1 ile 0 arasında ise güçsüz olduğu anlamına gelmektedir. $E \geq |1|$ ise tavşanın kaçma enerjisi yüksektir ve Harris şahinleri keşif aşamasına devam ederler. $E < |1|$ ise tavşanın kaçma enerjisi düşüktür ve saldırı aşamasına geçilir. E iterasyon arttıkça sıfıra yakınsamaktadır.

3.6.2 Saldırı Aşaması

Bu aşamada Harris şahinleri konumu belirlenen tavşanı yakalamaya çalışır. Ancak tavşan tehlikeden kaçınma davranışı gösterir ve her avlanma girişimi başarı ile sonuçlanmaz. Bu aşama dört farklı avlanma stratejisi ile modellenmiştir. Tavşanların kaçma olasılığı, 0 ile 1 arasında değişen bir olasılık anahtarı (r) ile tanımlanır. r , her yinelemede rastgele belirlenir. $r < 0,5$ ise tavşanın başarılı bir şekilde kaçtığı, $r \geq 0,5$ ise tavşanın kaçmadığı varsayılır. Bir tavşanın kaçış başarısı veya başarısızlığı, şahinlerin saldırı stratejilerini değiştirir. Şahinler, tavşana yumuşak veya sert kuşatma stratejileri uygular. Tavşanın kaçış enerjisi $|E| \geq 0,5$ ise

yumuşak kuşatma prosedürleri, $|E| < 0,5$ ise sert kuşatma prosedürleri uygulanır [108].

3.6.2.1 Yumuşak Kuşatma

$r \geq 0,5$ ve $|E| \geq 0,5$ ise tavşanın enerjisi yüksektir ve kaçma eğilimi zayıftır. Bu aşamada şahinler yumuşak kuşatma yaparak tavşanın enerjisini azaltmak için yormaya çalışırlar. Bu strateji, eşitlik (3.12) ve (3.13)'deki gibi modellenmiştir [109].

$$X(t+1) = \Delta X(t) - E|J \cdot X_{tavşan}(t) - X(t)|, \quad J = 2(1 - r_5) \quad (3.12)$$

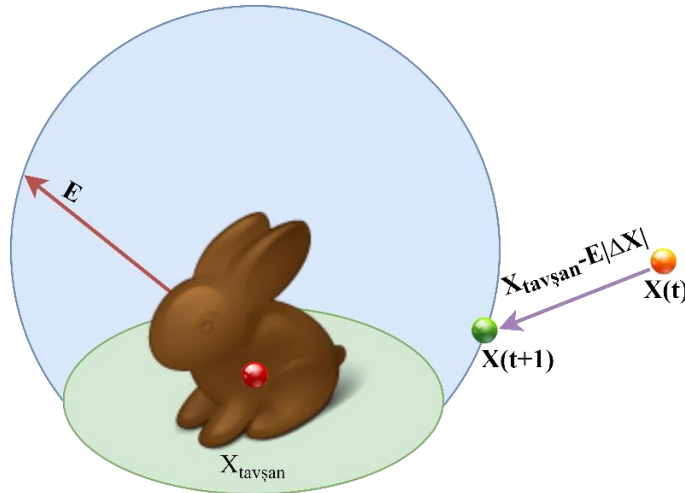
$$\Delta X(t) = X_{tavşan}(t) - X(t) \quad (3.13)$$

Burada $\Delta X(t)$ mevcut iterasyondaki tavşanın ve Harris şahininin konumlarının arasındaki farkı, J tavşanın rastgele sıçrama stratejisini göstermektedir. r_5 0 ile 1 arasında rastgele belirlenen bir değişkendir [110].

3.6.2.2 Sert Kuşatma

$r \geq 0,5$ ve $|E| < 0,5$ ise tavşanın kaçma enerjisi düşüktür ve zayıf bir kaçma eğilimine sahiptir. Harris şahinleri bu koşullarda tavşanı yakalamak için sürpriz dalışlar yaparlar (Şekil 3.4). Bu aşamada Konumlar eşitlik (3.14) ile hesaplanır.

$$X(t+1) = X_{tavşan}(t) - E|\Delta X(t)| \quad (3.14)$$

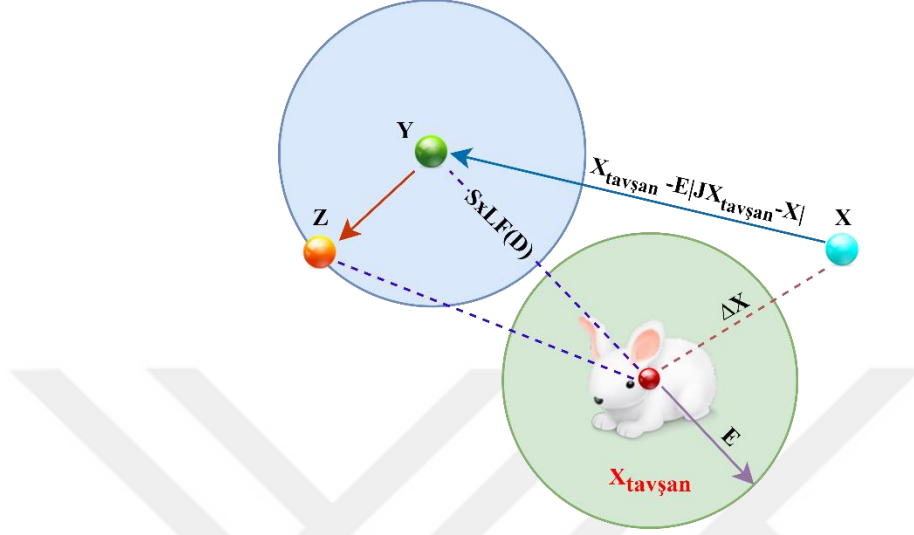


Şekil 3.4 Sert kuşatma durumunda konum vektörü örnekleri

3.6.2.3 Kademeli Hızlı Dalışlarla Yumuşak Kuşatma

$r < 0,5$ ve $|E| \geq 0,5$ ise tavşanın enerjisi ve kaçma eğilimi yüksektir (Şekil 3.5). Bu aşamada Harris şahinleri tavşanı saklanabileceği yerlerden uzaklaştırmaya ve

enerjisini azaltmak için dalışlar gerçekleştirir. Tavşan kaçmak için beklenmedik sıçrayışlar yaparlar. Tavşanın zıplama hareketleri LF ile modellenmiştir. LF, hayvanların hareketlerini modellemek için yaygın olarak kullanılan bir yöntemdir [28], [100]. Bu aşamada şahinlerin dalış hareketleri eşitlik (3.15) ile modellenmiştir.



Şekil 3.5 Kademeli hızlı dalışlar ile yumuşak kuşatma durumunda konum vektörü örnekleri

$$Y = X_{tavşan}(t) - E|J \cdot X_{tavşan}(t) - X(t)| \quad (3.15)$$

Harris şahinleri dalış hareketlerinde başarısız olurlarsa düzensiz dalış yapacakları varsayılır. Bu durumu modellemek için eşitlik (3.16) kullanılır [111].

$$Z = Y + S \cdot LF(D) \quad (3.16)$$

Burada D problemin boyutudur ve S rastgele belirlenen bir vektördür. LF Lévy uçuşudur ve eşitlik (3.17) ile hesaplanır.

$$LF(x) = 0.01 \cdot \frac{u \cdot \sigma}{|v|^{\frac{1}{\beta}}}, \sigma = \left(\frac{\Gamma(1 + \beta) \cdot \sin\left(\frac{\pi\beta}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{1 + \beta}{2}\right) \cdot \beta \cdot 2^{\left(\frac{\beta-1}{2}\right)}} \right)^{\frac{1}{\beta}} \quad (3.17)$$

Burada U ve V 0 ile 1 arasında rastgele sayılardır. β sabit bir sayıdır ve değeri 1,5 dir. Harris şahinleri saldırma stratejisine eşitlik (3.18) ile karar verirler.

$$X(t + 1) = \begin{cases} Y, & F(Y) < F(X(t)) \\ Z, & F(Z) < F(X(t)) \end{cases} \quad (3.18)$$

Burada Y ve Z eşitlik (3.15) ve (3.16) kullanılarak hesaplanır.

3.6.2.4 Kademeli Hızlı Dalışlarla Sert Kuşatma

$r < 0,5$ ve $|E| < 0,5$ ise tavşanın enerjisi ve kaçma eğilimi azalmıştır. Harris şahinleri avını yakalamak için sert bir kuşatma yapar.

Tablo 3.4 HŞA'nın temsili kodu

Giriş: SA, T, E_0	T: maksimum iterasyon
Çıkış: X_t, f_t	t: iterasyon
Popülasyonu rastgele oluştur $X_i(i = 1, 2, \dots, N)$	SA: Popülasyon büyüklüğü
Hesapla: $f_i(i = 1, 2, \dots, N), X_t, f_t$	E_0: Tavşanın başlangıç enerjisini
while ($t \leq T$) do	E: Tavşanın enerjisini
for (her bir şahin (X_i)) do	J: Sıçrama stratejisi.
Hesapla: E (3.11)	X_i: Mevcut şahin
if ($ E \geq 1$) then $\rightarrow$ (Keşif aşaması)	X_{i+1}: x_i 'den türetilen şahin (yeni şahin)
Hesapla: x_{i+1} (3.9)	f_i: x_i 'nin uygunluk değeri
else if ($ E < 1$) then $\rightarrow$ (Saldırı aşaması)	f_{i+1}: x_{i+1} 'in uygunluk değeri
Hesapla: r	$X_{tavşan}$: Tavşanın konumu (En iyi konum)
if ($r \geq 0.5$ ve $ E \geq 0.5$) then $\rightarrow$ (Yumuşak kuşatma)	f_b: X_t 'in uygunluk değeri
Hesapla: x_{i+1} (3.12)	r: Rastgele değişken
else if ($r \geq 0.5$ ve $ E < 0.5$) then $\rightarrow$ (Sert kuşatma)	f_i ve f_{i+1} probleme göre değişen uygunluk fonksiyonu ile hesaplanır.
Hesapla: x_{i+1} . (3.14)	
else if ($r < 0.5$ ve $ E \geq 0.5$) then $\rightarrow$ (Kademeli hızlı dalışlarla yumuşak kuşatma)	
Hesapla: x_{i+1} (3.18), (3.15), (3.16)	
else if ($r < 0.5$ ve $ E < 0.5$) then $\rightarrow$ (Kademeli hızlı dalışlarla sert kuşatma)	
Hesapla: x_{i+1} (3.18), (3.19), (3.20)	
Hesapla: f_{i+1}	
if ($f_{i+1} < f_i$) then	
$X_i = X_{i+1}, f_i = f_{i+1}$	
if ($f_{i+1} < f_b$) then	
$X_t = X_{i+1}, f_t = f_{i+1}$	
Return X_t, f_t	

Harris şahinleri, avlarıyla aralarındaki mesafeyi azaltmayı amaçlar. Bu aşamada şahinlerin karar mekanizması eşitlik (3.18)'deki ile aynıdır. Ancak bu aşamada şahinlerin davranışları modellenirken Y ve Z eşitlik (3.19) ve (3.20) ile hesaplanır [112].

$$Y = X_{tavşan}(t) - E|J \cdot X_{rand}(t) - X_m(t)| \quad (3.19)$$

$$Z = Y + S \cdot LF(D) \quad (3.20)$$

Burada $X_m(t)$ (3.10) kullanılarak hesaplanır. HŞA'nın temsili kodu Tablo 3.4'te verilmiştir.

3.7 Kaotik Harris Şahinleri Algoritması

HŞA'nın 3B-KPP için uyarlanmasıdan önce geliştirilebilir bir OA olduğunun teyit edilmesi gerekmektedir. Bu nedenle HŞA CM'ler ile modifiye edilmiş ve çeşitli test fonksiyonlarına ve mühendislik problemlerine uygulanarak gelişime açık bir OA olup olmadığı incelenmiştir.

MSA'da bulunan ve rastgele belirlenen sayılar bu algoritmaların stokastik yapısına uygundur ve performansları üzerinde önemli etkileri vardır. Bu etkiler, OP'lerin GS ve LS yeteneklerinin belirleyici faktörleri arasındadır. Bu rastgele değişkenler, HŞA'nın modellenmesi için de kullanılır. HŞA, yakınsama hızı ve problem çözme yeteneği açısından önemli özelliklere sahiptir. Ancak HŞA'nun matematiksel ifadelerindeki rastgele değişkenler her zaman HŞA'nun en iyi sonuca ulaşmasını engeller. Bu eksikliği gidermek için dört farklı modifikasyon ve 40 farklı kaotik algoritma önerilmiştir. Denklemlerde CM'ler ile belirlenen parametreler C harfi ile birleştirilerek sunulmaktadır.

3.7.1 Kaotik haritalar

Bu ez kapsamında, HŞA'yı kaotik hale getirmek için tek boyutlu haritalar kullanılmıştır. CM'ler, belirli sınırlar içinde doğrusal olmayan, periyodik olmayan rastgele sayılar üretir [113]. CM'lerin matematiksel ifadeleri basittir ve parametre sayıları azdır [114]. Çözüm alanını rastgele sayı üreteçlerinden daha hızlı tarayabilirler [115]. Başlangıç parametreleri 0 ile 1 arasında seçilebilir. Ancak CM'ler başlangıç değerlerine çok duyarlıdır. Bu doktora tezinde, CM'lerin başlangıç değerleri 0,7 olarak belirlenmiştir. Literatürde önerilen birçok CM vardır. Bunlar arasında en sık kullanılan 10 CM, HŞA'nın performansını artırmak için algoritmaya entegre edilmiştir (Tablo A.1) [116], [117].

Tablo A.1'deki CM'ler HŞA'ya ayrı ayrı entegre edilmiş ve K-HŞA'lar oluşturulmuştur. Önerilen algoritmalar, uygulanan her kaotik yönetime göre

isimlendirilmiştir. Önerilen algoritmaların isimleri Tablo A.1'in son sütunda verilmiştir.

3.7.2 Önerilen Modifikasyon 1

(3.11) ile hesaplanan tavşanın kaçış enerjisi, HŞA'nın keşif mi yoksa saldırı prosedürünü mü gerçekleştireceğini belirleyen kritik bir parametredir. Bu parametre tavşanın başlangıç enerjisine (E_0) göre hesaplanır. E_0 her yinelemede rastgele belirlenir. Bu rastgelelik HŞA'nın çözüm uzayını derinlemesine taramasını engeller. Bu eksikliği gidermek ve HŞA'nın performansını artırmak için E_0 değişkeninin CM'ler ile belirlenmesi önerilmiştir (3.21).

$$E = 2C \cdot E_0 \left(1 - \frac{t}{T}\right) \quad (3.21)$$

Bu değişiklik PM1 olarak adlandırılır.

3.7.3 Önerilen Modifikasyon 2

Bu modifikasyonda PM1'de yapılan değişiklikler korunur ve HŞA'da ek değişiklikler yapılır. HŞA'nın keşif aşamasında, her iterasyonda şahinlerin konumları tekrar belirlenir. Eşitlik (3.9) şahinlerin birbirlerine ve tavşana göre konumlarını belirlemek için kullanılır. Eşitlik (3.9)'un ana parametrelerinden biri rastgele seçilmiş bir şahindir ($X_r(t)$). Bu adımda, CM yöntemleri kullanılarak rastgele bir şahin seçilir. Ayrıca eşitlik (3.9)'da bulunan ve rastgele belirlenen r_1, r_2, r_3, r_4 katsayıları da CM'ler ile belirlenir (3.21), (3.22).

$$E = 2C \cdot E_0 \left(1 - \frac{t}{T}\right) \quad (3.21)$$

$$X(t+1) = \begin{cases} C \cdot X_{rand}(t) - C \cdot r_1 |C \cdot X_{rand}(t) - 2C \cdot r_2 \cdot X(t)|, & q \geq 0.5 \\ (X_{tavşan}(t) - X_m(t)) - C \cdot r_3 (lb + C \cdot r_4 (ub - lb)), & q < 0.5 \end{cases} \quad (3.22)$$

Bu değişikliklerle birlikte HŞA'nın keşif performansı ve global minimumu bulma yeteneğinin artması amaçlanmıştır. Bu değişiklikler PM2 olarak adlandırılır.

3.7.4 Önerilen Modifikasyon 3

Bu modifikasyonda PM1'de yapılan değişiklikler korunur ve HŞA'da ek değişiklikler yapılır. Tavşan sıçrama prosedürü, HŞA'nın saldırı aşamasındaki diğer bir önemli parametredir. Eşitlik (3.12), (3.15) ve (3.19)'da J ile gösterilen sıçrama stratejisi

rastgele belirlenir. Ancak bu rastgelelik, HŞA'nın yerel minimum tuzağına yakalanmasına neden olur. Bu nedenle tavşanın atlama stratejisi CM yöntemleri ile belirlenir (3.21), (3.23), (3.24), (3.25).

$$E = 2C \cdot E_0 \left(1 - \frac{t}{T}\right) \quad (3.21)$$

$$X(t + 1) = \Delta X(t) - E |C \cdot J \cdot X_{tavşan}(t) - X(t)| \quad (3.23)$$

$$Y = X_{tavşan}(t) - E |C \cdot J \cdot X_{tavşan}(t) - X(t)| \quad (3.24)$$

$$Y = X_{tavşan}(t) - E |C \cdot J \cdot X_{tavşan}(t) - X_m(t)| \quad (3.25)$$

Bu değişiklik PM3 olarak adlandırılır.

3.7.5 Önerilen Modifikasyon 4

Dördüncü modifikasyon alternatifinde (PM4), PM1, PM2 ve PM3'te yapılan değişikliklerin tamamı korunmaktadır. PM4'te HŞA'da bulunan tüm rastgele parametreler CM'ler ile belirlenir (3.21), (3.22), (3.23), (3.24), (3.25).

$$E = 2C \cdot E_0 \left(1 - \frac{t}{T}\right) \quad (3.21)$$

$$X(t + 1) = \begin{cases} C \cdot X_{rand}(t) - C \cdot r_1 |C \cdot X_{rand}(t) - 2C \cdot r_2 \cdot X(t)|, q \geq 0.5 \\ (X_{tavşan}(t) - X_m(t)) - C \cdot r_3 (lb + C \cdot r_4 (ub - lb)), q < 0.5 \end{cases} \quad (3.22)$$

$$X(t + 1) = \Delta X(t) - E |C \cdot J \cdot X_{tavşan}(t) - X(t)| \quad (3.23)$$

$$Y = X_{tavşan}(t) - E |C \cdot J \cdot X_{tavşan}(t) - X(t)| \quad (3.24)$$

$$Y = X_{tavşan}(t) - E |C \cdot J \cdot X_{tavşan}(t) - X_m(t)| \quad (3.25)$$

Bu değişikliklerle birlikte HŞA'nın hem keşif hem de saldırı prosedürlerinin verimliliğinin artması beklenmektedir.

3.7.6 Önerilen Modifikasyonların Özeti

PM1 modifikasyonunda sadece tavşanın enerjisinin hesaplanmasında kullanılan E_0 parametresi CM yöntemleri ile belirlenir. E_0 parametresinin değiştirilmesinin nedeni, HŞA'nın keşif ve saldırı aşamaları arasında daha verimli bir denge sağlamaktır. Keşif ve saldırı aşamalarında değişiklik yapılmamasının nedeni, E_0 parametresinin HŞA üzerindeki etkilerini gözlemlemektir. Bu değişiklik, önerilen diğer modifikasyonlarda korunmuştur. PM2 modifikasyonunda sadece HŞA'nın

keşif prosedürü değiştirilir ve CM'lerin HŞA'nın keşif kabiliyeti üzerindeki etkileri gözlemlenir. PM3 modifikasyonunda sadece HŞA'nın saldırı prosedürü değiştirilir ve CM'lerin HŞA'nın performansı üzerindeki etkileri incelenir. Tüm bu değişiklikler PM4 modifikasyonunda birlikte yapılmış ve bu değişikliklerin HŞA'nın performansına etkileri incelenmiştir. Önerilen modifikasyonlar için yapılan değişiklikler Tablo 3.5'de listelenmiştir.

Tablo 3.5 HŞA modifikasyon özeti

Önerilen modifikasyon	denklem	Değiştirilen parametre
PM1	(3.21)	E_0
PM2	(3.21), (3.22)	$E_0, X_{rand}(t), r_1, r_2, r_3, r_4$
PM3	(3.21), (3.23), (3.24), (3.25)	E_0, J
PM4	(3.21), (3.22), (3.23), (3.24), (3.25)	$E_0, X_{rand}(t), r_1, r_2, r_3, r_4, J$

3.8 Üç Boyutlu Harris Şahinleri Algoritması

HŞA, OP'leri kabul edilebilir bir sürede başarılı bir şekilde çözebilmektedir. Ancak, keşif ve saldırı prosedürlerinde bulunan rastgele değişkenlerin varlığı yakınsama hızını azaltmakta ve global minimumu bulma kabiliyetini düşürmektedir. Bu doktora tezinde, bu tür sorunların aşılabilmesi için keşif ve saldırı prosedürlerinde modifikasyonlar önerilmiştir. Ayrıca, saldırı prosedüründeki 4 farklı strateji 2'ye düşürülmüştür.

3.8.1 Keşif Aşaması

Keşif aşaması, HŞA'nın GS prosedürünü gerçekleştirmektedir. GS'nin performansı, bir OA'nın verimliliğini doğrudan etkiler. Bu doktora tezinde, HŞA'nın GS kabiliyetini artırmak için yeni bir keşif modeli önerilmiştir. Eşitlik (3.9)'da verilen GS modeli, eşitlik (3.26) ile değiştirilmiştir.

$$X(t+1) = \begin{cases} X_{rand}(t) - LF|X_m(t) - X(t)|, & q \geq 0.5 \\ X_m(t) - LF(X_{tavşan}(t) - X(t)), & q < 0.5 \end{cases} \quad (3.26)$$

Eşitlik (3.9)'da dört farklı rastgele değişken bulunmaktadır. Bu rastgele değişkenler, çözüm uzayının verimli bir şekilde aranmasını engellemektedir. LF, MSA'ların GS prosedürlerinde sıklıkla kullanılmaktadır [118], [119]. LF, rastgele değişkenlere

kıyasla daha iyi bir çözüm uzayı arama yeteneğine sahiptir [120]. Bu nedenle, 3B-HŞA'da rastgele değişkenler yerine LF kullanılması önerilmektedir. Ayrıca şahinlerin sonraki konumlarının belirlenmesinde kullanılan denklemlerde değişiklikler yapılması da önerilmektedir. Buna göre, $q \geq 0.5$ olması durumunda, rastgele seçilen bir şahin yerine, tüm şahinlerin ortalama konumlarına bağlı bir denklem önerilmektedir. $q < 0.5$ için, tavşanın konumuna ve şahinlerin ortalama konumlarını temel alan bir denklem önerilmektedir.

3.8.2 Saldırı Aşaması

3.8.2.1 Yumuşak ve sert kuşatma

HŞA'da, saldırı prosedürü dört farklı denklemle modellenmiştir. Yumuşak ve sert kuşatma prosedürleri, olasılık anahtarı $r \geq 0,5$ olduğunda gerçekleştirilir. Eğer $|E| \geq 0,5$, ise yumuşak kuşatma, $|E| < 0,5$ ise sert kuşatma uygulanır. Şahinlerin davranışlarını belirleyen ana faktör E parametresidir. Bu tezde E parametresinin şahinlerin dominant davranışlarını belirleyen bir parametre olduğu varsayılmıştır. Bu varsayım doğrultusunda yumuşak ve sert kuşatma prosedürleri birleştirilmiştir. Önerilen yeni prosedürün matematiksel modeli eşitlik (3.27) de verilmiştir

$$X(t+1) = \Delta X(t) - E|J \cdot X_{tavşan}(t) - X(t+1)| - (1-E)|\Delta X(t)| \quad (3.27)$$

3.8.2.2 Kademeli hızlı dalışlarla yumuşak ve sert kuşatma

Kademeli hızlı dalışlarla yumuşak ve sert kuşatma prosedürleri, olasılık anahtarı $r < 0,5$ olduğunda gerçekleştirilir. Eğer $|E| \geq 0,5$ ise kademeli hızlı dalışlarla yumuşak kuşatma, $|E| < 0,5$ ise kademeli hızlı dalışlarla sert kuşatma yapılır. Bu kuşatma stratejilerinde Harris şahinlerinin baskın davranışlarını E parametresi belirlemektedir. Bu tezde, bu iki kuşatma stratejisi birleştirilmiş ve eşitlik (3.28), (3.29)'teki gibi modellenmiştir. Ayrıca (3.18)'de verilen karar mekanizması eşitlik (3.30)'daki gibi güncellenmiştir. 3B-HŞA'nın temsili kodu Tablo 3.6'da verilmiştir.

$$Y = X_{tavşan}(t) - E \cdot LF|J \cdot X_{tavşan}(t) - X(t)| \quad (3.28)$$

$$Z = X_{tavşan}(t) - (1-E) \cdot LF|J \cdot X_{tavşan}(t) - X_m(t)| \quad (3.29)$$

$$X(t+1) = \begin{cases} Y, & F(Y) < F(X(t)) \text{ ve } F(Y) < F(Z) \\ Z, & F(Z) < F(X(t)) \text{ ve } F(Z) \leq F(Y) \end{cases} \quad (3.30)$$

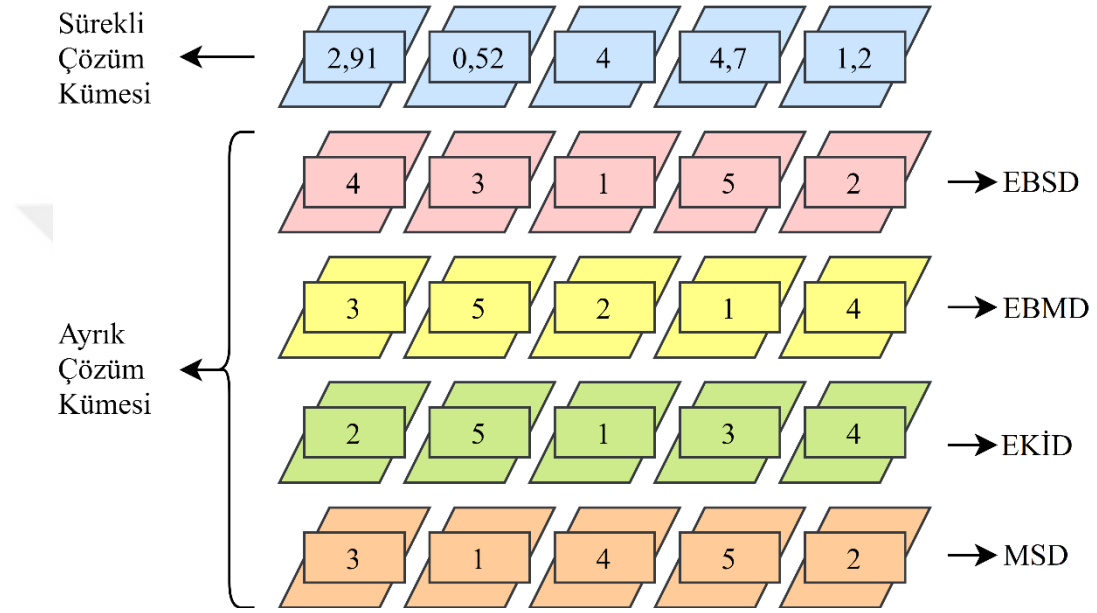
Tablo 3.6 3B-HŞA'nın temsili kodu

Giriş: SA, T, E_0	T: maksimum iterasyon
Çıkış: X_t, f_t	t: iterasyon
Popülasyonu rastgele oluştur $X_i(i = 1, 2, \dots, N)$	SA: Popülasyon büyüklüğü
Hesapla: $f_i(i = 1, 2, \dots, N), X_t, f_t$	E₀: Tavşanın başlangıç enerjisini
while ($t \leq T$) do	E: Tavşanın enerjisini
for (her bir şahin (X_i)) do	J: Sıçrama stratejisi.
Hesapla: E (3.11)	X_i: Mevcut şahin
if ($ J \geq 1$) then → (Keşif aşaması)	X_{i+1} x_i 'den türetilen şahin (yeni şahin)
Hesapla: x_{i+1} (3.26)	f_i: x_i 'nin uygunluk değeri
else if ($ J < 1$) then → (Saldırı aşaması)	f: x_{i+1} 'in uygunluk değeri
Hesapla: r	X_{tavşan}: Tavşanın konumu (En iyi konum)
if ($r \geq 0.5$) then → (Yumuşak ve sert kuşatma)	f_b: X_t 'in uygunluk değeri
Hesapla: x_{i+1} (3.27)	r: Rastgele değişken
else if ($r < 0.5$) then → (Kademeli hızlı dalışlarla yumuşak ve sert kuşatma)	f_i ve f_t probleme göre değişen uygunluk fonksiyonu ile hesaplanır.
Hesapla: Y (3.28)	
Hesapla: Z (3.29)	
if ($(F(Y) < F(X(t)) \text{ ve } F(Y) < F(Z))$) then	
$x_{i+1} = Y$	
else if ($F(Z) < F(X(t)) \text{ ve } F(Z) < F(Y)$) then	
$x_{i+1} = Z$	
Hesapla: f_{i+1}	
if ($f_{i+1} < f_i$) then	
$x_i = x_{i+1}, f_i = f_{i+1}$	
if ($f_{i+1} < f_t$) then	
$x_t = x_{i+1}, f_t = f_{i+1}$	
Return X_t, f_t	

3.9 Ayırıklaştırma

ÇTA ve HŞA, yapılarında bulunan LF çarpanı nedeniyle sürekli formda MSA'lardır. Bu algoritmaların kombinatorial OP olan KPP'de kullanılabilmesi için ayırık forma dönüştürülmesi gerekmektedir. Literatürde önerilen ayırık forma dönüştürme yöntemlerinden en çok kullanılan 4 tanesi seçilmiştir. Bu yöntemler, En Büyük Mertebeli Değer (EBMD) [121], En Küçük İndis Değeri (EKİD) [61], En Büyük Sıra Değeri (EBSD) [122] ve Mertebe Sırası Değeri (MSD) [18]'dir. Şekil 3.6'da 5

elemanlı sürekli formdaki bir dizinin ayrık forma dönüştürülmesi örneği verilmiştir. SD yönteminde dizinin en küçük elemanına 1 en büyük elemanına 5 değeri verilmektedir. SD yöntemi, sürekli formdaki kümeyi ayrık forma dönüştürürken çözüm vektörünün dizilimine diğer yöntemler kadar müdahale etmemektedir. Yapılan ön denemeler sonucunda MSD yöntemi, önerilen algoritmalar ile kullanıldığında, ortalama konteyner sayısı parametresinde daha iyi sonuçlar verdiği tespit edilmiştir. Bu nedenle ayrıklaştırma işleminde bu yöntem kullanılmıştır.



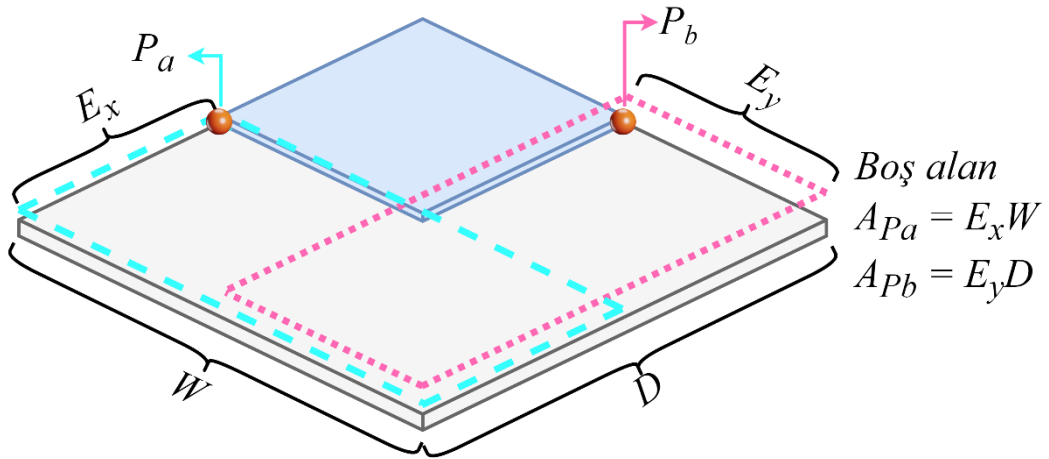
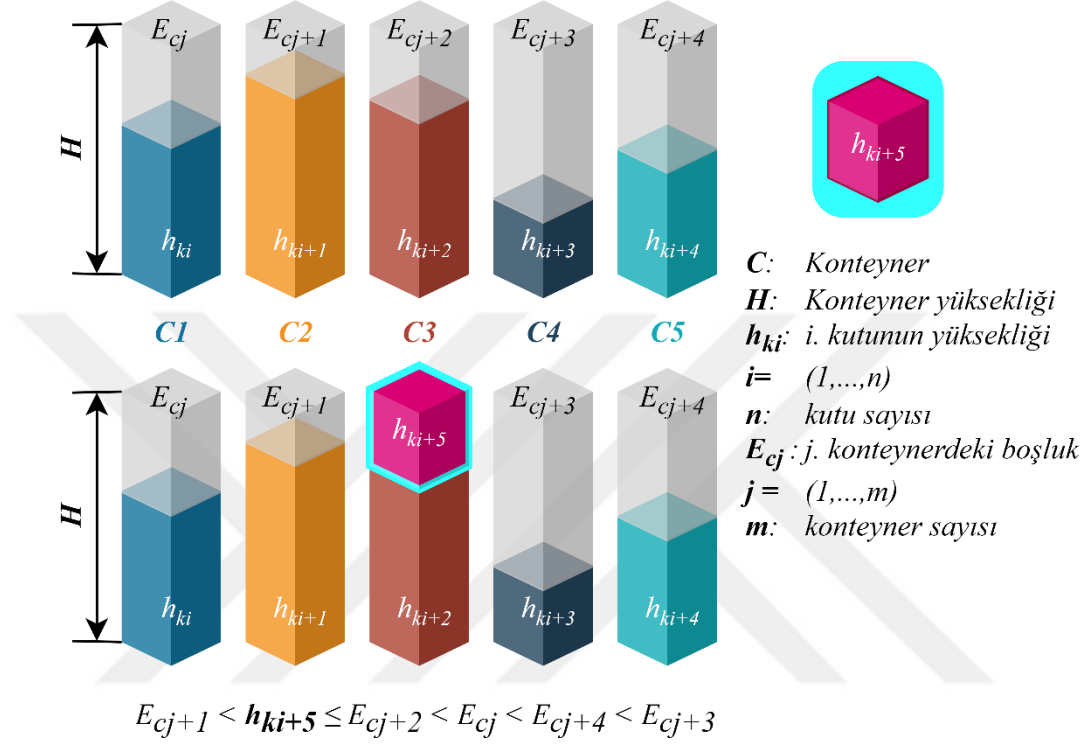
Şekil 3.6 Ayrıklaştırma

3.10 Uygunluk Fonksiyonu ve Yerleştirme Stratejisi

Uygunluk fonksiyonunun hesaplanabilmesi için önerilen algoritmalar ile sırası belirlenen kutuların konteynerlere yerleştirilmesi gerekmektedir. 1B-KPP'de bu yerleştirme işlemi iki aşamada yapılmaktadır. İlk olarak en az, sıradaki kutunun ölçüleri kadar boş alana sahip konteynerler belirlenir. Daha sonra bu konteynerler boş alanlarına göre küçükten büyüğe doğru sıralanır. İkinci aşamada ise sıradaki kutu yerleşebileceği ilk uygun konteynerin ilk uygun konumuna yerleştirilir (Şekil 3.7).

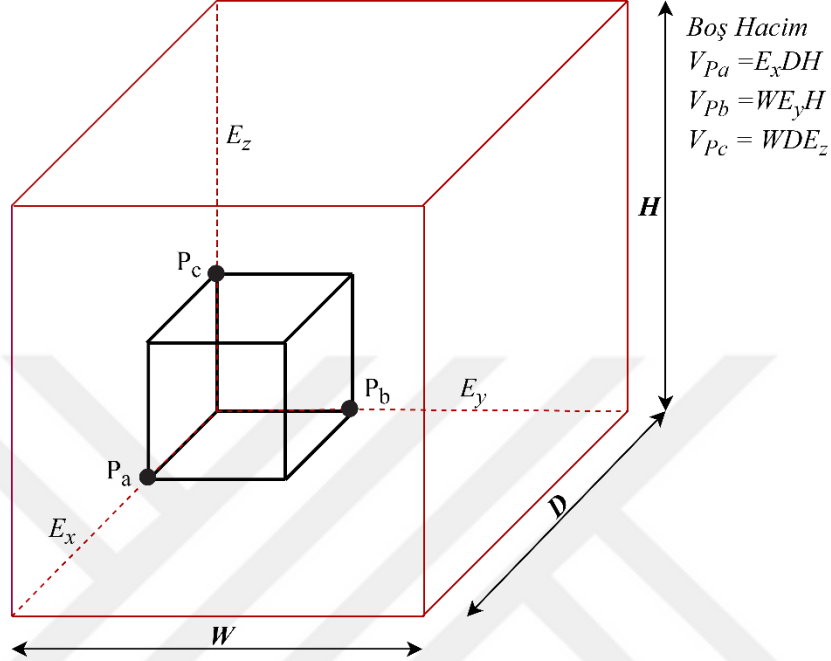
2B-KPP'nin paketleme değil kesme işlemi olarak düşünülmesi daha iyi anlaşılmasını sağlayacaktır. Burada yapılan işlem dikdörtgen şeklindeki küçük saç levhaların (kutu), dikdörtgen şeklindeki büyük saç levhalardan (konteyner) kesilerek çıkarılması olarak özetlenebilir. 2B-KPP'de kullanılan yerleştirme stratejisi, [60]'da açıklanan yöntemin basitleştirilmiş ve 2B-KPP'ye uyarlanmış bir versiyonudur. İlk

kutu, Şekil 3.8'de gösterildiği gibi, konteynerin sol arka köşesine yerleştirilir. Kutuların üzerinde iki nokta belirlenir (P_a, P_b). Bu noktalar yerleştirme listesine kaydedilir ve liste her yinelemede güncellenir. Yerleştirme noktalarına bağlı olarak boş alanlar hesaplanır. Bir sonraki kutu, sığabileceği en küçük alana yerleştirilir. Uygun bir Konum bulunamaz ise yeni bir konteyner açılır.



3B-KPP'de kullanılan yerleştirme stratejisi, [60]'de açıklanan yöntemin basitleştirilmiş bir versiyonudur. İlk kutu, Şekil 3.9'de gösterildiği gibi, konteynerin sol arka alt köşesine yerleştirilir. Kutuların üzerinde üç nokta belirlenir (P_a, P_b, P_c).

Bu noktalar yerleştirme listesine kaydedilir ve liste her yinelemede güncellenir. Yerleştirme noktalarına bağlı olarak boş hacim belirlenir. Bir sonraki kutu sığabileceği en küçük hacme yerleştirilir. Uygun bir Konum bulunamaz ise yeni bir konteyner açılır.



Şekil 3.9 3B-KPP yerleşim stratejisi

KPP'nin çözümünde, uygunluk fonksiyonunun çıktısı olarak konteyner sayısı kullanılır ise bu, algoritma durgunluğu adı verilen bir soruna yol açabilir. Bunun nedeni birden fazla dizilimin aynı konteyner sayısını verebilecek olmasıdır. Bu nedenle algoritmaların verimliliğini artırmak için konteyner doluluk oranının uygunluk fonksiyonunun çıktısı olarak kullanılması daha avantajlı olacaktır. Konteyner doluluk oranı eşitlik (3.31), (3.32), (3.33) ve (3.34) ile hesaplanır.

$$DO_i = \frac{\sum_{j=1}^n h_j}{H} \rightarrow 1B - KPP \quad (3.31)$$

$$DO_i = \frac{\sum_{j=1}^n w_j \cdot h_j}{W \cdot H} \rightarrow 2B - KPP \quad (3.32)$$

$$DO_i = \frac{\sum_{j=1}^n w_j \cdot d_j \cdot h_j}{W \cdot D \cdot H} \rightarrow 3B - KPP \quad (3.33)$$

$$\min f = 1 - \left(\frac{\sum_{i=1}^m (DO_i)^2}{m} \right) \quad (3.34)$$

Burada n kutuların sayısını, w_j j . kutunun genişliğini, d_j j . kutunun derinliğini, h_j j . kutunun yüksekliğini ($j \in \{1, \dots, n\}$), W , konteynerin genişliğini, D , konteynerin derinliğini, H , konteynerin yüksekliğini, DO_i i . konteynerin doluluk oranını, m kullanılan toplam konteyner sayısını, $minf$ ise uygunluk fonksiyonunu göstermektedir.

3.11 Veri Setleri

3.11.1 Bir Boyutlu Kutu Paketleme Problemi

1B-ÇTGA deneyleri için kamuya açık olarak yayınlanan Scholl veri seti kullanılmıştır [32] (<http://or.dei.unibo.it/library/bpplib>). Scholl veri seti kolay, orta ve zor örneklerin bulunduğu 3 sınıftan oluşmaktadır. Kolay sınıfta 720, orta sınıfta 480 ve zor sınıfta 10 adet örnek bulunmaktadır. Örnekler 50 ile 500 arasında değişen kutu sayılarına sahiptir. Scholl veri seti için minimum konteyner sayıları bilinmektedir.

3.11.2 İki Boyutlu Kutu Paketleme Problemi

2B-ÇTGA deneyler için literatürde bulunan 2 adet veri seti kullanılmıştır. Birinci veri seti 6 sınıfı bulunan Berkey-Wang veri setidir (sınıf 1-6) [123]. İkinci veri seti, 4 sınıfı bulunan Martello-Vigo veri setidir (sınıf 7-10) [124]. Martello-Vigo veri setinde 4 farklı tipte kutu bulunmaktadır ve kutuların tipleriyle ilgili bilgiler Tablo 3.7 'de verilmiştir. Tablo 3.7'de w , kutu genişliği, d , kutu yüksekliği, W , konteyner genişliği, D , konteyner yüksekliğidir. Tablo 3.8'de deneylerde kullanılan veri setiyle ilgili bilgiler verilmektedir. Kutu ölçüsü etiketli sütunlarda kutuların hangi kurallara göre türetildiği belirtilmektedir.

Tablo 3.7 2B-KPP veri seti sınıf 7-10 kutu tipleri

Tip	Kutu Ölçüsü
1	$w \in [(2/3)W, W]$ $d \in [1, (1/2)D]$
2	$w \in [1, (1/2)W]$ $d \in [(2/3)D, D]$
3	$w \in [(1/2)W, W]$ $d \in [(1/2)D, D]$
4	$w \in [1, (1/2)W]$ $d \in [1, (1/2)D]$

Tablo 3.8 2B-KPP veri seti

Sınıf	n	Konteyner Ölçüsü (W, D)	Kutu Ölçüsü (w, d)	Sınıf	n	Konteyner Ölçüsü (W, D)	Kutu Ölçüsü (w, d)
1	20-40-60-80-100	10x10	[1,10]	6	20-40-60-80-100	100x100	[1,10]
2		30x30	[1,10]	7		100x100	%70 tip 1 %10 tip 2,3,4
3		40x40	[1,10]	8		100x100	%70 tip 2 %10 tip 1,3,4
4		100x100	[1,10]	9		100x100	%70 tip 3 %10 tip 1,2,4
5		100x100	[1,10]	10		100x100	%70 tip 4 %10 tip 1,2,3

Deneylerde kullanılan veri setinde, 10 sınıf ve her sınıfın 5 alt grubu vardır. Bu alt gruplar kutu sayısına göre belirlenmiştir. Tablo 3.8’de n ile gösterilen sütun her bir alt grubun kaç adet kutu içerdiğinin göstermektedir. Her bir alt grup, aynı sayıda kutuya sahip 10 adet örnek içermektedir ve veri seti toplamda 500 adet örnekten oluşmaktadır.

3.11.3 Üç Boyutlu Kutu Paketleme Problemi

3B-HŞA deneylerinde 320 örneğin bulunduğu bir veri seti kullanılmıştır [14]. Veri seti 8 sınıftan oluşmaktadır ve her bir sınıfın 4 alt grubu vardır. Her bir alt grup farklı kutu tiplerinin bulunduğu 10 adet örneğe sahiptir. Kutu tipleriyle ilgili bilgiler Tablo 3.9’de ve sınıflarla ilgili bilgiler Tablo 3.10’da verilmiştir. Tablo 3.9 ve Tablo 3.10’da W, H, D , konteyner ölçülerini, w, h, d , kutu ölçülerini göstermektedir.

Tablo 3.9 3B-KPP veri seti kutu tipleri

Tip_1	$w_j \in [1, \frac{1}{2}W]$	$h_j \in [\frac{2}{3}H, H]$	$d_j \in [\frac{2}{3}D, D]$
Tip_2	$w_j \in [\frac{2}{3}W, W]$	$h_j \in [1, \frac{1}{2}H]$	$d_j \in [\frac{2}{3}D, D]$
Tip_3	$w_j \in [\frac{2}{3}W, W]$	$h_j \in [\frac{2}{3}H, H]$	$d_j \in [1, \frac{1}{2}D]$
Tip_4	$w_j \in [\frac{1}{2}W, W]$	$h_j \in [\frac{1}{2}H, H]$	$d_j \in [\frac{1}{2}D, D]$
Tip_5	$w_j \in [1, \frac{1}{2}W]$	$h_j \in [1, \frac{1}{2}H]$	$d_j \in [1, \frac{1}{2}D]$

Tablo 3.10 3B-KPP veri seti

Sınıf	örnek	n	W, H, D	sınıf	örnek	n	W, H, D
1	40	50 -100 -150-200	100×100×100	5	40	50 -100 -150-200	100×100×100
2	40		100×100×100	6	40		10×10×10
3	40		100×100×100	7	40		40×40×40
4	40		100×100×100	8	40		100×100×100

3.11.4 CEC2019 Test Fonksiyonları

K-HŞA ve 3B-HŞA'nın performans değerlendirmesi için sürekli test fonksiyonlarının bulunduğu CEC2019 veri seti kullanılmıştır [126]. CEC2019'da 10 adet fonksiyon vardır. Bu fonksiyonlar için tanımlayıcı bilgiler Tablo 3.11'de verilmiştir.

Tablo 3.11 CEC2019 test fonksiyonları

No	Fonksiyon	Değişken sayısı	Alt ve üst sınır	f_{min}
1	Storn's Chebyshev Polynomial Fitting Problem	9	[-8192, 8192]	1
2	Inverse Hilbert Matrix Problem	16	[-16384, 16384]	1
3	Lennard-Jones Minimum Energy Cluster	18	[-4, 4]	1
4	Rastrigin's Function	10	[-100, 100]	1
5	Griewangk's Function	10	[-100, 100]	1
6	Weierstrass Function	10	[-100, 100]	1
7	Modified Schwefel's Function	10	[-100, 100]	1
8	Expanded Schaffer's F6 Function	10	[-100, 100]	1
9	Happy Cat Function	10	[-100, 100]	1
10	Ackley Function	10	[-100, 100]	1

3.11.5 Klasik Test Fonksiyonları

K-HŞA'nın, performans değerlendirmesi için iyi bilinen 15 adet fonksiyonu ile test edilmiştir. Bu test fonksiyonları Tablo A.2'de verilmiştir. Test fonksiyonları tek modlu ve çok modlu olmak üzere iki ana gruba ayrılır. F1-F7 tek modlu ve F8-F15 çok modlu fonksiyonlardır [125]. Tek modlu fonksiyonlar tek bir minimumu vardır

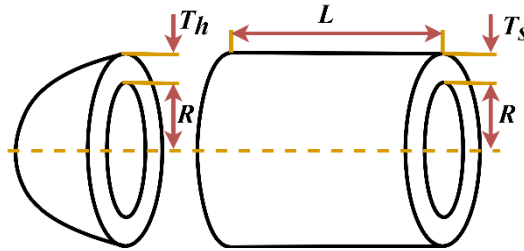
ve algoritmaların yakınsama hızlarını ve LS yeteneklerini test eder. Çok modlu fonksiyonların birden fazla optimumu vardır, ancak bunlardan sadece biri global minimum iken diğerleri yerel minimumdur. Bu nedenle, çok modlu fonksiyonlar, tek modlu fonksiyonlardan daha zordur.

3.11.6 Mühendislik Tasarım Problemleri

Bu bölümde açıklanmış olan problemler K-HŞA'nın performansını değerlendirmek için kullanılmıştır. Geliştirilen OA'ların, mühendislik problemleri ile test edilmesi performans analizi için sıklıkla kullanılan bir yöntemdir. Bu analiz için literatürde en sık kullanılan problemlerden 3 tanesi seçilmiş ve K-HŞA'nın performansı değerlendirilmiştir.

3.11.6.1 Basınçlı Kap Tasarım Problemi

Basınçlı kap tasarım problemi, klasik bir mühendislik tasarım problemidir [127]. Bu tasarım probleminin temel amacı basınçlı kapların kaynak, imalat ve malzeme maliyetlerini en aza indirmektir ve kesin bir çözümü yoktur (3.36). Bu problemin değişkenleri Şekil 3.10'de gösterilmiştir. Problemin dört parametresi vardır. Bunlar gövde kalınlığı (T_s) kafa kalınlığı (T_h), gövde iç yarıçap (R), gövde bölümünün uzunluğudur (L) (3.35). Ayrıca problemin dört kısıtı bulunmaktadır (3.37).



Şekil 3.10 Basınçlı kap problemi

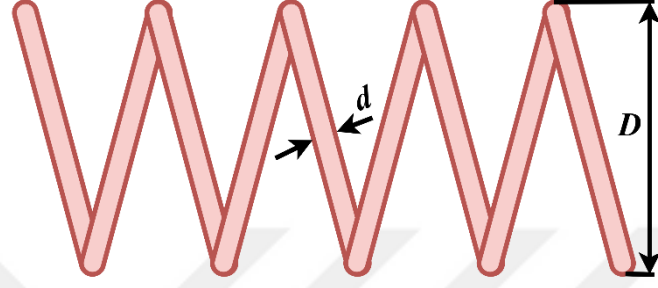
$$\text{Parametre: } \vec{z} = [z_1 \ z_2 \ z_3 \ z_4] = [T_s \ T_h \ R \ L] \quad (3.35)$$

$$\begin{aligned} \text{Minf}(\vec{z}) &= 0,6224z_1 \cdot z_3 \cdot z_4 + 1,7781z_2 \cdot z_3^2 + 3,1661z_1^2 \cdot z_4 + 19,84z_1^2 \\ &\cdot z_3 \rightarrow \begin{cases} 0 \leq z_1, z_2 \leq 99 \\ 10 \leq z_3, z_4 \leq 200 \end{cases} \end{aligned} \quad (3.36)$$

$$\text{Kısıt} = \begin{cases} g_1(\vec{z}) = -z_1 + 0,0193z_3 \leq 0 \\ g_2(\vec{z}) = -z_3 + 0,00954z_3 \leq 0 \\ g_3(\vec{z}) = -\pi z_3^2 z_4 - \frac{4}{3}\pi z_3^3 + 1296.000 \leq 0 \\ g_4(\vec{z}) = z_4 - 240 \leq 0 \end{cases} \quad (3.37)$$

3.11.6.2 Gerilme ve sıkıştırma Yayı Tasarım Problemi

Gerilme-sıkıştırma yayı problemi klasik bir mühendislik problemidir [128]. Problemin amacı yayın ağırlığını minimize etmektir (3.39). Problemin tasarım parametreleri tel çapı (d), ortalama bobin çapı (D) ve spiral sayısıdır (N) (Şekil 3.11) (3.38). Bu tasarım probleminin kesme gerilimi, darbe frekansı, minimum sapma (3.40) gibi sınırlamaları vardır.



Şekil 3.11 Çekme/Sıkıştırma yayı problemi

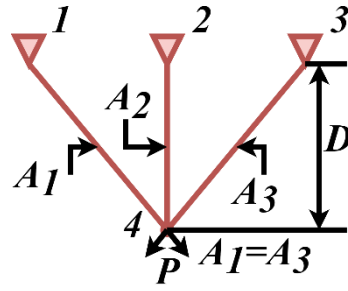
$$\text{Parametre: } \vec{z} = [z_1 \quad z_2 \quad z_3] = [d \quad D \quad N] \quad (3.38)$$

$$\text{Minf}(\vec{z}) = (z_3 + 2)z_2 \cdot z_1^2 \rightarrow \begin{cases} 0,05 \leq z_1 \leq 2 \\ 0,25 \leq z_2 \leq 1,3 \\ 2 \leq z_3 \leq 15 \end{cases} \quad (3.39)$$

$$\text{Kısıt} = \begin{cases} g_1(\vec{z}) = 1 - \frac{z_2^3 \cdot z_3}{71785z_1^4} \leq 0 \\ g_2(\vec{z}) = \frac{4z_2^2 - z_1 \cdot z_2}{12566(z_2 \cdot z_1^3 - z_1^4)} + \frac{1}{5108z_1^2} \leq 0 \\ g_3(\vec{z}) = 1 - \frac{140,45z_1}{z_2^2 \cdot z_3} \leq 0 \\ g_4(\vec{z}) = \frac{z_1 + z_2}{1,5} - 1 \leq 0, \end{cases} \quad (3.40)$$

3.11.6.3 Üç Çubuklu Kafes Tasarım Problemi

Bu problem, OA'ların performansının değerlendirilmesinde sıklıkla kullanılır. [129]. Şekil 3.12'da kirişlerin şekilleri ve onlara etki eden kuvvetler gösterilmektedir. Bu problem, yapının toplam ağırlığını minimize etmeyi amaçlar (3.42). Problemin 2 parametresi vardır, bunlar birinci ve üçüncü kirişlerin kesit alanı (A_1) ve ikinci kirişin kesit alanıdır (A_2) (3.41). Ayrıca problemin gerilme, eğilme ve burkulma gibi sınırlamaları vardır (3.43).



Şekil 3.12 Üç çubuklu kafes tasarım problemi

$$Parametre: \vec{Z} = [z_1 \quad z_2] = [A_1 \quad A_2] \quad (3.41)$$

$$Min f(\vec{Z}) = (2\sqrt{2}z_1 + z_2) \times l \rightarrow 0 \leq z_1, z_2 \leq 1 \quad (3.42)$$

$$Kısıt = \begin{cases} g_1(\vec{Z}) = \frac{\sqrt{2}z_1 + z_2}{\sqrt{2}z_1^2 + 2z_1 \cdot z_2} P - \sigma \leq 0 \\ g_2(\vec{Z}) = \frac{z_2}{\sqrt{2}z_1^2 + 2z_1 \cdot z_2} P - \sigma \leq 0 \\ g_3(\vec{Z}) = \frac{1}{\sqrt{2}z_2 + z_1} P - \sigma \leq 0 \end{cases} \quad (3.43)$$

burada $l = 100 \text{ cm}$, $P = 2 \text{ KN/cm}^2$, $\sigma = 2 \text{ KN/cm}^2$

3.12 İstatiksel Testler

3.12.1 Friedman Testi

Elde edilen ölçümlerin normal dağılmadığı ve tekrarlı ölçümler varyans analizinin varsayımları karşılanmadığı durumlarda Friedman testi kullanılır.

Tablo 3.12 Friedman test örneği

	Önce	Sonra	Rank (Önce)	Rank (Sonra)
Hasta 1	157	122	2	1
Hasta 2	144	135	2	1
Hasta 3	141	146	1	2
Hasta 4	132	147	1	2
Hasta 5	127	127	1,5	1,5
Hasta 6	132	112	2	1
Hasta 7	141	135	2	1
Toplam:			11,5	9,5

Friedman testi tekrarlı ölçümler varyans analizinin parametrik olmayan versiyonudur. Tablo 3.12’de bir tansiyon ilacının 7 hasta üzerindeki etkileri ile ilgili veriler bulunmaktadır. Hastaların ilacı kullanmadan önceki ve sonraki tansiyon değerleri Tablo 3.12’ün ikinci ve üçüncü sütunlarında verilmektedir. Dördüncü ve beşinci sütunda ise bu ölçümlerin rank değerleri bulunmaktadır. Son satırda rank değerlerinin toplamaları görülmektedir.

Friedman testi uygulanırken iki hipotez oluşturulur. Bu hipotezler şu şekildedir,

H_0 : ilacın tansiyon üzerinde anlamlı bir etkisi yoktur.

H_1 : ilacın tansiyon üzerinde anlamlı bir etkisi vardır.

Friedman testi eşitlik (3.44) ile hesaplanır.

$$X_h = \left[\frac{12}{r \cdot c(c+1)} \sum R_j^2 \right] - [3r(c+1)] \quad (3.44)$$

Burada X_h hesaplanan değer, r satır sayısı, c sütun sayısı ve R_j j ’inci sütunun rank değeridir. X_h ’ın sayısal değeri eşitlik (3.45)’deki gibidir. Ayrıca Friedman testinin kritik değerini bulabilmek için serbestlik derecesinin hesaplanması gerekmektedir. Serbestlik derecesi eşitlik (3.46) ile hesaplanır.

$$X_h = \left[\frac{12}{7 \cdot 2(2+1)} (11,5^2 + 9,5^2) \right] - [3 \cdot 7(2+1)] = 0,571 \quad (3.45)$$

$$\text{serbestlik derecesi, } V = (c - 1) = 2 - 1 = 1 \quad (3.46)$$

$\alpha = 0,05$ anlamlılık düzeyinde kritik değer $X_{k,0,05;1} = 3,841$ ’dir

$X_h < X_k$ olduğundan H_0 hipotezi kabul edilir. İlacın tansiyon hastalığı üzerinde anlamlı bir etkisi yoktur.

Bu doktora tezinde karşılaştırma parametresi olarak Friedman testinden elde edilen ortalama rank değerleri kullanılmıştır.

3.12.2 Wilcoxon Testi

Wilcoxon testi, algoritmaların karşılaştırılmasında sıklıkla kullanılmaktadır. Wilcoxon testi, algoritmaların sonuçları arasında anlamlı bir fark olup olmadığı sorusunun cevabını bulmak için uygulanır. Test uygulanırken, algoritmaların sonuçları birbirlerinden çıkarılır ve farkların mutlak değerlerine göre sıra puanları

verilir. Pozitif farkların sıra puanları (W_{h+}) ile negatif farkların sıra puanları (W_{h-}) karşılaştırılır. Küçük olan sıra puanına göre W_h değeri hesaplanır. W_h değeri, anlamlılık düzeyine göre belirlenen kritik değerinden (W_k) küçük ise H_0 hipotezi reddedilir ve veri grupları arasında anlamlı bir fark olduğu sonucuna varılır. Ancak bu test hangi algoritmanın daha başarılı olduğunu göstermez. Bu sonuca ulaşabilmek için algoritmaların sonuçları yorumlanmalıdır. Bu doktora tezinde kullanılan veri setleri minimizasyon problemlerini içermektedir. Bu nedenle daha küçük sonuçları elde eden algoritma daha başarılı algoritmadır. Wilcoxon testi bu başarının istatistiksel olarak anlamlı olup olmadığını göstermektedir.

Wilcoxon testi için örnek bir hesaplama Tablo 3.13’de verilmiştir. Bu tablodaki veriler Tablo 3.12 ile aynıdır. Wilcoxon testinde önceki ve sonraki ölçümlerde elde edilen değerler eşit ise yani fark sıfır ise ilgili gözlem testten çıkarılır (Tablo 3.13 , hasta 5).

Tablo 3.13 Wilcoxon test örneği

	Önce	Sonra	Fark	Rank ($ W_h $)	Rank (W_{h+})	Rank (W_{h-})
Hasta 1	157	122	35	6	6	-
Hasta 2	144	135	9	3	3	-
Hasta 3	141	146	-5	1	-	1
Hasta 4	132	147	-15	4	-	4
Hasta 6	132	112	20	5	5	-
Hasta 7	141	135	6	2	2	-
Toplam:				16		5

Wilcoxon testi uygulanırken iki hipotez oluşturulur. Bu hipotezler şu şekildedir;

H_0 : ilacın tansiyon üzerinde anlamlı bir etkisi yoktur.

H_1 : ilacın tansiyon üzerinde anlamlı bir etkisi vardır.

Küçük olan sıra değeri negatif işaretli olduğundan $W_h = 5$ ’tir.

$\alpha = 0,05$ anlamlılık düzeyinde kritik değer $W_k = 0$ ’dır.

$W_h > W_k$ olduğundan H_0 hipotezi kabul edilir. İlacın tansiyon hastalığı üzerinde anlamlı bir etkisi yoktur.

4.1 Bir Boyutlu Çiçek Tozlaşma Genetik Algoritma Sonuçları

Önerilen algoritma Python dilinde kodlanmıştır. Simülasyonlar (deneyler), 2,4 GHz CPU ve 6 GB ana belleğe sahip 64 bit işletim sisteminde gerçekleştirilir. Önerilen algoritma, kamuya açık Scholl veri seti kullanılarak test edilmiştir [32] (<http://or.dei.unibo.it/library/bpplib>). Scholl veri seti kolay, orta ve zor örnekleri içeren 3 sınıftan oluşmaktadır. Scholl veri setinin minimum konteyner sayıları bilinmektedir ve bu değerler tablolarda m^* ile gösterilmiştir. Önerilen algoritma, AFDO [44], Geliştirilmiş Lévy Tabanlı WOA (ILWOA) [18] ve Değiştirilmiş Sincap Arama Algoritması (MSBPP) [12] ile karşılaştırılmıştır. Karşılaştırma verileri ilgili makalelerden alınmıştır. Karşılaştırma için seçilen çalışmalar birbirinden farklı örnekler kullanmaktadır ve bu çalışmalarda Scholl veri setindeki bazı örneklerin sonuçları bulunmamaktadır. Kullanılmayan örnekler tablolarda '-' ile gösterilmiştir. Karşılaştırma için konteyner sayısı, minimum uygunluk değeri, ortalama uygunluk değeri, minimum yüzde performans ve ortalama yüzde performans metrikleri kullanılmıştır. 1B-ÇTGA, rakip algoritmalarla karşılaştırılmak üzere 30 kez çalıştırılış ve sonuçlar kaydedilmiştir. Önerilen algoritmanın popülasyonu 50 ve iterasyon sayısı 50'dir. Ayrıca, algoritmanın durma limiti olarak teorik minimum konteyner sayısı (TMKS) belirlenmiştir (4.1).

$$TMKS = \frac{\sum h}{H} \quad (4.1)$$

Tablo 4.1, Tablo 4.2 ve Tablo 4.3'de Scholl veri seti kullanılarak daha önceki çalışmalarda ve 1B-ÇTGA'dan elde edilen konteyner sayıları verilmiştir. Tablolarda, ilk sütun örnek numarasını, ikinci sütun örnek adını, üçüncü sütun örnekteki kutu sayısını, dördüncü sütun konteyner kapasitesini, beşinci sütun bilinen en iyi konteyner sayılarını, altıncı, yedinci ve sekizinci sütunlar rakip algoritmaların konteyner sayılarını, son sütun ise önerilen algoritma ile elde edilen konteyner sayılarını göstermektedir.

Tablo 4.1’de, Scholl veri setinin kolay sınıfını için elde edilen sonuçlar verilmiştir. Tabloda tüm örneklerde 1B-ÇTGA diğer algoritmalara benzer şekilde en iyi konteyner sayılarına ulaştığı görülmektedir.

Tablo 4.1 Scholl kolay sınıf konteyner sayıları

Örnek No	Örnek Adı	n	H	m*	AFDO	ILWOA	MSBPP	1B-ÇTGA
1	N1C1W1_A	50	100	25	-	25	25	25
2	N1C1W1_B	50	100	31	31	31	31	31
3	N1C1W1_C	50	100	20	-	-	20	20
4	N1C1W1_D	50	100	28	-	28	28	28
5	N1C1W1_E	50	100	26	26	26	26	26
6	N1C1W1_F	50	100	27	-	27	27	27
7	N1C1W1_G	50	100	25	-	25	-	25
8	N1C1W1_I	50	100	25	25	25	-	25
9	N1C1W1_M	50	100	30	30	-	-	30
10	N1C1W1_Q	50	100	28	28	-	-	28
11	N1C1W2_D	50	100	31	31	-	-	31
12	N1C2W1_P	50	120	21	21	-	-	21
13	N1C2W2_R	50	120	25	25	-	-	25
14	N1C3W2_A	50	150	19	19	-	-	19
15	N2C1W1_A	100	100	48	-	-	48	48
16	N2C1W1_B	100	100	49	49	-	49	49
17	N2C1W1_C	100	100	46	46	-	-	46
18	N2C1W2_C	100	100	68	-	-	68	68
19	N2C1W2_D	100	100	74	-	-	74	74
20	N2C1W2_N	100	100	64	-	64	-	64
21	N2C1W2_O	100	100	64	-	64	-	64
22	N2C1W2_P	100	100	68	-	68	-	68
23	N2C1W2_R	100	100	67	-	67	-	67
24	N2C1W4_F	100	100	77	77	-	-	77

Tablo 4.1 Scholl kolay sınıf konteyner sayıları (devamı)

25	N2C2W1_H	100	120	46	46	-	-	46
26	N3C1W4_N	200	100	148	148	-	-	148
27	N3C2W2_S	200	120	107	107	-	-	107
28	N3C2W4_A	200	120	113	-	-	113	113
29	N3C2W4_T	200	120	119	-	-	119	119
30	N4C1W2_T	500	100	323	-	323	-	323
31	N4C1W4_A	500	100	368	-	368	-	368
32	N4C1W4_B	500	100	349	-	349	-	349
33	N4C1W4_C	500	100	365	-	365	-	365
34	N4C1W4_D	500	100	359	-	359	-	359

Tablo 4.2’de Scholl veri setinin orta sınıfını için elde edilen sonuçlar verilmiştir. 1B-ÇTGA, tüm örneklerde rakip algoritmalara göre eşit veya daha iyi sonuçlar elde etmiştir. 1B-ÇTGA, örnek 7, 16, 17, 27, 28, 31 ve 32’de ILWOA’dan daha iyi sonuçlar elde etmiştir. Ayrıca, 1B-ÇTGA örnek 24’te MSBPP’den daha iyi bir sonuç vermiştir. Önerilen algoritma, 33 örneğin 31’inde bilinen en iyi sonuçlara ulaşırken. 2 örnekte (27, 28) 1 konteyner farkla bilinen en iyi sonuçlara yaklaşmıştır.

Tablo 4.2 Scholl orta sınıf konteyner sayıları

Örnek No	Örnek Adı	n	H	m*	AFDO	ILWOA	MSBPP	1B-ÇTGA
1	N1W1B1R1	50	1000	18	-	-	18	18
2	N1W1B1R2	50	1000	19	19	19	-	19
3	N1W1B1R5	50	1000	17	17	-	17	17
4	N1W1B1R9	50	1000	17	-	17	17	17
5	N1W1B2R0	50	1000	17	-	17	-	17
6	N1W1B2R1	50	1000	17	-	17	-	17
7	N1W1B2R3	50	1000	16	-	17	-	16
8	N1W1B2R6	50	1000	17	-	-	17	17
9	N1W1B2R7	50	1000	18	18	-	18	18
10	N1W1B2R9	50	1000	18	-	-	18	18

Tablo 4.2 Scholl orta sınıf konteyner sayıları (devamı)

11	N1W2B2R2	50	1000	10	-	-	10	10
12	N1W2B2R7	50	1000	10	-	-	10	10
13	N1W2B2R9	50	1000	11	11	-	-	11
14	N1W4B3R8	50	1000	6	6	-	-	6
15	N2W1B1R0	100	1000	34	-	34	-	34
16	N2W1B1R1	100	1000	34	-	35	-	34
17	N2W1B1R3	100	1000	34	-	35	-	34
18	N2W1B1R4	100	1000	34	-	34	-	34
19	N2W2B1R2	100	1000	21	21	-	-	21
20	N2W2B1R6	100	1000	21	-	-	21	21
21	N2W2B3R9	100	1000	20	20	-	-	20
22	N2W3B3R7	100	1000	13	-	13	-	13
23	N2W4B1R0	100	1000	12	-	12	-	12
24	N3W2B1R4	200	1000	40	-	-	41	40
25	N3W1B3R5	200	1000	65	65	-	-	65
26	N3W4B2R9	200	1000	22	22	-	-	22
27	N4W2B1R0	500	1000	101	-	105	-	102
28	N4W2B1R3	500	1000	100	-	104	-	101
29	N4W3B3R2	500	1000	72	-	-	72	72
30	N4W3B3R7	500	1000	74	-	74	-	74
31	N4W4B1R0	500	1000	56	-	57	-	56
32	N4W4B1R1	500	1000	56	-	57	-	56
33	N4W4B2R7	500	1000	57	57	-	-	57

Tablo 4.3'de, Scholl veri setinin zor sınıfını için elde edilen sonuçlar verilmiştir. 1B-ÇTGA, tüm örneklerde rakip algoritmalara göre eşit veya daha iyi sonuçlara ulaşmıştır. Bilinen en iyi sonuçlar, 1, 2, 5, 6, 7, 9 ve 10 numaralı örneklerde elde edilmiştir. Örnek 3 ve 4'te bilinen en iyi sonuçlara 1 kutu, örnek 8'de, 2 kutu fark ile yaklaşmıştır.

Tablo 4.3 Scholl zor sınıf konteyner sayıları

Örnek No	Örnek Adı	n	H	m*	AFDO	ILWOA	MSBPP	1B-ÇTGA
1	HARD0	200	100000	56	59	58	-	56
2	HARD1	200	100000	57	-	59	60	57
3	HARD2	200	100000	56	-	59	-	57
4	HARD3	200	100000	55	59	58	59	56
5	HARD4	200	100000	57	60	59	-	57
6	HARD5	200	100000	56	60	58	-	56
7	HARD6	200	100000	57	-	59	-	57
8	HARD7	200	100000	55	58	57	-	57
9	HARD8	200	100000	57	-	59	-	57
10	HARD9	200	100000	56	-	59	59	56

Tablo 4.4’de, Scholl veri setinin üç sınıfı için kıyaslanan çalışmalardan ve önerilen algorithmadan elde edilen minimum uygunluk değerleri ve ortalama uygunluk değerleri verilmiştir. ILWOA ile ilgili çalışmada minimum uygunluk değerleri ve ortalama uygunluk değerleri verilmediği için Tablo 4.4’e dahil edilmemiştir. Tablo 4.4’ün ilk sütununda örnek numarası, ikinci sütununda örnek adı verilmiştir. Üçüncü, beşinci ve yedinci sütunlarda çalışmalardan elde edilen minimum uygunluk değerleri, dördüncü, altıncı ve sekizinci sütunlarda ise ortalama uygunluk değerleri verilmiştir. Minimum uygunluk değeri ve ortalama uygunluk değeri eşitlik (4.2) ve (4.3) ile hesaplanmıştır.

$$Min. f_i = 1 - \left(\frac{\sum_{i=1}^m \left(\frac{\sum_{kutu=1}^n h}{H} \right)^k}{m} \right) \quad (4.2)$$

$$Ort. f_i = \frac{\sum_{i=1}^{10} f_i}{X} \quad (4.3)$$

Burada f_i önerilen algoritmanın i . çalıştırılmasında elde edilen minimum uygunluk değerini, H , konteyner kapasitesini, h , kutu boyutunu, m , toplam konteyner sayısını,

n , i. konteynerdeki kutu sayısını, X , bağımsız çalıştırma sayısını temsil etmektedir. k , sabit sayıdır ve genelde 2 olarak alınır.

Tablo 4.4 Scholl veri seti uygunluk değerleri

Scholl Kolay Sınıf							
Örnek No	Örnek No	AFDO		MSBPP		1B-ÇTGA	
		Min.	Ort.	Min.	Ort.	Min.	Ort.
1	N1C1W1_A	-	-	0,12	0,128	0,0498	0,0502
2	N1C1W1_B	0,1980	0,2050	0,2	0,204	0,1724	0,1743
3	N1C1W1_C	-	-	0,12	0,131	0,0157	0,0319
4	N1C1W1_D	-	-	0,19	0,195	0,1586	0,1608
5	N1C1W1_E	0,1750	0,1759	0,1	0,157	0,1110	0,1115
6	N1C1W1_F	-	-	0,12	0,163	0,1004	0,1037
7	N1C1W1_I	0,1420	0,1662	-	-	0,1013	0,1046
8	N1C1W1_M	0,1890	0,1920	-	-	0,1622	0,1636
9	N1C1W1_Q	0,1740	0,1992	-	-	0,1408	0,1430
10	N1C1W2_D	0,2030	0,2095	-	-	0,1507	0,1519
11	N1C2W1_P	0,1480	0,1829	-	-	0,0666	0,0676
12	N1C2W2_R	0,1600	0,1767	-	-	0,0563	0,0593
13	N1C3W2_A	0,1040	0,1413	-	-	0,0538	0,0548
14	N2C1W1_A	-	-	0,1	0,108	0,0455	0,0485
15	N2C1W1_B	0,1020	0,1187	0,1	0,107	0,0606	0,0635
16	N2C1W1_C	0,1580	0,1811	-	-	0,0354	0,0359
17	N2C1W2_C	-	-	0,24	0,253	0,2247	0,2267
18	N2C1W2_D	-	-	0,17	0,226	0,2116	0,2126
19	N2C1W4_F	0,2730	0,2811	-	-	0,2537	0,2542
20	N2C2W1_H	0,1450	0,1524	-	-	0,0990	0,1013
21	N3C1W4_N	0,2520	0,2576	-	-	0,2411	0,2414
22	N3C2W2_S	0,1410	0,1491	-	-	0,0898	0,0907
23	N3C2W4_A	-	-	0,17	0,177	0,1149	0,1157

Tablo 4.4 Scholl veri seti uygunluk deęerleri (devamı)

24	N3C2W4_T	-	-	0,19	0,204	0,1448	0,1458
Scholl Orta Sınıf							
Örnek No	Örnek adı	AFDO		MSBPP		1B-ÇTGA	
		Min.	Ort.	Min.	Ort.	Min.	Ort.
25	N1W1B1R1	-	-	0,17	0,218	0,1038	0,1222
26	N1W1B1R2	0,211	0,2297	-	-	0,1683	0,2061
27	N1W1B1R5	0,111	0,1484	0,03	0,088	0,0548	0,0569
28	N1W1B1R9	-	-	0,09	0,125	0,0605	0,0610
29	N1W1B2R6	-	-	0,13	0,149	0,0832	0,0840
30	N1W1B2R7	0,108	0,1229	0,13	0,14	0,0809	0,0819
31	N1W1B2R9	-	-	0,12	0,159	0,0711	0,0982
32	N1W2B2R2	-	-	0,12	0,124	0,1182	0,1272
33	N1W2B2R7	-	-	0,13	0,134	0,0464	0,0469
34	N1W2B2R9	0,113	0,118	-	-	0,1128	0,1261
35	N1W4B3R8	0,06	0,0602	-	-	0,0605	0,0615
36	N2W2B1R2	0,11	0,1222	-	-	0,0682	0,0684
37	N2W2B1R6	-	-	0,11	0,12	0,0706	0,0714
38	N2W2B3R9	0,076	0,075	-	-	0,0295	0,0298
39	N3W1B3R5	0,073	0,059	-	-	0,0244	0,0279
40	N3W2B1R4			0,11	0,109	0,0204	0,0205
41	N3W4B2R9	0,059	0,0624	-	-	0,0592	0,0634
42	N4W3B3R2	-	-	0,03	0,029	0,0156	0,0161
43	N4W4B2R7	0,048	0,0482	-	-	0,0296	0,0306

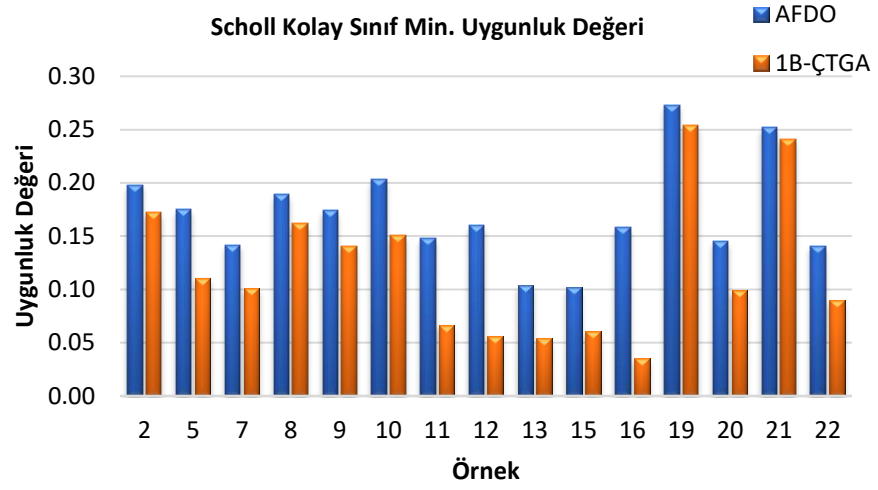
Tablo 4.4 Scholl veri seti uygunluk değerleri (devamı)

Scholl Zor Sınıf							
Örnek No	Örnek Adı	AFDO		MSBPP		1B-ÇTGA	
		Min.	Ort.	Min.	Ort.	Min.	Ort.
44	HARD0	0,171	0,1761	-	-	0,0522	0,0533
45	HARD1	-	-	0,17	0,179	0,0518	0,0529
46	HARD3	0,171	0,1732	0,17	0,175	0,0517	0,0527
47	HARD4	0,181	0,1814	-	-	0,0501	0,0748
48	HARD5	0,174	0,1816	-	-	0,0405	0,0628
49	HARD7	0,158	0,1655	-	-	0,0960	0,0990
50	HARD9	-	-	0,17	0,175	0,0341	0,0555

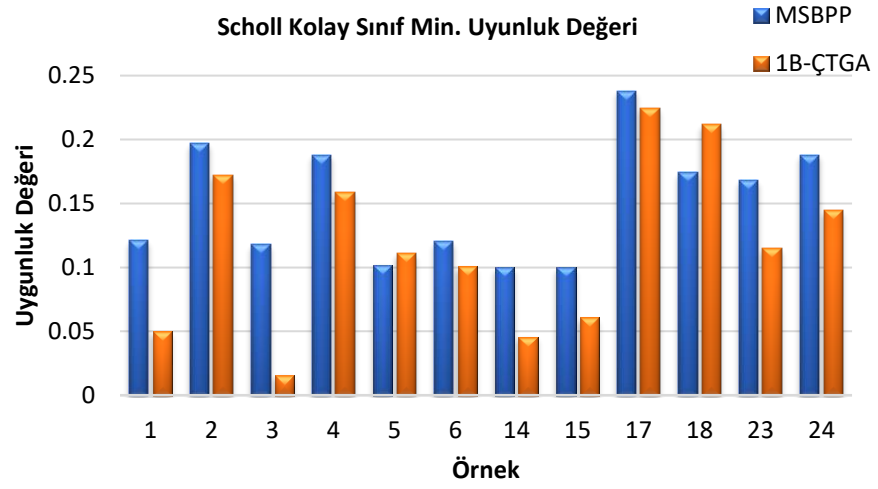
Tablo 4.4 incelendiğinde 1B-ÇTGA, minimum uygunluk değeri metriğinde 50 örneğin 44'ünde rakiplerinden daha iyi sonuçlar elde ettiği görülmektedir. 6 örnekte (5, 18, 27, 32, 35, 41) rakip algoritmalar daha iyi sonuçlar elde etmiştir. Ortalama uygunluk değeri metriğinde 1B-ÇTGA, 50 örneğin 46'sında rakiplerinden daha iyi sonuçlar elde etmiştir. Rakip algoritmalar 4 örnekte (32, 34, 35, 41) daha iyi sonuçlar elde etmiştir.

Karşılaştırma için seçilen çalışmaların Scholl veri setinin farklı örneklerini kullanması Tablo 4.4'da verilen bilgilerin karşılaştırılmasını zorlaştırmaktadır. Bu nedenle, önerilen algoritma Scholl veri setinin kolay sınıfı için Şekil 4.1 ve Şekil 4.2'de, orta sınıf için Şekil 4.3 ve Şekil 4.4'da ve zor sınıf için Şekil 4.5 ve Şekil 4.6'de minimum ve ortalama uygunluk değerleri açısından rakip algoritmalar ile karşılaştırılmıştır.

a)

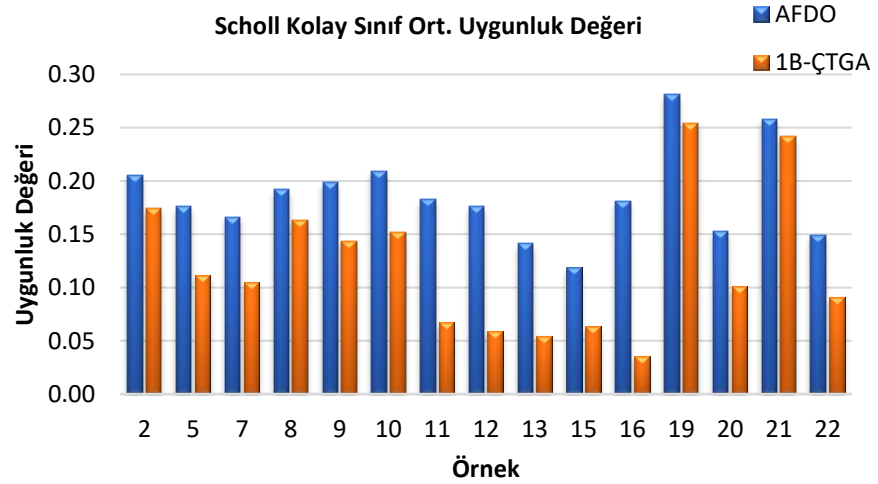


b)

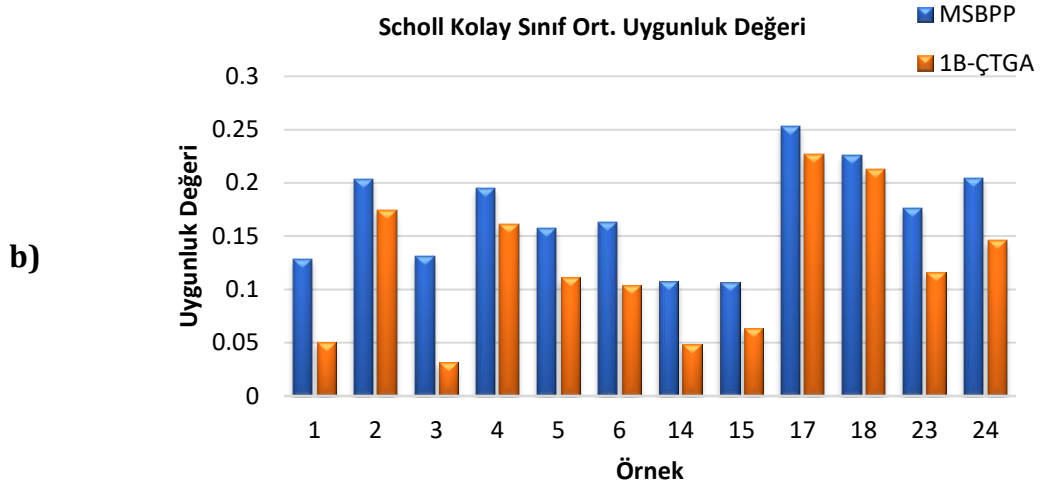


Şekil 4.1 Scholl kolay sınıf Min. f_i a) AFDO/1B-ÇTGA b) MSBPP/1B-ÇTGA

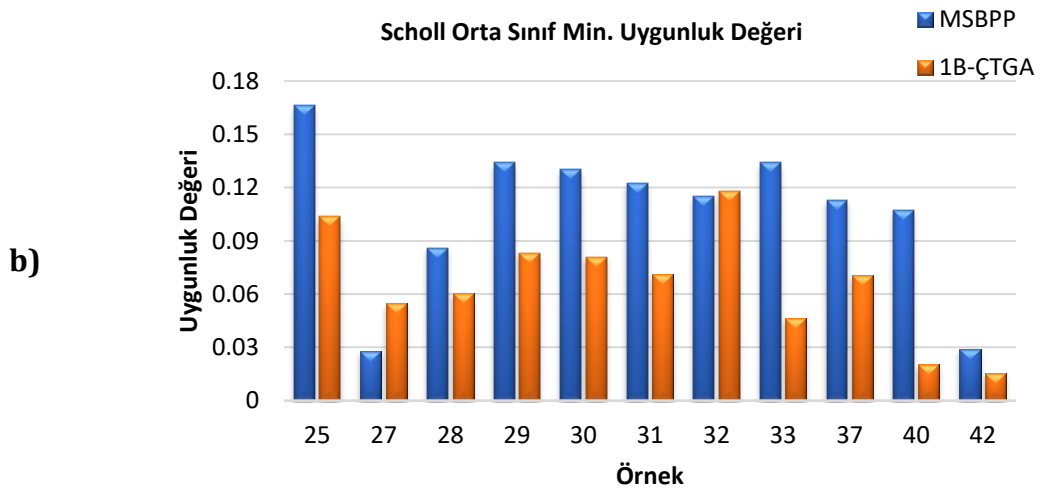
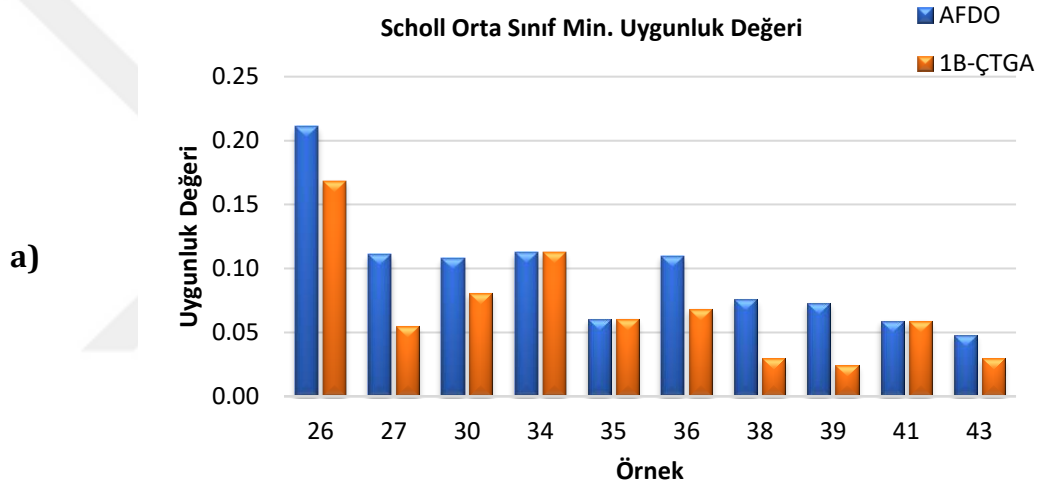
a)



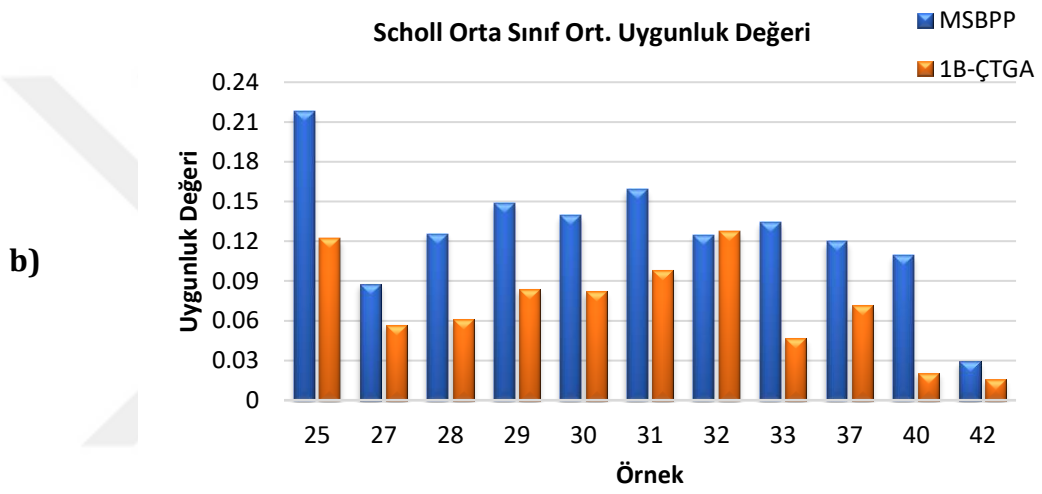
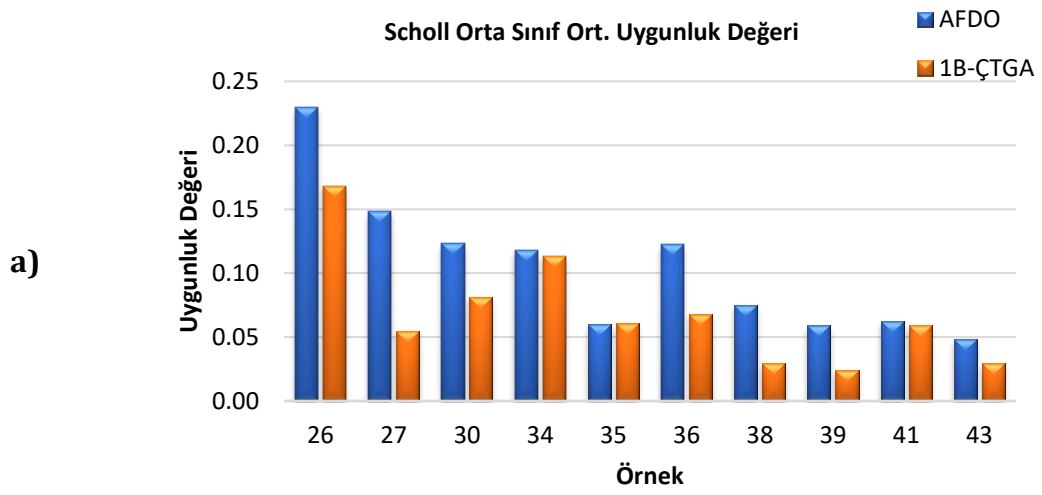
Şekil 4.2 Scholl kolay sınıf Ort. f_i a) AFDO/1B-ÇTGA b) MSBPP/1B-ÇTGA



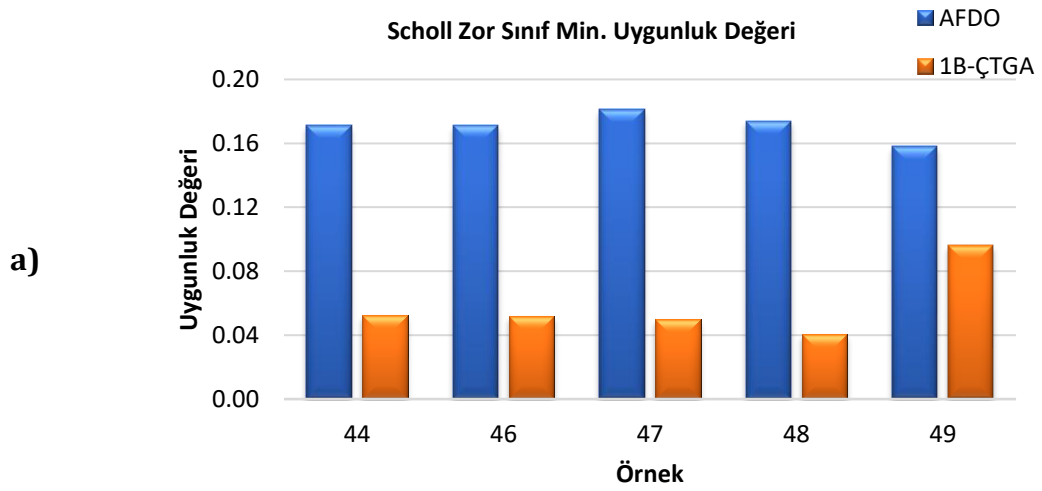
Şekil 4.2 Scholl kolay sınıf Ort. f_i a) AFDO/1B-ÇTGA b) MSBPP/1B-ÇTGA (devamı)



Şekil 4.3 Scholl orta sınıf Min. f_i a) AFDO/1B-ÇTGA b) MSBPP/1B-ÇTGA

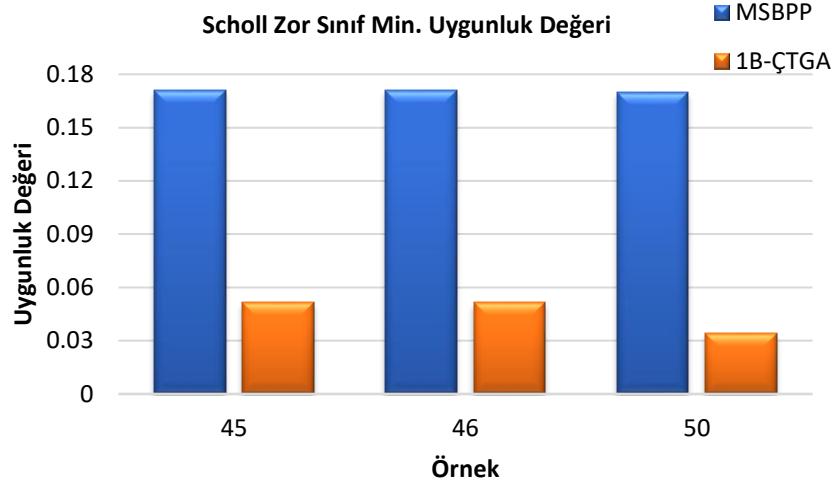


Şekil 4.4 Scholl orta sınıf Ort. f_i a) AFDO/1B-ÇTGA b) MSBPP/1B-ÇTGA



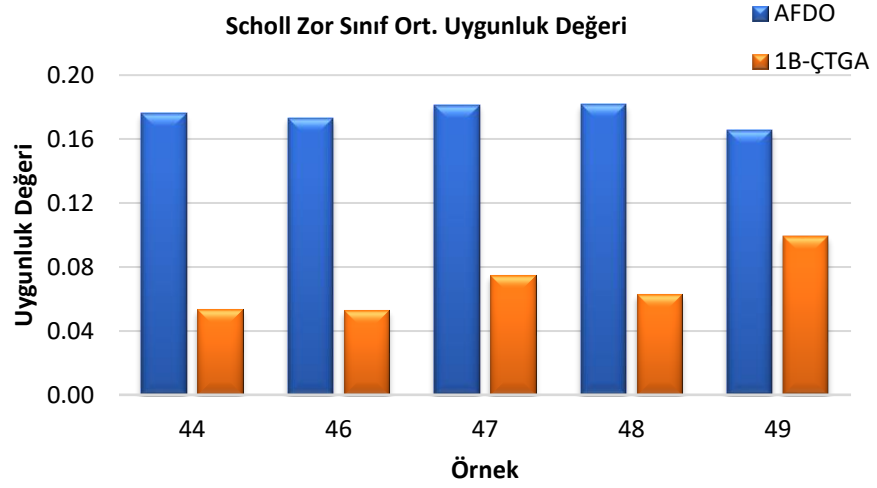
Şekil 4.5 Scholl zor sınıf Min. f_i a) AFDO/1B-ÇTGA b) MSBPP/1B-ÇTGA

b)

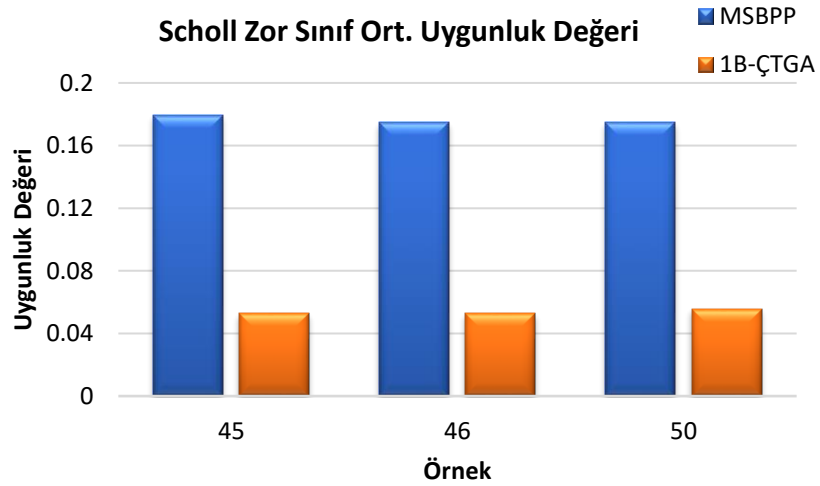


Şekil 4.5 Scholl zor sınıf Min. f_i **a)** AFDO/1B-ÇTGA **b)** MSBPP/1B-ÇTGA (devamı)

a)



b)



Şekil 4.6 Scholl zor sınıf Ort. f_i **a)** AFDO/1B-ÇTGA **b)** MSBPP/1B-ÇTGA

1B-ÇTGA'yı rakip çalışmalar ile karşılaştırmak için kullanılan diğer metrikler, minimum yüzde performansı (4.4) ve ortalama yüzde performansdır (4.5). Bu

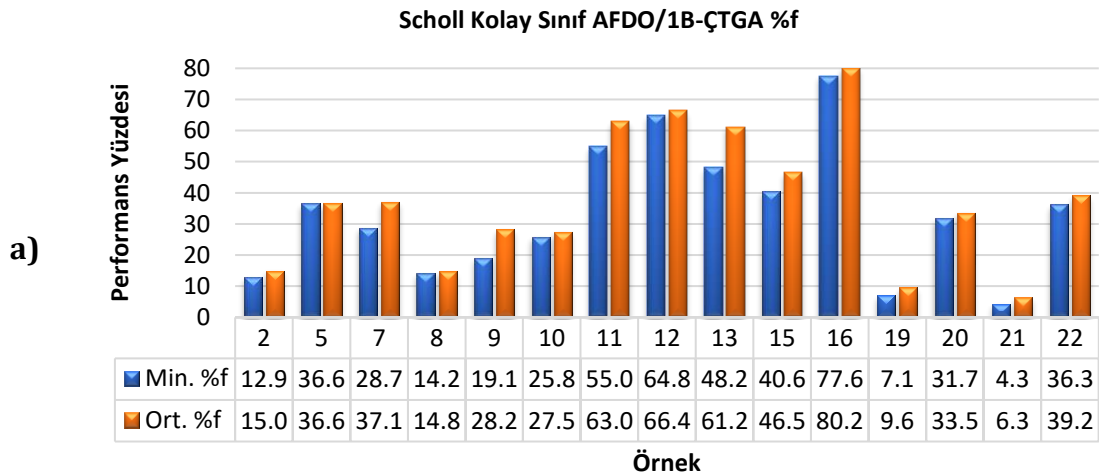
metriklerin hesaplanmasında minimum uygunluk değeri ve ortalama uygunluk değeri kullanılmıştır.

$$Min. \%f = \frac{(Min. f_{AFDO,MSBPP} - Min. f_{1B-ÇTGA})}{Min. f_{AFDO,MSBPP}} * 100 \quad (4.4)$$

$$Ort. \%f = \frac{(Ort. f_{AFDO,MSBPP} - Ort. f_{1B-ÇTGA})}{Ort. f_{AFDO,MSBPP}} * 100 \quad (4.5)$$

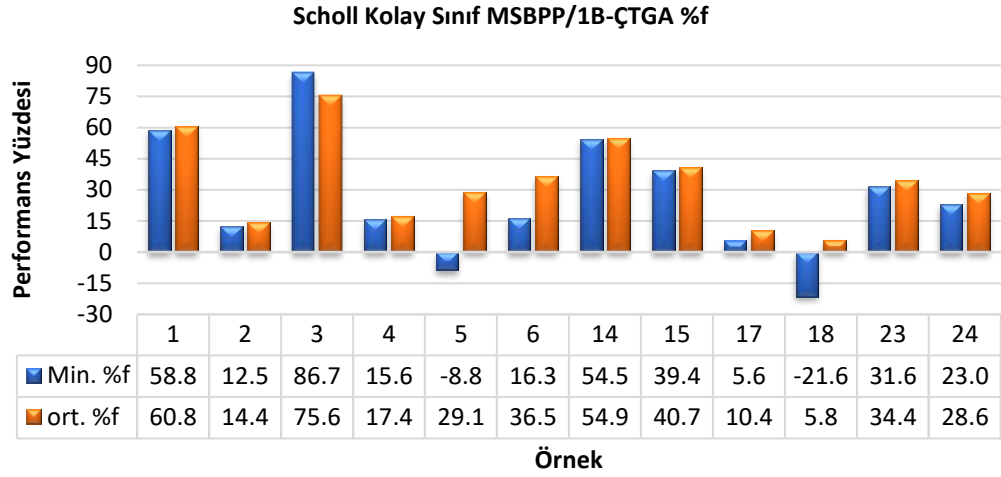
Burada, $Min. f_{AFDO,MSBPP,1B-ÇTGA}$ ve $Ort. f_{AFDO,MSBPP,1B-ÇTGA}$ algoritmaların minimum ve ortalama uygunluk değerleridir. Bu karşılaştırma, 1B-ÇTGA'nın rakiplerine karşı performansını yüzde olarak gösterir. Scholl veri setinin kolay sınıfı için Şekil 4.7'de, orta sınıf için Şekil 4.8'de ve zor sınıfı için Şekil 4.9'da yüzde performans değerleri verilmiştir.

Şekil 4.7a'da 1B-ÇTGA, AFDO ile karşılaştırılmıştır. 1B-ÇTGA, minimum yüzde performans ve ortalama yüzde performans metriğinde tüm örneklerde AFDO'dan daha iyi performans göstermiştir. Şekil 4.7b'de 1B-ÇTGA, MSBPP ile karşılaştırılmıştır. 1B-ÇTGA, minimum yüzde performans metriğinde 12 örneğin 10'unda daha iyi performans gösterirken, MSBPP 2 örnekte (örnek 5, 18) daha iyi sonuçlar elde etmiştir. Ortalama yüzde performans metriğinde, 1B-ÇTGA, tüm örneklerde MSBPP'den daha iyi performans göstermiştir.



Şekil 4.7 Scholl kolay sınıf %f a) AFDO/1B-ÇTGA b) MSBPP/1B-ÇTGA

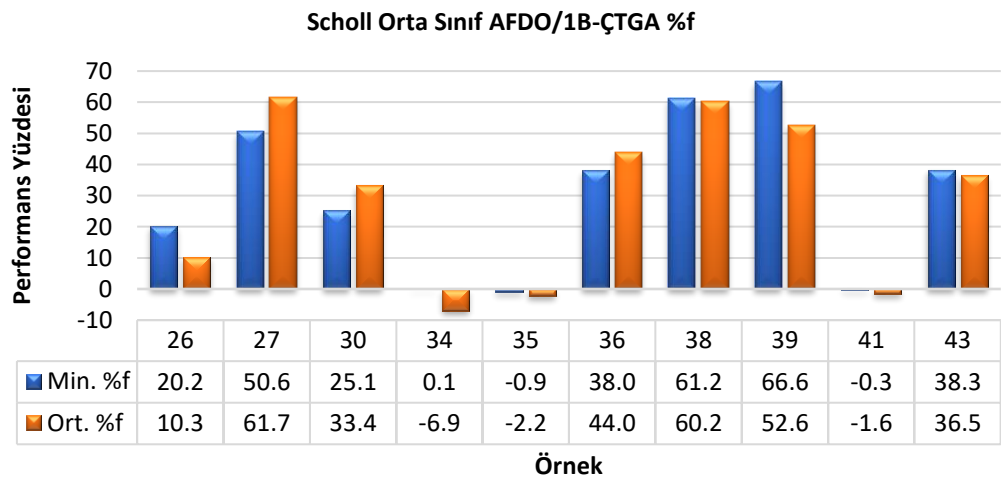
b)



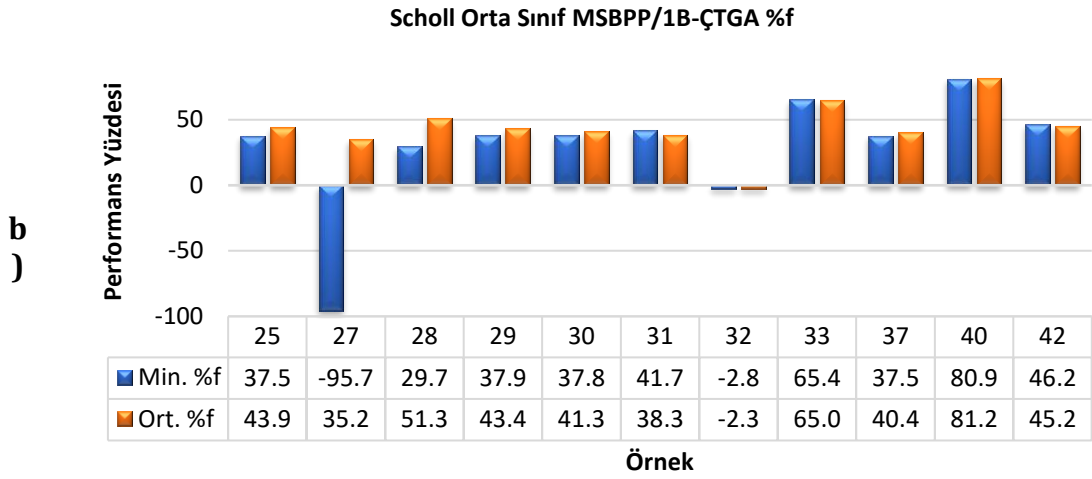
Şekil 4.7 Scholl kolay sınıf %f a) AFDO/1B-ÇTGA b) MSBPP/1B-ÇTGA (devamı)

Şekil 4.8a'da 1B-ÇTGA, orta sınıf örnekler için AFDO ile karşılaştırılmıştır. 1B-ÇTGA, minimum yüzde performans metriğinde 10 örnekten 8'inde daha iyi performans gösterirken, AFDO, 2 örnekte (örnek 35,41) daha iyi sonuçlar elde etmiştir. Ortalama yüzde performans metriğinde, 1B-ÇTGA, 10 örnekten 7'sinde daha iyi performans gösterirken, AFDO, 3 örnekte (örnek 34, 35, 41) daha iyi sonuçlar elde etmiştir. Şekil 4.8b'de 1B-ÇTGA, MSBPP ile karşılaştırılmıştır. 1B-ÇTGA, minimum yüzde performans metriğinde 11 örneğin 9'unda daha iyi performans gösterirken, MSBPP, 2 örnekte (örnek 27, 32) daha iyi sonuçlar elde etmiştir. Ortalama performans metriğinde, 1B-ÇTGA, 11 örneğin 10'unda daha iyi performans gösterirken, MSBPP, 1 örnekte (örnek 32) daha iyi sonuçlar elde etmiştir.

a)

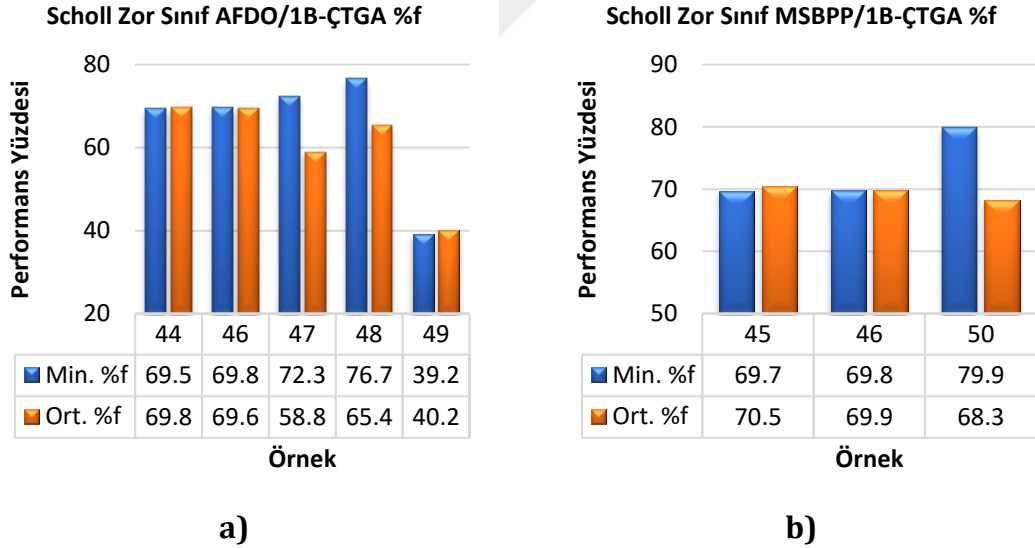


Şekil 4.8 Scholl orta sınıf %f a) AFDO/1B-ÇTGA b) MSBPP/1B-ÇTGA



Şekil 4.8 Scholl orta sınıf %f **a)** AFDO/1B-ÇTGA **b)** MSBPP/1B-ÇTGA (devamı)

Şekil 4.9a'da 1B-ÇTGA, zor sınıf örnekleri için AFDO ile karşılaştırılmıştır. 1B-ÇTGA, minimum yüzde performans ve ortalama yüzde performans metriğinde tüm örneklerde AFDO'dan daha iyi sonuçlar vermiştir. Şekil 4.9b'de 1B-ÇTGA, MSBPP ile karşılaştırılmıştır. 1B-ÇTGA, minimum performans yüzdesi ve ortalama yüzde performans metriğinde tüm örneklerde MSBPP'den daha iyi sonuçlar vermiştir.



Şekil 4.9 Scholl zor sınıf %f **a)** AFDO/1B-ÇTGA **b)** MSBPP/1B-ÇTGA

Bulgulardan elde edilen sonuçlar şu şekildedir.

- ÇTA'nın GA ile hibritlenmesi ÇTA'nın performansını artırmaktadır.
- ÇTA'nın yapısına kaotik lojistik haritanın eklenmesi önerilen algoritmanın yerel minimum tuzağına yakalanmasını engellemektedir.

- ÇTA'nın basit bir yapıda olması çözüm süresinin kısa olmasını sağlamaktadır.
- GA'nın performansı artırmasının sebebi ÇTA'dan farklı bir yerel arama prosedürüne sahip olmasıdır.
- GA'nın her iterasyonda değil sadece ÇTA sonuçları iyileştiremediğinde uygulanması çözüm süresini kısaltmaktadır.
- GA'nın dört farklı mutasyon operatörünün kullanılması çözüm kalitesinin artmasında önemli bir etkidir.
- Yerleşim stratejisi 1B-KPP için uygunluk fonksiyonudur. Yerleşim stratejisi olarak en uygun sezgiselinin kullanılması en az 1B-ÇTGA'nın tasarımı kadar çözüm kalitesini etkilemektedir. Bu bulgular ışığında bir optimizasyon probleminin modellenmesinin başarılı bir sonuç elde edebilmesi için hayati önem taşıdığı teyit edilmiştir.
- Uygunluk fonksiyonunun çıktısı olarak konteyner sayısının kullanılması algoritma durgunluğuna sebep olmaktadır. Algoritma durgunluğu, sonuçların iyileştirilememesidir. Bunun nedenin farklı kutu dizilimlerinin aynı konteyner sayısını verebilecek olmasıdır. Bu nedenle uygunluk fonksiyonunun çıktısı olarak doluluk oranının kullanılması daha iyi sonuçların elde edilmesini sağlamaktadır.
- Eliminasyon işleminde, konteynerleri teorik minimum doluluk oranında dolduran kutuların popülasyondan çıkarılmasını sağlamaktadır. Bu işlem çözüm kalitesini artırmakta ve çözüm süresini kısaltmaktadır. Ancak bu eleme işleminin muhtemel daha iyi çözümleri engelleyebileceği unutulmamalıdır.

4.2 İki Boyutlu Çiçek Tozlaşma Genetik Algoritma Sonuçları

Bu bölümde 2B-ÇTGA, sonuçları literatürden alınan rakip algoritmaların sonuçlarıyla karşılaştırılmıştır. Karşılaştırma için kullanılan veri seti bölüm 3.11.2'de açıklanmıştır. Veri setinin kesin sonuçları bilinmemektedir. 2B-ÇTGA, Python dilinde kodlanmıştır. Simülasyonlar (deneyler), 2,4 GHz CPU ve 6 GB RAM'e sahip 64 bit işletim sisteminde gerçekleştirilir. 2B-ÇTGA, rakip algoritmalarla karşılaştırılmak üzere 30 kez çalıştırılmış ve sonuçlar kaydedilmiştir. 2B-ÇTGA'nın popülasyonu 50 ve iterasyon sayısı 50'dir. Tablo 4.5'te n ile gösterilen sütun her bir alt grubun kaç adet kutu içerdiğinin göstermektedir. Her bir alt grup, aynı sayıda kutuya sahip 10 adet örnek içermektedir ve veri seti toplamda 500 adet örnekten

oluşmaktadır. Diğer algoritmalar ile karşılaştırmak için, kıyaslama parametresi olarak veri setinin 10 sınıfının ve 50 alt grubunun ortalama konteyner sayıları kullanılmıştır.

2B-ÇTGA, BRKGA [60], sıralı değer düzeltme sezgiseli (SVC) [8], Guguk Kuşu Arama Algoritması (CSA), Yarasa Algoritması (BA) [10], Memetik Algoritma (MA) [49] ve Artık Boşluk Maksimizasyonu ile Paketleme (RSMP) [50] algoritmaları ile karşılaştırılmıştır. Karşılaştırma verileri ilgili makalelerden alınmıştır. Tablo 4.5'te 2B-ÇTGA ve rakip algoritmanın sonuçları verilmektedir. Tablo 4.5'te birinci sütunda veri setinin sınıf bilgisi, ikinci sütunda her bir örnekteki kutu sayısı, üçüncü ve sekizinci sütunlar arasında rakip algoritmaların sonuçları, dokuzuncu sütunda 2B-ÇTGA'nın sonuçları ve son sütunda 2B-ÇTGA'nın çözüm süreleri milisaniye cinsinden verilmiştir.

Tablo 4.5 2B-KPP ortalama konteyner sayısı

Sınıf	n	BRKGA	SVC	CSA	BA	MA	RSMP	2BHÇTGA	Süre
1	20	6,6	6,6	6,6	6,6	6,6	6,7	6,6	1,352
	40	12,8	12,8	12,4	12,9	12,8	13,1	12,8	4,432
	60	19,5	19,5	19,4	19,5	19,5	19,6	19,2	9,061
	80	27	27	27	27	26,7	27,1	26,8	14,990
	100	31,3	31,3	31,4	31,4	31,3	31,4	31,3	24,984
	Ort.	19,44	19,44	19,36	19,48	19,38	19,58	19,34	10,964
2	20	1	1	1	1	1	1	1	3,884
	40	1,9	2	2	2	1,9	2	1,9	20,510
	60	2,5	2,5	2,5	2,5	2,5	2,5	2,5	49,342
	80	3,1	3,2	3,1	3,2	3,1	3,1	3,1	87,147
	100	3,9	4	3,9	4	3,9	3,9	3,9	140,662
	Ort.	2,48	2,54	2,5	2,54	2,48	2,5	2,48	60,309
3	20	4,7	4,7	4,7	4,7	4,7	4,7	4,7	1,692
	40	9,2	9,2	9	9,2	9,2	9,5	9	5,467
	60	13,4	13,4	13,5	13,5	13,4	13,6	13,3	10,805

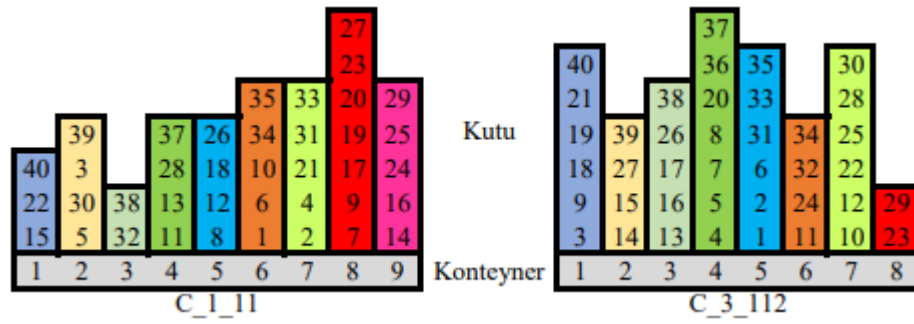
Tablo 4.5 2B-KPP ortalama konteyner sayısı (devamı)

	80	18,2	18,4	18,2	18,6	18,4	18,6	18,1	17,476
	100	22	22	21,9	22	22,1	22,2	22	27,621
	Ort.	13,5	13,54	13,46	13,6	13,56	13,72	13,42	12,612
4	20	1	1	1	1	1	1	1	3,868
	40	1,9	1,9	1,9	1,9	1,9	1,9	1,9	19,344
	60	2,3	2,5	2,5	2,5	2,5	2,5	2,3	46,376
	80	3,1	3,2	3	3,3	3,1	3,2	3	80,447
	100	3,7	3,9	3,8	3,9	3,8	3,7	3,7	131,245
	Ort.	2,4	2,5	2,44	2,52	2,46	2,46	2,38	56,256
5	20	5,9	5,9	5,9	5,9	5,9	5,9	5,9	1,531
	40	11,4	11,4	11	11,5	11,4	11,5	11,2	4,769
	60	17,2	17,3	17,5	17,5	17,4	17,5	17,2	9,605
	80	23,9	23,9	24	23,9	23,9	24	23,7	15,581
	100	27,7	27,7	27	27	27,9	28,3	27,5	24,799
	Ort.	17,22	17,24	17,08	17,16	17,3	17,44	17,1	11,257
6	20	1	1	1	1	1	1	1	3,858
	40	1,6	1,7	1,8	1,8	1,9	1,8	1,5	20,184
	60	2,1	2,1	2,1	2,1	2,1	2,1	2,1	49,500
	80	3	3	3	3	3	3	3	86,981
	100	3,2	3,4	3,5	3,4	3,4	3,3	3,2	142,265
	Ort.	2,18	2,24	2,28	2,26	2,28	2,24	2,16	60,558
7	20	5,2	5,2	5,1	5,2	5,2	5,4	5	1,754
	40	10,2	10,4	10,1	10,5	10,2	10,7	10,2	5,657
	60	14,6	14,5	14,9	14,6	14,6	15,3	14,6	12,173
	80	20,8	20,8	21,2	20,9	21,1	21,9	21,2	19,473
	100	25	25	25,4	25,2	25,3	26,2	25,6	30,230
	Ort.	15,16	15,14	15,34	15,28	15,28	15,9	15,32	13,857

Tablo 4.5 2B-KPP ortalama konteyner sayısı (devamı)

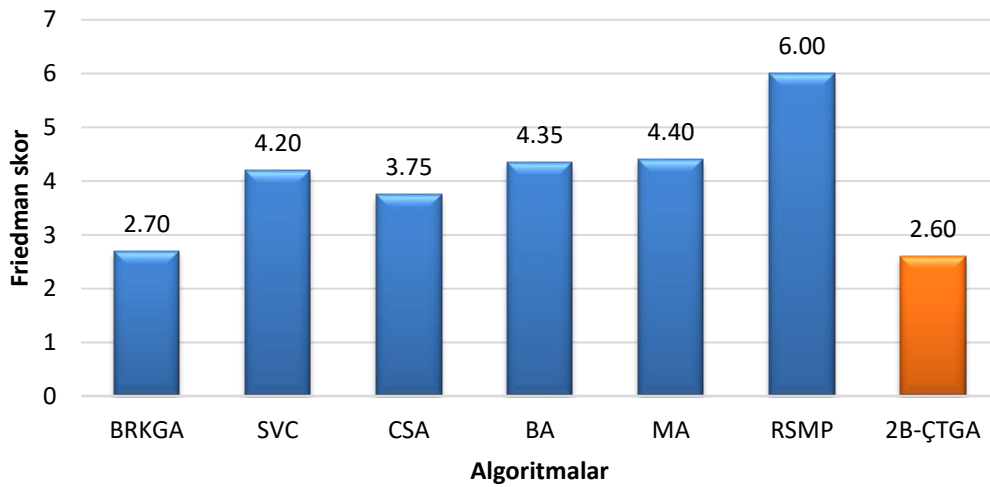
8	20	5,3	5,3	5,4	5,3	5,3	5,4	5,3	1,759
	40	10,3	10,3	10,4	10,1	10,4	10,7	10,2	5,457
	60	14,7	14,7	15,2	14,8	14,8	15,5	14,7	11,847
	80	20,4	20,5	20,6	20,3	20,8	21,4	21,1	19,230
	100	25,2	25,3	26	24,9	25,7	26,4	25,9	29,864
	Ort.	15,18	15,22	15,52	15,08	15,4	15,88	15,44	13,631
9	20	14,3	14,3	14,3	14,3	14,3	14,3	14,3	1,153
	40	27,5	27,5	26,8	27,3	27,5	27,5	27,7	3,487
	60	43,5	43,5	43,6	43,5	43,5	43,5	43,6	7,206
	80	57,3	57,3	57,5	57,3	57,3	57,3	57,5	12,086
	100	69,3	69,3	69,3	69,3	69,3	69,3	69,4	18,350
	Ort.	42,38	42,38	42,3	42,34	42,38	42,38	42,5	8,456
10	20	4,1	4,1	4	4,1	4,1	4,2	4	2,070
	40	7,2	7,2	7,4	7	7,3	7,3	7,1	6,846
	60	9,9	9,9	10	9,9	9,9	10	9,7	15,732
	80	12,5	12,6	12,6	12,7	12,8	13	12,3	27,024
	100	15,4	15,5	15,8	16	15,7	16,1	15,4	39,682
	Ort.	9,82	9,86	9,96	9,94	9,96	10,12	9,7	18,271

Tablo 4.5 incelendiğinde 2B-ÇTGA, 50 alt grubun 33'ünde en iyi çözüme ulaşırken, bu sayı BRKGA için 27, SVC için 20, CSA için 23, BA için 20, MA için 20 ve RSMP için 16'dır. 2B-ÇTGA, 10 adet sınıfın 6'sında en iyi çözüme ulaşırken (sınıf 1-4,6,10), bu sayı BRKGA için 1 (sınıf 2), SVC için 1 (sınıf 7), CSA için 2 (sınıf 5, 9), BA için 1 (sınıf 8), MA için 1 (sınıf 2) ve RSMP için 0'dır. Şekil 4.10'da bazı örneklerin konteyner yerleşimleri verilmiştir.



Şekil 4.10 2B-KPP konteyner yerleşimi

Algoritmaların genel performans değerlendirmesini yapabilmek için parametrik olmayan Friedman testi uygulanmıştır [18]. Friedman testi yapılırken sınıfların ortalama konteyner değerleri kullanılmıştır. Friedman testi ikiden fazla örneğin bulunduğu durumlarda uygulanır ve tek yönlü ANOVA'nın parametrik olmayan türüdür. Friedman testi bağımlı gözlemlerde uygulanan parametrik olmayan bir testtir. Şekil 4.11'da Friedman testinden elde edilmiş ortalama rank değerleri verilmiştir. Şekil 4.11 incelendiğinde 2B-ÇTGA'nın en iyi sonucu elde ettiği görülmektedir.



Şekil 4.11 2B-KPP Friedman test sonuçları

Bulgulardan elde edilen sonuçlar şu şekildedir.

- 1B-ÇTGA'da mutasyon operatörleri, ÇTA sonuçları iyileştiremediğinde kullanılmaktadır. Ancak 2B-KPP, 1B-KPP'ye göre daha zor bir problem olduğundan bu yaklaşım başarılı sonuçlar elde edememiştir. Bu nedenle 2B-ÇTGA'da mutasyon operatörleri yerel arama prosedürü olarak kullanılmıştır. Olasılık anahtarının değerine göre bu operatörler, 1B-ÇTGA'da olduğundan daha fazla kullanılmaktadır.

- ÇTA'nın yerel arama prosedüründe bulunan ve rastgele belirlenen tozlaşma mesafesi LF ile belirlenmiştir. Bu değişiklik, 2B-ÇTGA'nın çözüm uzayını daha verimli aramasına yardımcı olmaktadır.
- Yerleşim stratejisi (uygunluk fonksiyonu) olarak en uygun (Best Fit) sezgisel yöntemin 2B-KPP'ye uyarlanmış versiyonunun kullanılması sonuçların iyileştirilmesinde en az önerilen algoritma kadar önemlidir. Ancak en uygun sezgiselin yerleşim stratejisi olarak kullanılması çözüm süresini artırdığına dikkat edilmelidir. Bunun nedeni en uygun sezgiselin daha fazla işlem gerektirmesidir.

4.3 Kaotik Harris Şahinleri Algoritması Sonuçları

4.3.1 Klasik test fonksiyonları

Önerilen algoritmalar, Tablo A.2'teki test fonksiyonlarına uygulanmıştır. Her algoritma bağımsız olarak 30 kez çalıştırılmış ve sonuçlar kaydedilmiştir. Algoritmaların parametre ayarları Tablo 4.6 verilmiştir. Sonuçların minimum, ortalama ve standart sapma değerleri karşılaştırma metriği olarak kullanılmıştır. Orijinal HŞA'nın PM1, PM2, PM3 ve PM4 modifikasyonu ile oluşturulan kaotik varyantlarının sonuçları sırasıyla Tablo B.1, Tablo B.2, Tablo B.3, Tablo B.4'de verilmiştir. Tüm tablolarda en iyi sonuçlar kalın ve altı çizili olarak gösterilmiştir.

Tablo 4.6. Parametre ayarları

Algoritma	Parametre	İterasyon	Popülasyon
HŞA	Tavşanın enerjisi [0,2]	500	100
K-HŞA	Kaotik harita $x_k = 0,7, [0,1]$ Tavşanın enerjisi [0,2]	500	100

Tablo B.1'de HŞA'da yapılan PM1 modifikasyonu (Bölüm 3.7.2) ile elde edilen sonuçlar gösterilmektedir. Tablo B.1 incelendiğinde PM1 modifikasyonunun HŞA'nın performansını arttırdığı görülmektedir. Minimum değer metriği açısından, PM1C9 (sinüsoidal) ve PM1C10 (Tent) 4'er (%26,6) fonksiyonda en iyi sonuçları elde etmiştir. Ortalama değer metriği açısından, PM1C9 (sinüsoidal) 5 (%33,3) ve PM1C10 (Tent) 3 (%20) fonksiyonda en başarılı sonuçları elde etmiştir. Standart sapma metriği açısından PM1C9 (sinüsoidal), 5 (%33,3) ve PM1C1 (Chebyshev) 4 (%26,6) fonksiyonda en başarılı sonuçlara ulaşmıştır. Sonuçlar, sinüsoidal ve Tent

CM'lerin diğer CM yöntemlerine kıyasla HŞA'nın performansını artırmada daha başarılı olduğunu göstermektedir.

Tablo B.2, HŞA'da yapılan PM2 modifikasyonu ile elde edilen sonuçları göstermektedir. Tablo B.2 incelendiğinde PM2 modifikasyonunun HŞA'nın performansını arttırdığı görülmektedir. Minimum değer metriği açısından PM2C3 (Gauss), 4 (%26,6) fonksiyonda en iyi sonuçları elde etmiştir. Bu metrik açısından, PM2C6 (Çok parçalı), PM2C9 (sinüsoidal) ve PM2C10 (Tent) algoritmalarının her biri 2 (%13,3) fonksiyonda en iyi sonuçları elde etmektedir. Ortalama değer metriği açısından, hem PM2C9 (sinüsoidal) hem de PM2C3 (Gauss) algoritmaları 4 (%26,6) fonksiyonda en başarılı sonuçları elde etmiştir. Standart sapma metriği açısından PM2C9 (sinüsoidal) 5 (%33,3) fonksiyonda en başarılı sonuçları elde ederken, PM2C3 (Gauss) 4 (%26,6) fonksiyonda en başarılı sonuçlara ulaşmıştır. Sonuçlar, sinüsoidal ve Gausiyen CM'nin HŞA'nın performansını artırmada diğer CM yöntemlerine kıyasla daha başarılı olduğunu göstermektedir.

Tablo B.3, HŞA'da yapılan PM3 modifikasyonu ile elde edilen sonuçları göstermektedir. Tablo B.3 incelendiğinde PM3 modifikasyonunun HŞA'nın performansını arttırdığı görülmektedir. Minimum değer metriği açısından, PM3C9 (sinüsoidal), 4 (%26,6) fonksiyonda en iyi sonuçları elde etmiştir. Bu metrik açısından, hem PM3C6 (Çok parçalı) hem de PM3C10 (Tent) algoritmaları 3 (%20) fonksiyonda en iyi sonuçları elde etmektedir. Ortalama değer metriği açısından PM3C9 (Sinüsoidal) 4 (%26,6) ve PM3C2 (Daire), PM3C5 (Lojistik) ve PM3C10 (Tent) algoritmalarının her biri 3 (%20) fonksiyonda en başarılı sonuçlara ulaşmıştır. Standart sapma metriği açısından PM3C9 (Sinüsoidal) 5 (%33,3) ve PM3C2 (Daire) 4 (%26,6) fonksiyonda en başarılı algoritmalar olmuştur. Sonuçlar, Sinüsoidal ve Tent CM'lerin diğer CM yöntemlerine kıyasla HŞA'nın performansını artırmada daha başarılı olduğunu göstermektedir.

Tablo B.4, HŞA'da yapılan PM4 modifikasyonu ile elde edilen sonuçları göstermektedir. Tablo B.4 incelendiğinde PM4 modifikasyonunun HŞA'nın performansını arttırdığı görülmektedir. Minimum değer metriği açısından, PM4C3 (Gauss) 6 (%40), PM4C1 (Chebyshev) ve PM4C10 (Tent) 2 (%13,3) fonksiyonda en iyi sonuçları elde etmiştir. Ortalama değer metriği açısından, hem PM4C3 (Gauss) hem de PM4C9 (Sinüsoidal) 4 (%26,6) fonksiyonda en başarılı sonuçları elde

etmiştir. Standart sapma metriği açısından PM4C9 (sinüsoidal), 4 (%26,6) ve PM4C4 (iteratif) 3 (%20) fonksiyonda en başarılı sonuçlara ulaşmıştır. Sonuçlar, Sinüsoidal ve Gausiyen CM'nin HŞA'nın performansını artırmada diğer CM yöntemlerinden daha başarılı olduğunu göstermektedir.

Önerilen algoritmaları, daha başarılı oldukları test fonksiyon sayısı açısından değerlendirmek en iyi algoritmayı seçmek için uygun bir yöntem değildir. Bunun yerine, tüm test fonksiyonlarındaki başarı sırasına göre bir seçim yapmak daha iyi bir karşılaştırma metriğidir. Önerilen algoritmaların Friedman testinden elde edilen rank değerleri Tablo 4.7'de verilmiştir.

Tablo 4.7 Önerilen algoritmaların rank değerleri

	PM1	PM2	PM3	PM4	Toplam	Rank
C1	82	80	71	84	317	3
C2	77	80	72	85	314	2
C3	92	<u>63</u>	107	99	361	9
C4	98	75	85	71	329	5
C5	72	108	80	90	350	7
C6	<u>67</u>	79	<u>65</u>	<u>60</u>	<u>271</u>	<u>1</u>
C7	147	158	163	154	622	11
C8	80	91	79	84	334	6
C9	86	94	100	99	379	10
C10	100	85	91	85	361	9
HŞA	89	77	77	79	322	4

Tablo 4.7 oluşturulurken algoritmaların performansının daha iyi değerlendirilebilmesi için ortalama değerler kullanılmıştır. PM1, PM3 ve PM4 modifikasyonlarında en başarılı algoritma C6 (Çok parçalı) algoritması iken, PM2 modifikasyonunda en başarılı algoritma C3 (Gauss) algoritmasıdır. Tüm rank değerleri toplandığında C6 (Çok parçalı) algoritmasının 271 puan ile tüm test problemlerinde en iyi performansı gösterdiği görülmektedir. PM4 modifikasyonunda en iyi puanı C6 (Çok parçalı) algoritmasının aldığına dikkat edilmelidir. HŞA 322 puanla dördüncü sırada yer almaktadır. C1 (Chebyshev) ve C2

(Daire) algoritmaları performansları ile HŞA'dan daha başarılıdır. Çok parçalı, Chebyshev ve Daire CM yöntemleri, Friedman rank değeri metriği açısından HŞA'nın performansını artırmaktadır.

Ayrıca algoritmalar hesaplama sürelerine göre karşılaştırılmıştır. Bu karşılaştırma Tablo 4.8'de verilmiştir. Tablo 4.8'de, PM modifikasyonlarında her bir algoritma tarafından elde edilen ortalama süreler 1-4. sütunlarda verilmiştir. 1-4. sütunlardaki sürelerin ortalaması beşinci sütunda verilmiştir. Son sütun, algoritmaların sıra puanlarını içerir. C5 algoritması, zaman metriği açısından en iyi algoritmadır. HŞA, 0,576 s'lik performansla yedinci en iyi algoritmadır. CM'lerin HŞA'nın çözüm kalitesini iyileştirdiği gibi çözüm sürelerini de olumlu etkilediği görülmektedir.

Tablo 4.8 Önerilen algoritmaların çözüm süreleri (saniye)

	PM1	PM2	PM3	PM4	Ort.	Rank
C1	0,532	0,533	0,504	0,521	0,523	2
C2	0,599	0,614	0,549	0,578	0,585	9
C3	0,610	0,588	0,541	0,538	0,569	6
C4	0,590	0,566	0,537	0,578	0,568	5
C5	0,526	0,553	0,494	0,517	0,522	1
C6	0,531	0,548	0,522	0,530	0,532	3
C7	0,702	0,764	0,703	0,746	0,729	11
C8	0,568	0,586	0,563	0,596	0,578	8
C9	0,614	0,609	0,588	0,645	0,614	10
C10	0,536	0,551	0,518	0,525	0,533	4
HŞA	0,595	0,591	0,554	0,564	0,576	7

HŞA'da hangi PM modifikasyonunun daha başarılı olduğunu değerlendirmek için PM modifikasyonlarının başarı puanları Tablo 4.9'de verilmiştir. Başarı puanlaması yapılırken örneğin ortalama değer metriği açısından F1 test fonksiyonunu en iyi çözen PM modifikasyonuna 1 puan ve en kötü çözüm PM modifikasyonuna 4 puan verilmiştir. Bu puanlar Tablo 4.9'de 2-5. sütunlarda verilmiştir. PM'lerin toplam puanları son satırdadır. Bu puanlara göre en başarılı modifikasyon PM4 modifikasyonudur.

Tablo 4.9 Önerilen modifikasyonların puanları

	PM1	PM2	PM3	PM4		PM1	PM2	PM3	PM4
F1	4	1	2	3	F9	3	2	4	1
F2	4	3	1	2	F10	4	2	3	1
F3	4	3	1	2	F11	2	3	4	1
F4	4	3	1	2	F12	4	3	1	2
F5	3	1	4	2	F13	2	4	1	3
F6	3	2	4	1	F14	2	4	3	1
F7	3	1	4	2	F15	2	3	1	4
F8	3	2	4	1	Total	47	37	38	<u>28</u>

Bu veriler kullanılarak genel bir değerlendirme yapıldığında PM4 modifikasyonu ve C6 (Çok parçalı) algoritması daha kararlı davranışlar sergilemesi ve çözüm süresinin rekabetçi olması nedeniyle en iyi olarak tercih edilebilir.

4.3.2 Kaotik Harris Şahinleri Algoritmasının Diğer Kaotik Algoritmalar ile Karşılaştırılması

Bu bölümde, bölüm 4.3.1.'deki sonuçlara bağlı olarak en iyi sonuçlara sahip olan PM4C6 algoritması, literatürdeki diğer kaotik MSA'lar ile karşılaştırılmıştır. Karşılaştırma için, yakın zamanda yayınlanan 4 popüler algoritma seçilmiştir. Bu algoritmalarından ikisi, HŞA'nın kaotik varyantları olan Doğrusal Olmayan Kaotik Harris Şahinleri Algoritması (nonlinear-based chaotic harris hawks optimizer, NCHHO) [130] ve İkili Harris Şahinleri Algoritması (BHHO) [131]'dir. Diğer 2 algoritma, farklı MSA'ların kaotik varyantları olan Kaotik Yerçekimi Arama Algoritması (CGSA) [132] ve Hibrit Parçacık Sürüsü ve Kelebek Optimizasyon Algoritması (HPSBA) [133]'dir. Algoritmalar karşılaştırılırken, adil bir karşılaştırma için popülasyon ve iterasyon sayıları eşit olarak alınmıştır. Her bir algoritma aynı bilgisayarda çalıştırılmış ve 30 bağımsız çalıştırılmalarının sonuçları kaydedilmiştir. Her işlem için iterasyon sayısı 500'dür. Ayrıca 4 farklı popülasyon belirlenerek kapsamlı bir analiz yapılmıştır. Algoritmaların parametreleriyle ilgili bilgiler Tablo 4.10'da verilmiştir.

Tüm algoritmalar iki farklı test grubu ile test edilmiştir. İlk grup, bölüm 4.3.1'de kullanılan klasik test fonksiyonlarıdır ve ayrıntıları Tablo A.2'de verilmiştir. Diğer test grubu ise 10 fonksiyondan oluşan CEC2019'dur [104]. CEC2019 fonksiyonları ile ilgili bilgiler bölüm 3.11.4 verilmiştir.

Tablo 4.10 Algoritmaların parametre ayarları

Algoritma	Parametre	İterasyon	Popülasyon
HPSBA	$a_{ilk} = 0,1, a_{son} = 0,3, c(0) = 0,01,$ $p = 0,6, x(0) = 0,315, \rho = 0,295,$ $c_1 = c_2 = 0,5$	500	30-50-100-200
CGSA	<i>Kaotik başlangıç değeri</i> = 20	500	30-50-100-200
NCHŞA	<i>C (Nonlineer kontrol parametresi)</i> [0,2] <i>Kaotik harita</i> $x_k = 0,7$ [0,1] <i>Tavşanın enerjisi</i> [0,2]	500	30-50-100-200
BHŞA	<i>k – nearest neighbor</i> = 5 <i>Tavşanın enerjisi</i> [0,2]	500	30-50-100-200
PM4C6	<i>Kaotik harita</i> $x_k = 0,7$ [0,1] <i>Tavşanın enerjisi</i> [0,2]	500	30-50-100-200

Tüm algoritmaların sonuçları popülasyon büyüklüklerine göre ayrı ayrı tablolar halinde verilmiştir (Tablo B.5, Tablo B.6, Tablo B.7, Tablo B.8, Tablo B.9, Tablo B.10, Tablo B.11, Tablo B.12). Tüm test fonksiyonları için minimum, ortalama ve standart sapma değerleri karşılaştırma metriği olarak kullanılmıştır. Ayrıca yöntemler arasında kıyaslama yapabilmek için %5 anlamlılık düzeyine sahip parametrik olmayan Wilcoxon testi uygulanmıştır. 15 klasik test fonksiyonlarının ve CEC2019 test fonksiyonlarının Wilcoxon test sonuçları popülasyon büyüklüklerine göre sırasıyla Tablo 4.11 ve Tablo 4.13'te verilmiştir. Tablo 4.11 ve Tablo 4.13'teki '+' işareti önerilen algoritmanın rakiplerinden daha başarılı olduğunu göstermektedir. '-' işareti, önerilen algoritmanın başarı açısından rakiplerinden geride olduğunu gösterir. '=' işareti, önerilen algoritma ile rakipleri arasında anlamlı bir fark olmadığını gösterir. Bu karşılaştırmalara ek olarak, algoritmaların çözüm süreleri de başka bir karşılaştırma ölçütü olarak kullanılmaktadır. 15 klasik test fonksiyonlarının ve CEC2019 test fonksiyonlarının çözüm süreleri popülasyon büyüklüklerine göre sırasıyla Tablo 4.12 ve Tablo 4.14'te verilmiştir.

Tablo 4.11 Klasik fonksiyonların Wilcoxon test sonuçları

Popülasyon: 30					Popülasyon: 50				
	CGSA	HPSBA	NCHHO	BHHO		CGSA	HPSBA	NCHHO	BHHO
F1	+	+	+	+	F1	-	+	+	+
F2	+	+	+	+	F2	-	+	+	+
F3	+	+	+	+	F3	+	+	+	+
F4	+	+	+	+	F4	+	+	+	+
F5	+	+	+	+	F5	+	+	+	+
F6	+	=	+	+	F6	+	=	=	+
F7	+	+	+	+	F7	+	+	+	+
F8	+	+	+	+	F8	+	+	+	+
F9	+	-	+	+	F9	+	=	+	+
F10	+	+	+	+	F10	+	+	+	+
F11	+	+	+	+	F11	+	+	+	+
F12	+	-	-	+	F12	=	=	=	+
F13	-	-	-	-	F13	-	-	-	-
F14	-	-	-	-	F14	-	-	-	-
F15	-	-	-	-	F15	-	-	-	-
+	12	9	11	12	+	9	9	10	12
-	3	5	4	3	-	5	3	3	3
=	0	1	0	0	=	1	2	2	0
Popülasyon: 100					Popülasyon: 200				
F1	+	+	+	+	F1	=	+	+	+
F2	-	+	+	+	F2	+	+	+	+
F3	+	+	+	+	F3	+	+	+	+
F4	+	+	+	+	F4	+	+	+	+
F5	+	+	+	+	F5	+	+	+	+
F6	+	-	+	+	F6	+	-	+	+

Tablo 4.11 Klasik fonksiyonların Wilcoxon test sonuçları (devamı)

F7	+	+	+	=	F7	+	+	+	+
F8	=	+	+	+	F8	=	+	+	+
F9	+	+	+	+	F9	+	-	+	+
F10	+	+	+	+	F10	+	-	+	+
F11	=	+	+	+	F11	+	+	+	+
F12	-	-	=	-	F12	+	=	-	=
F13	-	-	-	-	F13	-	-	-	-
F14	-	-	-	-	F14	-	-	-	-
F15	-	-	-	-	F15	-	-	-	-
+	8	10	11	10	+	10	8	11	11
-	5	5	3	4	-	3	6	4	3
=	2	0	1	1	=	2	2	0	1

Tablo 4.12 Klasik fonksiyonların çözüm süreleri (saniye)

Popülasyon: 30						Popülasyon: 50					
	CGSA	HPSBA	NCHHO	BHHO	PM4C6		CGSA	HPSBA	NCHHO	BHHO	PM4C6
F1	0,0146	0,0158	0,0033	0,0061	0,0019	F1	0,0146	0,0158	0,033	0,0061	0,0019
F2	0,0147	0,0157	0,0037	0,0063	0,0019	F2	0,0147	0,0157	0,0037	0,0063	0,0019
F3	0,0181	0,0194	0,0071	0,0090	0,0085	F3	0,0181	0,0194	0,0071	0,0090	0,0085
F4	0,0147	0,0157	0,0037	0,0063	0,0018	F4	0,0147	0,0157	0,0037	0,0063	0,0018
F5	0,0149	0,0161	0,0038	0,0069	0,0023	F5	0,0149	0,0161	0,0038	0,0069	0,0023
F6	0,0148	0,0158	0,0035	0,0065	0,0020	F6	0,0148	0,0158	0,0035	0,0065	0,0020
F7	0,0146	0,0156	0,0039	0,0063	0,0026	F7	0,0146	0,0156	0,0039	0,0063	0,0026
F8	0,0145	0,0159	0,0042	0,0064	0,0020	F8	0,0145	0,0159	0,0042	0,0064	0,0020
F9	0,0160	0,0174	0,0056	0,0079	0,0042	F9	0,0160	0,0174	0,0056	0,0079	0,0042
F10	0,0162	0,0172	0,0054	0,0081	0,0045	F10	0,0162	0,0172	0,0054	0,0081	0,0045
F11	0,0028	0,0031	0,0040	0,0031	0,0031	F11	0,0028	0,0031	0,0040	0,0031	0,0031

Tablo 4.12 Klasik fonksiyonların çözüm süreleri (saniye) (devamı)

F12	0,0047	0,0050	0,0050	0,0051	0,0047	0,0047	0,0050	0,0050	0,0051	0,0047
F13	0,0095	0,0096	0,0212	0,0099	0,0139	0,0095	0,0096	0,0212	0,0099	0,0139
F14	0,0120	0,0118	0,0238	0,0125	0,0186	0,0120	0,0118	0,0238	0,0125	0,0186
F15	0,0159	0,0155	0,0275	0,0161	0,0247	0,0159	0,0155	0,0275	0,0161	0,0247
Popülasyon: 100						Popülasyon: 200				
F1	0,0473	0,0529	0,0084	0,0069	0,0050	0,0953	0,0905	0,0097	0,0105	0,0091
F2	0,0478	0,0517	0,0075	0,0075	0,0052	0,0961	0,0876	0,0108	0,0099	0,0092
F3	0,0605	0,0599	0,0264	0,0274	0,0238	0,1179	0,1068	0,426	0,0428	0,0396
F4	0,0479	0,0475	0,0116	0,0461	0,0049	0,0953	0,0870	0,199	0,0147	0,0086
F5	0,0491	0,0491	0,0145	0,0469	0,0064	0,0972	0,0887	0,0132	0,0165	0,0114
F6	0,0488	0,0484	0,0128	0,0157	0,0054	0,0874	0,0889	0,0178	0,0157	0,0098
F7	0,0489	0,0483	0,0106	0,0143	0,0069	0,0880	0,0899	0,0181	0,0153	0,0125
F8	0,0485	0,0481	0,0108	0,0143	0,0054	0,0876	0,0913	0,0134	0,0153	0,0098
F9	0,0538	0,0531	0,0164	0,0194	0,0109	0,0985	0,1006	0,0206	0,0249	0,0195
F10	0,0527	0,0527	0,0176	0,0185	0,0118	0,0965	0,0980	0,4227	0,0241	0,0204
F11	0,0095	0,0093	0,0090	0,0085	0,0081	0,0172	0,0170	0,0174	0,0143	0,0136
F12	0,0160	0,0151	0,0173	0,0140	0,0117	0,0287	0,0279	0,0220	0,0237	0,0202
F13	0,0315	0,0283	0,0281	0,0265	0,0269	0,0569	0,0526	0,0525	0,0426	0,0510
F14	0,0399	0,0360	0,0410	0,0335	0,0386	0,0721	0,0661	0,0524	0,0531	0,0697
F15	0,0532	0,0474	0,0525	0,0443	0,0470	0,0945	0,0879	0,0787	0,0685	0,0769

Tablo 4.11 incelendiğinde, PM4C6, %5 anlamlılık düzeyinde rakip algoritmalarından daha iyi performans gösterdiği görülmektedir. PM4C6, rakiplerine göre F1-F12 arasındaki fonksiyonlarda rekabetçi sonuçlar gösterirken, F13-F15 arasındaki fonksiyonlarda başarısız sonuçlar vermektedir. PM4C6, HŞA'nın iki kaotik varyantı olan NCHHO ve BHHO'dan daha başarılıdır. Bu üstünlük tüm popülasyon büyüklüklerinde görülmektedir. Popülasyon büyüklüklerine bağlı olarak, PM4C6'nın başarısı CGSA ve HPSBA'ya göre farklılık göstermektedir. Böyle bir durum, CGSA ve HPSBA'nın performansının popülasyon büyüklüklerine duyarlı

olmasıyla açıklanabilir. Tablo 4.12 incelendiğinde PM4C6'nın çözüm süresinin daha kısa olduğu görülmektedir. HŞA varyantlarının çözüm süresinin, diğer MSA varyantlarından daha kısa olduğuna özellikle dikkat edilmelidir.

Tablo 4.13 CEC2019 Wilcoxon test sonuçları

Popülasyon: 30					Popülasyon: 50				
CEC	CGSA	HPSBA	NCHHO	BHHO	CEC	CGSA	HPSBA	NCHHO	BHHO
01	+	+	+	+	01	+	+	+	+
02	-	+	+	-	02	+	+	+	+
03	=	+	+	=	03	=	=	=	=
04	=	-	-	+	04	+	-	+	+
05	=	-	-	+	05	+	+	-	+
06	+	+	+	+	06	-	=	-	+
07	-	-	-	-	07	=	-	+	-
08	=	-	-	-	08	-	-	-	-
09	=	-	-	+	09	+	+	+	+
10	+	+	=	+	10	+	-	-	+
+	3	5	4	6	+	6	4	5	7
-	2	5	5	3	-	2	4	4	2
=	5	0	1	1	=	2	2	1	1
Popülasyon: 100					Popülasyon: 200				
01	+	+	+	+	01	+	+	+	+
02	+	+	+	+	02	=	+	+	+
03	-	=	=	=	03	=	=	=	=
04	+	-	+	+	04	+	+	+	+
05	+	+	-	+	05	+	-	-	=
06	=	=	-	+	06	+	+	+	+
07	+	+	+	+	07	+	-	=	-
08	=	-	-	-	08	+	+	+	-

Tablo 4.13 CEC2019 Wilcoxon test sonuçları (devamı)

09	=	-	-	+	09	+	-	-	+
10	+	+	+	+	10	+	+	+	+
+	6	5	5	8	+	8	6	6	6
-	1	3	4	1	-	0	3	2	2
=	3	2	1	1	=	2	1	2	2

Tablo 4.14 CEC2019 Çözüm süreleri (saniye)

Popülasyon: 30						Popülasyon: 50				
CEC	CGSA	HPSBA	NCHHO	BHHO	PM4C6	CGSA	HPSBA	NCHHO	BHHO	PM4C6
1	0,0695	0,0698	0,0681	0,0663	0,0638	0,1142	0,1172	0,1154	0,1083	0,1094
2	0,0088	0,0096	0,0086	0,0094	0,0033	0,0139	0,0156	0,0094	0,0084	0,0068
3	0,0102	0,0107	0,0051	0,0061	0,0039	0,0162	0,0175	0,0106	0,0096	0,0086
4	0,0063	0,0067	0,0047	0,0037	0,0040	0,0103	0,0111	0,0870	0,0102	0,0078
5	0,0067	0,0070	0,0051	0,0043	0,0041	0,0108	0,0135	0,0109	0,0104	0,0101
6	0,0251	0,0221	0,0165	0,0167	0,0161	0,0260	0,0268	0,0252	0,0247	0,0254
7	0,0075	0,0077	0,0066	0,0068	0,0057	0,0119	0,0123	0,0084	0,0091	0,0088
8	0,0069	0,0075	0,0065	0,0066	0,0051	0,0113	0,0118	0,0102	0,0094	0,0077
9	0,0060	0,0064	0,0043	0,0038	0,0031	0,0097	0,0102	0,0076	0,0069	0,0051
10	0,0065	0,0071	0,0050	0,0041	0,0048	0,0103	0,0108	0,0092	0,0078	0,0075
Popülasyon: 100						Popülasyon: 200				
1	0,2345	0,2368	0,2291	0,2119	0,2027	0,4317	0,4291	0,4126	0,4289	0,4091
2	0,0286	0,0294	0,0160	0,0179	0,0107	0,0324	0,0352	0,0274	0,0242	0,0182
3	0,0333	0,0326	0,0237	0,0222	0,0148	0,0607	0,0628	0,4884	0,0342	0,0240
4	0,0212	0,0204	0,0107	0,0141	0,0128	0,0385	0,0383	0,0291	0,0217	0,0212
5	0,0221	0,0213	0,0170	0,0161	0,0122	0,0403	0,0398	0,0284	0,0264	0,0245
6	0,0533	0,0565	0,0512	0,0473	0,0495	0,1168	0,1145	0,1072	0,0948	0,0965
7	0,0231	0,0223	0,0181	0,0193	0,0156	0,0427	0,0428	0,0367	0,0382	0,0315

Tablo 4.14 CEC2019 Çözüm süreleri (saniye) (devamı)

8	0,1980	0,0202	0,0173	0,0171	0,0142	0,0388	0,0410	0,0362	0,0320	0,0265
9	0,0118	0,0112	0,0107	0,0083	0,0095	0,0330	0,0354	0,0214	0,0247	0,0161
10	0,0212	0,0238	0,0204	0,0176	0,0198	0,0350	0,0379	0,0369	0,0338	0,0296

Tablo 4.13, PM4C6'nın %5 anlamlılık düzeyinde rakiplerinden daha iyi performans sahip olduğunu göstermektedir. Ayrıca popülasyon büyüklüğü arttığında PM4C6'nın üstünlüğünün daha belirgin olduğuna dikkat edilmelidir. Tablo 4.14'teki algoritmaların çözüm sürelerine bakıldığında PM4C6'nın tüm popülasyon büyüklüklerinde rakiplerinden daha iyi performans gösterdiği görülmektedir. Bu test grubunda HŞA varyantlarının çözüm süreleri diğer kaotik MSA varyantlarına göre daha kısa olduğuna dikkat edilmelidir.

Literatürde önerilen OA'ların mühendislik problemleriyle test edilmesi sıklıkla tercih edilen bir yöntemdir. Bu tezde önerilen PM4C6 (Çok parçalı) algoritması, mühendislik problemlerindeki performansını test etmek ve rakip algoritmalarla karşılaştırmak için 3 mühendislik problemine uygulanmıştır.

4.3.3 Basınçlı Kap Tasarım Problemi

Basınçlı kap tasarım problemiyle ilgili bilgiler bölüm 3.11.6.1'de verilmiştir. Rakip algoritmaların değerleri literatürdeki makalelerden alınmıştır. Karşılaştırılan diğer algoritmalarda olduğu gibi PM4C6'nın popülasyon büyüklüğü 30, iterasyon sayısı 500'dür ve 30 bağımsız çalışmanın sonuçları kayıt altına alınmıştır. Elde edilen sonuçlar Tablo 4.15'te verilmiştir. Buna göre önerilen algoritmanın rekabetçi sonuçlar elde ettiği ve HŞA'ya göre daha başarılı olduğu görülmektedir. Önerilen algoritma, HŞA'ya göre yaklaşık %3 daha başarılı sonuçlar elde etmiştir.

Tablo 4.15 Basınçlı kap problemi sonuçları

Algoritma	Ts	Th	R	L	Opt. Mal.
PM4C6	0,8458	0,3094	43,4811	165,6206	5823,2523
SOA [29]	0,7781	0,3833	40,3151	200	5879,5241
SHO [125]	0,7782	0,3849	40,3150	200	5885,5773
PSO [29]	0,7789	0,3847	40,3209	200	5891,3879

Tablo 4.15 Basıncılı kap problemi sonuçları (devamı)

HŞA [28]	0,8176	0,4073	42,0917	176,7196	6000,4626
GWO [87]	0,8125	0,4345	42,0892	176,7587	6051,5639
CSS [134]	0,8125	0,4375	42,1036	176,5727	6059,0888
MDDE [135]	0,8125	0,4375	42,0985	176,6361	6059,7017
WEO [136]	0,8125	0,4375	42,0985	176,6366	6059,7100
DELC [137]	0,8125	0,4375	42,0985	176,6366	6059,7143
HPSO [138]	0,8125	0,4375	42,0984	176,6366	6059,7143
BA [139]	0,8125	0,4375	42,0985	176,6366	6059,7143
MFO [140]	0,8125	0,4375	42,0985	176,6366	6059,7143
G-QPSO [141]	0,8125	0,4375	42,0984	176,6372	6059,7208
WOA [142]	0,8125	0,4375	42,0983	176,6389	6059,7410
BIANCA [143]	0,8125	0,4375	42,0968	176,6580	6059,9384

4.3.4 Gerilme ve Sıkıştırma Yayı Tasarım Problemi

Gerilme ve sıkıştırma yayı tasarım problemiyle ilgili bilgiler bölüm 3.11.6.2’de verilmiştir. Rakip algoritmaların değerleri literatürdeki makalelerden alınmıştır. Adil bir karşılaştırma yapmak için PM4C6’nın popülasyon büyüklüğü 30, iterasyon sayısı 500’dür ve 30 bağımsız çalışmanın sonuçları kaydedilmiştir. Elde edilen sonuçlar Tablo 4.16’de verilmiştir. Sonuçlar, PM4C6’nın HŞA ve diğer algoritmalarından daha iyi sonuçlar elde ettiğini göstermektedir. PM4C6, HŞA’ya göre yaklaşık %0,5 daha başarılı sonuçlar elde etmiştir.

Tablo 4.16 Gerilme ve sıkıştırma yayı problemi sonuçları

Algoritma	d	D	N	Opt. Mal.
<i>PM4C6</i>	<i>0,0500</i>	<i>0,3189</i>	<i>13,8277</i>	<i>0,012621</i>
SOA [29]	0,0517	0,3429	12,0885	0,012645
TEO [144]	0,0518	0,3587	11,1684	0,012665
DELC [137]	0,0517	0,3567	11,2890	0,012665
HEAA [145]	0,0517	0,3567	11,2883	0,012665
WEO [136]	0,0517	0,3566	11,2941	0,012665
BA [139]	0,0517	0,3567	11,2885	0,012665

Tablo 4.16 Gerilme ve sıkıştırma yayı problemi sonuçları (devamı)

WCA [146]	0,0517	0,3565	11,3004	0,012665
Rank-iMDDE [147]	0,0517	0,3567	11,2890	0,012665
SFS [148]	0,0517	0,3567	11,2890	0,012665
HŞA [28]	0,0518	0,3593	11,1389	0,012665
GWO [87]	0,0517	0,3567	11,2889	0,012666
MFO [140]	0,0520	0,3641	10,8684	0,012667
CWCA [149]	0,0517	0,3571	11,2708	0,012672
SHO [125]	0,0511	0,3438	12,0955	0,012674
SSA [88]	0,0512	0,3452	12,0040	0,012676
WOA [142]	0,0512	0,3452	12,0040	0,012676

4.3.5 Üç Çubuklu Kafes Tasarım Problemi

Üç çubuklu kafes tasarım problemiyle ilgili bilgiler bölüm 3.11.6.3'te verilmiştir. Rakip algoritmaların değerleri literatürdeki makalelerden alınmıştır. Adil bir karşılaştırma yapabilmek için PM4C6'nın popülasyon büyüklüğü ve iterasyon sayısı sırasıyla 30 ve 500 olarak alınmış ve 30 bağımsız çalışmanın sonuçları kaydedilmiştir. PM4C6'nın ve rakip algoritmaların sonuçları Tablo 4.17'da verilmiştir. Sonuçlar, PM4C6'nın diğer algoritmalarından daha başarılı olduğunu göstermektedir.

Tablo 4.17 Üç çubuklu kafes tasarım problemi sonuçları

Algoritma	A1	A2	Opt. ağırlık
<u>PM4C6</u>	<u>0,7814</u>	<u>0,42822</u>	<u>263,84548</u>
HŞA [28]	0,7887	0,40828	263,89584
DEDS [150]	0,7887	0,40825	263,89584
MVO [151]	0,7886	0,40845	263,89585
GOA [129]	0,7889	0,40762	263,89588
PSO-DE [152]	0,7887	0,40825	263,89584
SSA [88]	0,7887	0,40828	263,89584
MBA [153]	0,7886	0,40856	263,89585
MFO [140]	0,7883	0,40947	263,89598
CS [86]	0,7887	0,40902	263,97160

Bulgulardan elde edilen sonuçlar şu şekildedir.

- Kaotik haritalar HŞA'nın performansını artırmaktadır.
- HŞA'nın yapısında bulunan tüm rastgele değişkenlerin kaotik haritalar ile belirlenmesi (PM4) diğer modifikasyon yöntemlerinden (PM1, PM2, PM3) daha iyi sonuç vermektedir. Bunun nedeni çözüm uzayının daha iyi araştırılmasıdır
- Parçalı kaotik harita diğer kaotik haritalara göre HŞA'nın performansını daha fazla artırmıştır. Bunun nedeni, parçalı kaotik haritanın 4 farklı durum için rastgele sayı üretebilme yeteneğidir. Bu durum HŞA'nın 6 farklı arama prosedürüne sahip olmasıyla paralellik göstermektedir.
- F1-F15 fonksiyonlarının sonuçları, CGSA ve HPSBA'nın popülasyon sayısı arttığında performanslarının da arttığını göstermektedir. Bunun nedeni CGSA ve HPSBA'nın küçük popülasyon sayılarında gösterdikleri kötü performanstır.
- K-HŞA ve HŞA varyantı olan NCHHO, BHHO, çözüm süresi metriğinde rakip algoritmalarından daha başarılı olmuştur. Bu durum HŞA'nın karar mekanizmasının daha az karmaşık olmasıyla açıklanabilir.
- F13-F15 (Shekel 1,2,3) fonksiyonlarında K-HŞA başarısız olmuştur. Bu durum F13-F15'in çok boyutlu, çok modlu, sürekli, deterministik olmasından kaynaklanmaktadır. Ayrıca bu durum emeksiz yemek olmaz teoremiyle de açıklanabilir. Önerilen algoritmanın bu eksikliğin giderilmesi için rastgele değişkenlerin birden fazla kaotik haritalar ile belirlenmesi düşünülebilir.
- CEC2019 testlerinde K-HŞA rekabetçi sonuçlar elde etmiştir. Bu durum önerilen algoritmanın kaotik haritalar sayesinde daha iyi arama kabiliyetine sahip olduğu şeklinde yorumlanabilir. Özellikle popülasyon sayısı arttığında daha iyi sonuçlar elde edilmektedir. Popülasyon sayısı arttığında algoritmaların performansının artması olağan bir durumdur. Ancak önerilen algoritmanın performansı, rakiplerinden özellikle de 2 kaotik HŞA varyantından daha fazla artmış olması önemli bir sonuçtur. Bu durum bir MSA'nın rastgele belirlenen değişkenlerinin tamamının kaotik haritalar ile belirlenmesinin daha iyi sonuçlar verebileceğini göstermektedir.
- Önerilen algoritmanın, klasik mühendislik problemlerinden elde ettiği sonuçlar ümit vericidir.

4.4 Üç Boyutlu Harris Şahinleri Algoritması Sonuçları

3B-HŞA, son zamanlarda yayınlanmış olan Denge Optimize Edici (EO) [128], Martı Optimizasyon Algoritması (SOA) [29], Gradyan Tabanlı Optimize Edici (GBO) [154], HŞA ve ÇTA [100] algoritmaları ile karşılaştırılmıştır. CEC2019 fonksiyonları için kıyaslama metriği olarak ortalama, minimum, standart sapma değerleri ve çözüm süreleri kullanılmıştır. Ayrıca yöntemler arasındaki farklılıkları tespit etmek için %5 anlamlılık derecesine sahip parametrik olmayan Wilcoxon testi uygulanmıştır [155]. Test uygulanırken ortalama değerler kullanılmıştır. Kutu paketleme probleminde ise konteyner sayısı ve çözüm süresi karşılaştırma metriği olarak kullanılmıştır.

Tüm algoritmalar, Ubuntu işletim sistemi, 10. Nesil i9 işlemcili ve 64 GB RAM'e sahip bir bilgisayarda Python dilinde kodlanarak çalıştırılmıştır. Algoritmaların 30 bağımsız çalıştırma sonuçları kaydedilmiştir. CEC2019 fonksiyonları için algoritmaların performanslarını karşılaştırmak adına 4 farklı popülasyon büyüklüğü belirlenmiştir. Karşılaştırma için kullanılan algoritmaların parametre ayarları Tablo 4.18'te verilmiştir.

Tablo 4.18 Algoritmaların parametre ayarları

Algoritma	Parametre	Fonksiyona ulaşım	Popülasyon
EO	$a_1: 2, a_2: 1, GP: 0.5$	25000	30-50-100-200
SOA	Kontrol parametresi (A) : $[2,0], f_c: 2$	25000	30-50-100-200
GBO	$\beta_{min}: 0.2, \beta_{max}: 1.2, pr: 0.5$	25000	30-50-100-200
ÇTA	$p: 0.7$	25000	30-50-100-200
HŞA	Tavşanın enerjisi: $[0,2]$	25000	30-50-100-200
3B-HŞA	Tavşanın enerjisi: $[0,2]$	25000	30-50-100-200

4.4.1 CEC2019 Fonksiyonları ile Testler

Önerilen 3B-HŞA'nın ve rakip algoritmaların CEC2019 test fonksiyonlarından elde ettikleri ortalama, minimum ve standart sapma değerleri Tablo C.1, Tablo C.2, Tablo C.3 ve Tablo C.4'da verilmiştir. Her bir tablodaki popülasyon sayısının farklı olduğuna dikkat edilmelidir. Tablolar incelendiğinde, önerilen algoritma, EO, SOA ve ÇTA'ya tüm popülasyon büyüklüklerinde üstünlük sağladığı görülmektedir. 3B-HŞA,

orijinal HŞA'dan tüm popülasyonlarda daha başarılı sonuçlar elde etmiştir. Elde edilen sonuçlar bu tez kapsamında yapılan geliştirmelerin HŞA'nın performansını artırdığını teyit etmektedir. Ayrıca, 3B-HŞA, GBO ile rekabet edebilir sonuçlar üretmektedir. Özellikle popülasyon arttıkça elde edilen sonuçlar 3B-HŞA lehine iyileşmektedir.

Tablo 4.19'de Wilcoxon testinden elde edilen sonuçlar verilmiştir. Tabloda '+' işareti 3B-HŞA'nın rakiplerinden daha başarılı olduğunu göstermektedir. '-' işareti 3B-HŞA'nın rakiplerine göre başarısız sonuçlar elde ettiğini ifade etmektedir. '=' işareti ise 3B-HŞA ile rakipleri arasında anlamlı bir farklılığın olmadığı göstermektedir. Tablo 4.19 incelendiğinde, 3B-HŞA tüm test fonksiyonlarında EO, SOA ve ÇTA'ya üstünlük sağlarken, HŞA'ya göre ise bir örnek hariç, eşit ya da daha iyi sonuçlar elde etmiştir (popülasyon: 30, CEC08). 3B-HŞA, GBO'ya göre makul bir başarı göstermektedir. Özellikle popülasyon arttığında 3B-HŞA'nın performansının arttığına dikkat edilmelidir.

Tablo 4.19 CEC2019 Wilcoxon test sonuçları

Popülasyon: 30						Popülasyon: 50				
CEC	EO	SOA	ÇTA	GBO	HŞA	EO	SOA	ÇTA	GBO	HŞA
01	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+
02	+	+	+	=	=	+	+	+	+	+
03	=	=	=	=	=	=	+	+	=	=
04	+	+	+	-	+	+	+	+	-	+
05	+	+	+	-	+	+	+	+	+	+
06	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+
07	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+
08	+	+	+	+	-	+	+	+	+	=
09	+	+	+	-	+	+	+	+	-	+
10	+	+	+	-	+	+	+	+	-	+

Tablo 4.19 CEC2019 Wilcoxon test sonuçları (devamı)

Popülasyon: 100						Popülasyon: 200				
CEC	EO	SOA	ÇTA	GB0	HŞA	EO	SOA	ÇTA	GB0	HŞA
01	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+
02	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+
03	=	+	+	=	=	=	+	+	=	=
04	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+
05	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+
06	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+
07	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+
08	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+
09	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+
10	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+

Tablo 4.20’da tüm algoritmaların çözüm süreleri saniye cinsinden verilmiştir. Tablo 4.20 incelendiğinde, sırasıyla SOA, HŞA ve 3B-HŞA’nın en hızlı algoritmalar oldukları görülmektedir. SOA en hızlı algoritma olsa da çözüm kalitesi iyi değildir. HŞA, 3B-HŞA’dan daha iyi çözüm süresine sahiptir. Ancak elde ettiği sonuçlar 3B-HŞA’dan daha kötüdür. GB0, popülasyon büyüklüğü 30 ve 50 iken her ne kadar rekabetçi sonuçlar elde etse de çözüm süresi bakımından en yavaş algoritmadır.

Tablo 4.20 CEC2019 çözüm süreleri (saniye)

Popülasyon:30											
CEC	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	Total
EO	45,90	1,71	2,02	1,92	2,15	8,05	2,48	2,43	1,78	1,86	70,30
SOA	42,90	1,13	1,40	1,36	1,63	7,75	2,09	1,77	1,10	1,26	62,40
ÇTA	44,00	1,37	1,68	1,58	1,84	7,99	2,27	2,12	1,38	1,53	65,80
GB0	45,50	2,74	3,03	2,65	2,86	8,84	3,46	3,09	2,31	2,52	77,00
HŞA	44,50	1,05	1,29	1,30	1,47	7,44	1,93	1,77	1,08	1,27	63,10
3B-HŞA	44,90	1,16	1,43	1,34	1,53	7,25	1,96	1,75	1,06	1,27	63,70

Tablo 4.20 CEC2019 çözüm süreleri (saniye) (devamı)

Popülasyon:50											
EO	59,60	1,97	2,35	2,16	2,32	11,20	2,70	2,67	1,90	2,05	88,90
SOA	58,00	1,14	1,46	1,31	1,48	10,10	2,06	1,81	1,08	1,30	79,70
ÇTA	56,20	1,39	1,74	1,55	1,73	10,30	2,17	2,05	1,31	1,54	80,00
GBO	59,30	2,65	3,01	2,69	2,87	11,50	3,52	3,21	2,45	2,72	93,90
HŞA	59,30	1,15	1,50	1,33	1,50	10,10	1,99	1,83	1,08	1,33	81,10
3B-HŞA	60,20	1,30	1,64	1,46	1,63	10,30	2,19	1,96	1,22	1,47	83,40
Popülasyon:100											
EO	44,60	1,73	1,98	1,88	2,09	8,16	2,37	2,29	1,66	1,75	68,50
SOA	43,10	1,08	1,32	1,32	1,51	7,93	2,09	1,80	1,14	1,27	62,60
ÇTA	44,00	1,46	1,61	1,55	1,80	8,08	2,24	2,07	1,40	1,51	65,70
GBO	45,60	2,77	3,02	2,71	2,98	9,21	3,50	3,19	2,51	2,63	78,10
HŞA	46,00	0,99	1,28	1,26	1,41	7,43	1,86	1,68	1,03	1,21	64,20
3B-HŞA	44,80	1,20	1,45	1,35	1,53	7,51	2,01	1,79	1,16	1,35	64,20
Popülasyon:200											
EO	45,30	1,69	1,94	1,88	2,05	8,14	2,34	2,28	1,68	1,67	69,00
SOA	43,50	1,11	1,34	1,35	1,51	8,05	2,06	1,77	1,07	1,16	62,90
ÇTA	44,90	1,41	1,63	1,54	1,79	8,16	2,17	2,07	1,34	1,51	66,50
GBO	46,40	2,65	2,96	2,76	2,88	9,23	3,36	3,14	2,48	2,61	78,50
HŞA	45,00	1,02	1,28	1,22	1,41	7,66	1,85	1,68	1,01	1,23	63,40
3B-HŞA	45,10	1,17	1,43	1,35	1,55	7,70	2,05	1,72	1,14	1,37	64,60

Bulgulardan elde edilen sonuçlar şu şekildedir.

- 3B-HŞA, tüm popülasyon büyüklüklerinde EO, SOA ve ÇTA'ya üstünlük sağlamıştır. Bu üstünlük Wilcoxon testiyle teyit edilmiştir. Bu durum, 3B-HŞA'nun karar mekanizmasının daha verimli çalıştığını göstermektedir.
- 3B-HŞA, HŞA'dan tüm popülasyon büyüklüklerinde daha başarılı sonuçlar elde etmiştir. Bu durum 3B-HŞA'da yapılan geliştirmelerin başarılı olduğunu teyit

etmektedir. Ayrıca HŞA'nın yapısında bulunan rastgele değişkenlerin, HŞA'nın yerel minimum tuzağına yakalanmasına sebep olduğu anlaşılmıştır.

- 3B-HŞA düşük popülasyon büyüklüklerinde (popülasyon: 30, 50) GBO'ya karşı bir üstünlüğü bulunmamaktadır. Popülasyon büyüklüğü arttığında ise (popülasyon: 100, 200) 3B-HŞA net bir şekilde GBO'dan daha iyi sonuçlar elde etmektedir.

- Popülasyon büyüklüğü 3B-HŞA'nın performansı üzerinde önemli bir etkiye sahiptir. Bu nedenle 3B-HŞA uygulamalarında probleme özgü popülasyon büyüklüğü seçimi yapılmalıdır.

- EO, SOA, ÇTA'nın başarısız sonuçlar elde etmesinin tek sebebi karar mekanizmasının basitliği değildir. Ayrıca bu algoritmaların yapısında 3B-HŞA, HŞA ve GBO'da olduğundan daha az rastgele değişkenler bulunmaktadır. Bu durum EO, SOA, ÇTA'nın çözüm uzayını verimli bir şekilde taramasını engellemektedir.

- Rastgele değişkenlerin varlığı algoritmaların performansını artırsa da bu rastgele değişkenlerin belirlenme biçimi algoritmaların performansını doğrudan etkilemektedir. 3B-HŞA'nın, rastgele değişkenleri LF ile belirlenmiştir. Bu yöntem, 3B-HŞA'nın performansını artırmıştır. 3B-HŞA'nın, GBO ve HŞA'dan daha iyi performans sergilemesinin sebeplerinden biri de bu farklılıktır.

- HŞA'nın çözüm süresi, 3B-HŞA'dan daha kısadır. Bu durum 3B-HŞA geliştirilirken yapılan değişikliklerle açıklanabilir. Orijinal HŞA'da 6 farklı adım bulursa da bu adımlarda yapılan işlemler 3B-HŞA'ya göre daha kısa sürede tamamlanmaktadır. 3B-HŞA'da 4 farklı adım vardır. Ancak bu adımlarda yapılan işlemlerin hesaplama maliyeti, orijinal HŞA'dan daha yüksektir. Bu maliyetin yüksekliği çözüm kalitesini artırdığı için kabul edilmiştir.

- Çözüm süresi bakımından 3B-HŞA, GBO'dan daha başarılıdır. Bu durum GBO'nun karar mekanizmasının daha karmaşık olması ile açıklanabilir.

4.4.2 Üç Boyutlu Kutu Paketleme Problemi Veri Seti ile Testler

Tablo 4.21'da tüm algoritmaların 3B-KPP'den elde ettikleri konteyner sayıları verilmiştir. Tablo 4.21 incelendiğinde 3B-HŞA, 8 sınıfın tamamında ve 32 alt grubun 30'unda en iyi sonuçları elde ederek en başarılı algoritma olmuştur. Ayrıca Şekil 4.12'de algoritmaların toplam konteyner sayıları verilmiştir. 3B-HŞA, veri setinin

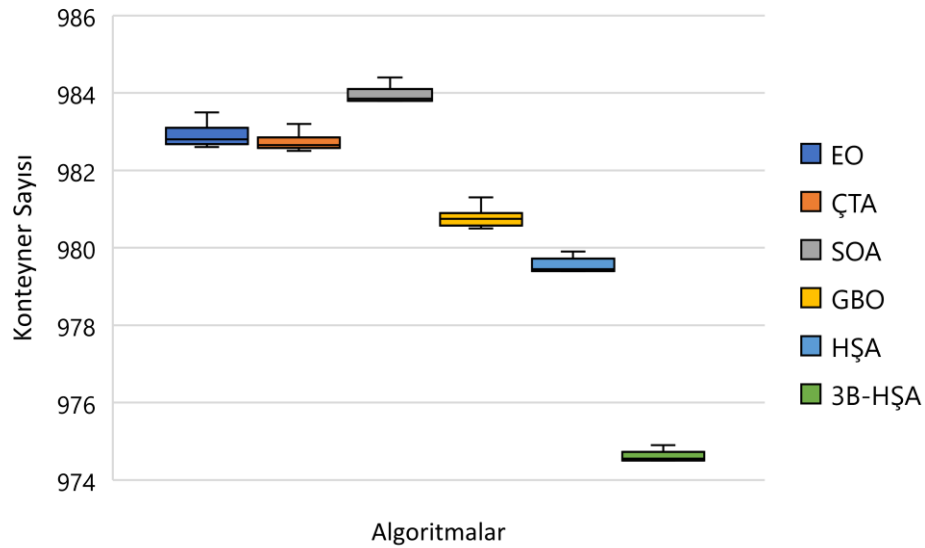
paketlenmesi için gerekli olan minimum konteyner sayısına ulaşarak en başarılı algoritma olmuştur. HŞA ve GBO elde ettikleri sonuçlar ile sırasıyla en başarılı ikinci ve üçüncü algoritmalar olmuştur.

Tablo 4.21 3B-KPP konteyner sayıları

Sınıf	n	EO	ÇTA	SOA	GBO	HŞA	3B-HŞA
1	50	13,4	13,4	13,5	13,4	13,4	13,3
	100	26,7	26,8	26,7	26,7	26,6	26,4
	150	36,3	36,5	36,5	36,2	36,1	36,3
	200	50,9	50,9	51,0	51	51,0	50,7
2	50	13,7	13,8	13,8	13,7	13,9	13,7
	100	25,7	25,5	25,8	25,6	25,7	25,4
	150	37,0	36,8	37,0	36,7	36,7	36,5
	200	49,5	49,5	49,7	49,5	49,4	49,3
3	50	13,4	13,4	13,4	13,4	13,4	13,3
	100	26,1	26,3	26,1	26	26,0	25,8
	150	37,9	37,8	37,7	37,6	37,8	37,5
	200	50,4	50,4	50,3	50,2	50,3	49,7
4	50	29,4	29,4	29,4	29,4	29,4	29,4
	100	58,8	58,8	58,8	58,8	58,8	58,8
	150	87,0	87,0	87,0	87	87,0	87,0
	200	118,5	118,5	118,5	118,5	118,6	118,5
5	50	8,3	8,4	8,6	8,6	8,3	8,2
	100	15,1	15,0	15,2	15,2	15,0	14,9
	150	20,1	20,2	20,3	20,3	20,2	19,9
	200	27,5	27,7	27,7	27,3	26,9	27,1
6	50	9,7	9,9	9,6	9,6	9,6	9,5
	100	19,3	19,0	19,2	19	18,9	18,7
	150	29,3	29,4	29,1	29,1	29,0	28,8

Tablo 4.21 3B-KPP konteyner sayıları (devamı)

	200	37,4	37,3	37,5	37,3	37,2	37,1
7	50	7,3	7,4	7,6	7,4	7,5	7,2
	100	12,5	12,4	12,4	12,4	12,4	12,1
	150	15,8	15,6	15,4	15,4	15,5	15,2
	200	23,4	23,5	23,5	23,4	23,4	23,3
8	50	9,5	9,5	9,6	9,5	9,5	9,1
	100	19,0	18,9	19,1	19	18,9	18,8
	150	23,9	23,9	23,9	23,8	23,7	23,6
	200	29,8	29,6	29,9	29,5	29,3	29,4
Toplam		982,6	982,5	983,8	980,5	979,4	974,5

**Şekil 4.12** 3B-KPP toplam konteyner sayısı

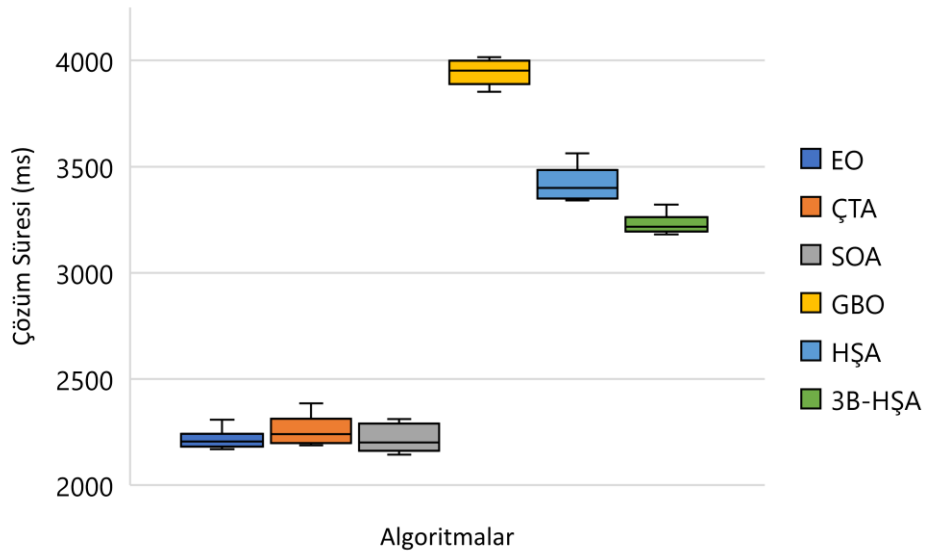
Tablo 4.22’de tüm algoritmaların her bir alt grup için çözüm süreleri verilmiştir. Şekil 4.13’de ise algoritmaların toplam çözüm süreleri verilmiştir. Sırasıyla SOA, EO ve ÇTA en hızlı algoritmalarlardır. Ancak bu algoritmaların konteyner sayısı sonuçları GBO, HŞA ve 3B-HŞA’dan daha kötüdür. 3B-HŞA, çalışma süresi metriğine göre GBO ve HŞA’dan daha başarılı olmuştur.

Tablo 4.22 3B-KPP çözüm süreleri (milisaniye)

Sınıf	n	EO	ÇTA	SOA	GB0	HŞA	3B-HŞA
1	50	7,13	7,70	8,64	17,13	15,76	12,09
	100	28,27	30,57	30,17	62,79	56,01	45,32
	150	70,87	72,62	72,68	141,58	124,13	106,01
	200	122,61	123,40	123,25	242,87	212,63	190,22
2	50	9,07	8,96	8,76	17,90	15,45	13,59
	100	33,15	33,37	32,72	65,52	56,85	52,98
	150	72,28	72,93	71,78	141,95	124,00	113,44
	200	124,42	126,13	123,80	245,85	216,91	200,06
3	50	10,39	10,29	10,16	19,85	17,52	15,92
	100	36,20	36,22	35,91	70,55	62,38	57,28
	150	78,25	78,67	77,34	155,52	138,26	122,23
	200	135,12	137,45	135,85	271,36	232,52	217,23
4	50	6,25	6,34	6,29	12,36	10,93	9,52
	100	21,28	22,36	21,89	42,84	37,35	34,01
	150	47,42	47,89	47,05	93,59	82,21	68,93
	200	80,30	83,33	83,14	160,98	138,20	126,53
5	50	13,55	14,19	14,32	25,65	24,57	17,66
	100	57,17	57,95	55,93	102,24	83,25	74,81
	150	132,81	135,61	128,94	244,11	188,34	175,59
	200	230,98	228,01	225,96	353,67	308,18	309,09
6	50	10,65	10,64	10,30	17,16	14,19	15,14
	100	35,87	36,50	34,01	58,80	49,29	50,93
	150	74,65	74,54	74,01	121,98	108,44	108,01
	200	126,87	129,07	124,54	209,56	181,72	183,81
7	50	12,70	12,86	12,75	20,42	17,01	17,06
	100	45,84	46,23	44,21	73,90	60,72	64,60

Tablo 4.22 3B-KPP çözüm süreleri (milisaniye) (devamı)

	150	111,54	111,16	104,36	180,46	150,41	155,71
	200	166,67	167,14	162,73	270,31	230,76	243,39
8	50	10,58	10,55	10,84	16,21	14,53	14,10
	100	34,87	35,36	33,69	54,50	50,39	48,40
	150	79,37	80,57	77,52	124,40	112,30	117,33
	200	141,28	137,98	139,43	216,64	205,73	199,74
	Toplam	2168,42	2186,60	2142,96	3852,65	3340,92	<u>3180,76</u>

**Şekil 4.13** 3B-KPP toplam çözüm süreleri

Bulgulardan elde edilen sonuçlar şu şekildedir.

- 3B-KPP veri setinden elde edilen konteyner sayısı metriğine göre 974,5 konteyner sayısı ile 3B-HŞA en başarılı algoritma olmuştur. HŞA, 979,4 konteyner sayısı ile ikinci, GBO, 980,5 konteyner sayısı ile üçüncü en iyi algoritma olmuştur.
- Konteyner sayısı metriğinde başarılı olamayan EO, ÇTA, SOA çözüm süresi metriğinde en başarılı algoritmalar olmuştur. GBO, en yavaş çalışan algoritmadır. 3B-HŞA, çalışma süresi bakımından HŞA'dan %5 daha iyi çözüm süresine sahiptir.
- 3B-HŞA, CEC2019 fonksiyonlarında HŞA'dan daha yavaş çalışırken 3B-KPP'de daha hızlı çalışmaktadır. Bunun nedeni 3B-HŞA'nın, 3B-KPP için türettiği

özmlerin istikrarlı bir şekilde HŞA'dan daha iyi olmasıdır. Elde edilen tüm veriler birlikte değeriendirildiğinde 3B-HŞA'nın rekabetçi sonuçlar elde ettięi görlmektedir.

- 3B-KPP kombinatorial optimizasyon problemlerindendir. Rastgele değışkenlerin belirlenme yönteminin bu problem sınıfında da önemli olduęu anlaşılmaktadır.

- 3B-HŞA, HŞA'nın geliştirilmiş ve sadeleştirilmiş bir varyantıdır. 3B-HŞA'nın elde ettięi başarılı sonuçlar, bir optimizasyon algoritmasının sadeleştirme yapılarak da performansının artırılabilceğini göstermektedir



5.1 Değerlendirmeler

Bu doktora tezinde bir boyutlu, iki boyutlu ve üç boyutlu kutu paketleme problemleri (1B-KPP, 2B-KPP, 3B-KPP) için özgün meta-sezgisel çözüm önerileri geliştirilmiş ve sunulmuştur.

1B-KPP'nin çözümünde Çiçek Tozlaşma Algoritması (ÇTA) ile Genetik Algoritmanın (GA) hibritlenmesiyle elde edilen yeni bir 1B-ÇTGA kullanılmıştır. Önerilen 1B-ÇTGA ile AFDO, ILWOA ve MSBPP algoritmaları karşılaştırılmıştır. Veri setinin kolay sınıfı için 1B-ÇTGA, AFDO'ya göre minimum yüzde performans ve ortalama yüzde performans metriklerinde sırasıyla %33,5 ve %37,7 daha iyi performans sergilemiştir. Ayrıca 1B-ÇTGA, MSBPP'ye göre minimum yüzde performans ve ortalama yüzde performans metriklerinde sırasıyla %26,1 ve %34,1 daha iyi performans göstermiştir. Veri setinin orta sınıfı için 1B-ÇTGA, AFDO'ya göre minimum yüzde performans ve ortalama yüzde performans metriklerinde sırasıyla %29,9 ve %28,8 daha iyi performans sergilemiştir. Ayrıca 1B-ÇTGA, MSBPP'ye göre minimum yüzde performans ve ortalama yüzde performans metriklerinde sırasıyla %28,7 ve %43,9 daha iyi performans göstermiştir. Veri setinin zor sınıfı için 1B-ÇTGA, AFDO'ya göre minimum yüzde performans ve ortalama yüzde performans metriklerinde sırasıyla %65,5 ve %60,7 daha iyi performans sergilemiştir. Ayrıca 1B-ÇTGA, MSBPP'ye göre minimum yüzde performans ve ortalama yüzde performans metriklerinde sırasıyla %73,1 ve %69,6 daha iyi performans göstermiştir.

2B-KPP'nin çözümünde ÇTA ve GA hibritlenmesiyle elde edilen 2B-ÇTGA kullanılmıştır. 2B-ÇTGA, BRKGA, SVC, CSA, BA, MA ve RSMP algoritmaları ile karşılaştırılmıştır. 2B-ÇTGA veri setinin 6 sınıfında en iyi sonuçları elde etmiştir. İkinci en iyi algoritma ise CSA'dır ve iki sınıfta daha iyi sonuçlara ulaşmıştır. 2B-ÇTGA, veri seti sınıflarının %60'ında en iyi sonuçları elde etmiş ve CSA'dan 3 kat fazla sınıfta başarı sağlamıştır. Ayrıca, 2B-ÇTGA, 50 alt-grubun 33'ünde en iyi

sonuçları elde ederek en başarılı algoritma olmuştur. Alt-gruplarda ikinci en iyi algoritma BRKGA olup, 27 alt-grubu başarılı bir şekilde çözmüştür. 2B-ÇTGA, alt grupların %66'sını başarı ile çözmüş ve en yakın rakibinden %12 daha başarılı sonuçlar elde etmiştir. Diğer yandan, rakip algoritmalar, sınıf 7, 8 ve 9'da 2B-ÇTGA'dan daha başarılı olmuştur. Bu sınıflarda bulunan kutuların büyüklükleri konteyner boyutlarına yakındır. Bu durum önerilen algoritmanın görece küçük boyutlu kutuların bulunduğu veri setlerinde daha başarılı olduğunu göstermektedir.

3B-KPP'nin çözümü için farklı yöntemlerle ÇTA ve GA hibritlenmiştir. Ancak başarılı sonuçlar elde edilememiştir. Bu nedenle literatürdeki birçok uygulamada başarılı sonuçlar elde eden HŞA çözüm yöntemi olarak tercih edilmiştir. HŞA'nın geliştirilebilir bir algoritma olup olmadığını değerlendirmek için HŞA'ya 10 farklı kaotik harita 4 farklı modifikasyon yöntemi ile uyarlanmıştır (K-HŞA). Toplamda 40 adet algoritma türetilmiştir. Bu algoritmalar ilk önce birbirleriyle ve HŞA ile karşılaştırılmıştır. En iyi modifikasyon yöntemi ve kaotik harita belirlendikten sonra önerilen algoritma 4 farklı meta sezgisel algoritma ile karşılaştırılmıştır. Bu algoritmalarından ikisi, HŞA'nın kaotik varyantları olan NCHHO ve BHHO'dur. Diğer 2 algoritma, farklı MSA'ların kaotik varyantları olan CGSA ve HPSBA'dır. Elde edilen sonuçlar kaotik haritaların HŞA'nın performansını artırdığını göstermiştir.

Bu veriler ışığında, HŞA sadeleştirme stratejisi kullanılarak geliştirilmiş (3B-HŞA) ve 3B-KPP'ye uygulanmıştır. Önerilen algoritma, EO, ÇTA, GBO, SOA ve HŞA algoritmaları ile karşılaştırılmıştır. 3B-HŞA en yakın rakibi HŞA'dan konteyner sayısını metriğinde %0,503, çözüm süresi metriğinde ise %5,035 daha iyi performans göstermiştir.

5.2 Bilime Katkılar

Bu doktora tezinin bilime katkıları aşağıdaki gibi özetlenebilir.

- 1B-KPP için özgün 1B-ÇTGA geliştirilmiş ve sunulmuştur. Önerilen algoritma, ÇTA ile GA'nın hibritlenmesiyle oluşturulmuştur. Önerilen algoritmanın ana optimizasyon prosedürü ÇTA'dır. GA, ÇTA sonuçları iyileştiremediğinde uygulanmaktadır. Bu yöntemle çözüm kalitesinin yanında çözüm süreside iyileştirmektedir.

- 1B-KPP'nin çözümü için eleminasyon stratejisini geliştirilmiştir. Eleminasyon işleminde, yerleştirildikleri konteynerleri tam olalar dolduran kutular çözüm uzayından çıkarılır. Bu işlem çözüm kalitesini ve süresini iyileştirmektedir.
- 2B-KPP için özgün 2B-ÇTGA geliştirilmiş ve sunulmuştur. Önerilen algoritma, ÇTA ile GA'nın hibritlenmesiyle oluşturulmuştur. Önerilen algoritmanın global arama prosedürü ÇTA ile gerçekleştirilirken yerel arama prosedürü GA ile gerçekleştirilmektedir.
- HŞA'nın performansının artırılabilir bir algoritma olup olmadığını tespit etmek için 4 farklı yöntem ve 10 farklı kaotik harita ile ayrı ayrı modifiye edilmiştir. Bu modifiye işlemlerinde HŞA'nın rastgele parametreleri kaotik haritalar ile belirlenmiştir. Elde edilen sonuçlar HŞA'nın geliştirilmeye açık bir algoritma olduğunu göstermektedir. Ayrıca HŞA'nın rastgele parametrelerinin kaotik haritalar ile belirlenmesinin HŞA'nın performansını artırdığı tespit edilmiştir.
- HŞA'nın matematiksel modeli incelenmiş ve Harris şahinlerinin dominant davranışları baza alınarak özgün bir sadeleştirme stratejisi geliştirilmiştir. Bu sadeleştirilmiş HŞA'ya 3B-HŞA adı verilmiştir.
- Önerilen 3B-HŞA, 3B-KPP'ye uygulanmıştır. Elde edilen sonuçlar sadeleştirme stratejisinin çözüm kalitesini ve süresini olumlu yönde etkilediğini göstermektedir.
- Bir MSA'nın probleme özgü bir sadeleştirme stratejisi ile performansının artırılabilirliği gösterilmiştir.
- MSA'larda bulunan rastgele parametrelerin sayısı ve belirlenme yöntemi MSA'ların performansını etkilemektedir. Bu rastgele parametrelerin, programla dilinin rastgele sayı üreteçleriyle değil, kaotik haritalar gibi tekrarsız sayı üreteçleri ile belirlenmesi MSA'ların performansını artırmaktadır.

5.3 Öneriler

Bu doktora tezinde, literatürde bulunan ve sanal olarak oluşturulan veri setleri kullanılmıştır. Bu veri setleri gerçek dünya problemlerinden daha fazla heterojenliğe sahiptir. Bunun nedeni gerçek problemlerde kutu ölçülerinin

standartlarının olmasıdır. Bu nedenle gerçek dünya problemleri çözülürken MSA'lar probleme uygun bir şekilde basitleştirilerek çözüm süreleri kısaltılabilir. Ayrıca literatürdeki KPP ile ilgili veri setleri eskidir ve birçok çalışmaya konu olmuştur. KPP alanında yeni bir veri setinin eksikliği hissedilmektedir. KPP'nin çözümünde MSA'ların tasarımı ne kadar önemli ise yerleştirme stratejisi de o kadar önemlidir. Yeni yerleşim stratejilerinin geliştirilmesi KPP alanının önemli bir eksikliğini giderecektir. Literatürde bulunan MSA'ların birçoğu benzer çözüm vektörü üretme prosedürlerine sahiptir. Çözümlerin iyileştirilmesi ve yenilik ortaya koyma açısından bu prosedürlere farklı açılardan yaklaşılması gerekmektedir. Bu tezde MSA'ların rastgele değişkenlerinin belirlenmesinde sınırlı sayıda kaotik harita kullanılmıştır. Bu sayının artırılması veya yeni yöntemlerin geliştirilmesi faydalı bir araştırma konusu olabilir.

- [1] X. Zhao, J. A. Bennell, T. Bektaş, and K. Dowsland, 'A comparative review of 3D container loading algorithms', *Int. Trans. Oper. Res.*, vol. 23, no. 1–2, pp. 287–320, Jan. 2016, doi: 10.1111/ITOR.12094.
- [2] T. H. S. Li *et al.*, 'A Three-Dimensional Adaptive PSO-Based Packing Algorithm for an IoT-Based Automated e-Fulfillment Packaging System', *IEEE Access*, vol. 5, pp. 9188–9205, 2017, doi: 10.1109/ACCESS.2017.2702715.
- [3] G. Wäscher, H. Haußner, and H. Schumann, 'An improved typology of cutting and packing problems', *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 183, no. 3, pp. 1109–1130, Dec. 2007, doi: 10.1016/j.ejor.2005.12.047.
- [4] C. Munien, S. Mahabeer, E. Dzitiro, S. Singh, S. Zungu, and A. E. Ezugwu, 'Metaheuristic Approaches for One-Dimensional Bin Packing Problem: A Comparative Performance Study', *IEEE Access*, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3046185.
- [5] T. Kucukyilmaz and H. E. Kiziloğlu, 'Cooperative parallel grouping genetic algorithm for the one-dimensional bin packing problem', *Comput. Ind. Eng.*, vol. 125, pp. 157–170, Nov. 2018, doi: 10.1016/j.cie.2018.08.021.
- [6] A. K. Virk and K. Singh, 'Application of Nature Inspired Algorithms to Optimize Multi-objective Two-Dimensional Rectangle Packing Problem', *J. Ind. Integr. Manag.*, vol. 04, no. 04, p. 1950010, Dec. 2019, doi: 10.1142/s2424862219500106.
- [7] A. Lodi, M. Monaci, and E. Pietroboni, 'Partial enumeration algorithms for Two-Dimensional Bin Packing Problem with guillotine constraints', *Discret. Appl. Math.*, vol. 217, pp. 40–47, Jan. 2017, doi: 10.1016/j.dam.2015.09.012.
- [8] Y. P. Cui, Y. Cui, and T. Tang, 'Sequential heuristic for the two-dimensional bin-packing problem', *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 240, no. 1, pp. 43–53, Jan. 2015, doi: 10.1016/j.ejor.2014.06.032.
- [9] N. Dahmani, S. Krichen, and D. Ghazouani, 'A variable neighborhood descent approach for the two-dimensional bin packing problem', *Electron. Notes Discret. Math.*, vol. 47, pp. 117–124, Feb. 2015, doi: 10.1016/j.endm.2014.11.016.
- [10] A. K. Virk and K. Singh, 'Solving Two-Dimensional Rectangle Packing Problem Using Nature-Inspired Metaheuristic Algorithms', *J. Ind. Integr. Manag.*, vol. 03, no. 02, p. 1850009, Jun. 2018, doi: 10.1142/s2424862218500094.
- [11] S. Grandcolas and C. Pinto, 'A New Search Procedure for the Two-dimensional Orthogonal Packing Problem', *J. Math. Model. Algorithms Oper. Res.*, vol. 14, no. 3, pp. 343–361, Aug. 2015, doi: 10.1007/s10852-015-9278-z.
- [12] W. H. El-Ashmawi and D. S. A. Elminaam, 'A modified squirrel search algorithm based on improved best fit heuristic and operator strategy for bin packing problem', *Appl. Soft Comput. J.*, vol. 82, Sep. 2019, doi: 10.1016/j.asoc.2019.105565.
- [13] E. López-Camacho, H. Terashima-Marín, G. Ochoa, and S. E. Conant-Pablos,

- 'Understanding the structure of bin packing problems through principal component analysis', *Int. J. Prod. Econ.*, vol. 145, no. 2, pp. 488–499, Oct. 2013, doi: 10.1016/j.ijpe.2013.04.041.
- [14] S. Martello, D. Pisinger, and D. Vigo, 'Three-dimensional bin packing problem', *Oper. Res.*, vol. 48, no. 2, pp. 256–267, 2000, doi: 10.1287/opre.48.2.256.12386.
- [15] Y. Stoyan, A. Pankratov, and T. Romanova, 'Cutting and packing problems for irregular objects with continuous rotations: mathematical modelling and non-linear optimization', *J. Oper. Res. Soc.*, vol. 67, no. 5, pp. 786–800, Oct. 2017, doi: 10.1057/jors.2015.94.
- [16] Y. Cui, X. Song, Y. Chen, and Y.-P. Cui, 'New model and heuristic solution approach for one-dimensional cutting stock problem with usable leftovers', *J. Oper. Res. Soc.*, vol. 68, no. 3, pp. 269–280, Mar. 2017, doi: 10.1057/s41274-016-0098-y.
- [17] Y.-P. Cui, Y. Yao, and D. Zhang, 'Applying triple-block patterns in solving the two-dimensional bin packing problem', *J. Oper. Res. Soc.*, vol. 69, no. 3, pp. 402–415, Mar. 2018, doi: 10.1057/s41274-016-0148-5.
- [18] M. Abdel-Basset, G. Manogaran, L. Abdel-Fatah, and S. Mirjalili, 'An improved nature inspired meta-heuristic algorithm for 1-D bin packing problems', *Pers. Ubiquitous Comput.*, vol. 22, no. 5–6, pp. 1117–1132, 2018, doi: 10.1007/s00779-018-1132-7.
- [19] A. Aliano Filho, A. C. Moretti, and M. V. Pato, 'A comparative study of exact methods for the bi-objective integer one-dimensional cutting stock problem', *J. Oper. Res. Soc.*, vol. 69, no. 1, pp. 91–107, Jan. 2018, doi: 10.1057/s41274-017-0214-7.
- [20] M. H. J. Romanycia and F. J. Pelletier, 'What is a heuristic?', *Comput. Intell.*, vol. 1, no. 1, pp. 47–58, Jan. 1985, doi: 10.1111/j.1467-8640.1985.tb00058.x.
- [21] J. F. Oliveira, A. Neuenfeldt, E. Silva, and M. A. Carravilla, 'A survey on heuristics for the two-dimensional rectangular strip packing problem', *Pesqui. Operacional*, vol. 36, no. 2, pp. 197–226, May 2016, doi: 10.1590/0101-7438.2016.036.02.0197.
- [22] M. Abdel-Basset, D. El-Shahat, and I. El-Henawy, 'Solving 0–1 knapsack problem by binary flower pollination algorithm', *Neural Comput. Appl.*, vol. 31, no. 9, pp. 5477–5495, Sep. 2019, doi: 10.1007/s00521-018-3375-7.
- [23] S. Akyol and B. Alataş, 'Automatic mining of accurate and comprehensible numerical classification rules with cat swarm optimization algorithm', *J. Fac. Eng. Archit. Gazi Univ.*, vol. 31, no. 4, pp. 840–857, Dec. 2016, doi: 10.17341/gazimmfd.278440.
- [24] C. Blum and A. Roli, 'Metaheuristics in Combinatorial Optimization: Overview and Conceptual Comparison', *ACM Comput. Surv.*, vol. 35, no. 3, pp. 268–308, Sep. 2003, doi: 10.1145/937503.937505.
- [25] F. Glover, 'Future paths for integer programming and links to artificial intelligence', *Comput. Oper. Res.*, vol. 13, no. 5, pp. 533–549, 1986, doi: 10.1016/0305-0548(86)90048-1.

- [26] S. Salcedo-Sanz, 'Modern meta-heuristics based on nonlinear physics processes: A review of models and design procedures', *Phys. Rep.*, vol. 655, pp. 1–70, Oct. 2016, doi: 10.1016/j.physrep.2016.08.001.
- [27] A. A. Heidari, I. Aljarah, H. Faris, H. Chen, J. Luo, and S. Mirjalili, 'An enhanced associative learning-based exploratory whale optimizer for global optimization', *Neural Comput. Appl.*, vol. 32, no. 9, pp. 5185–5211, 2020, doi: 10.1007/s00521-019-04015-0.
- [28] A. A. Heidari, S. Mirjalili, H. Faris, I. Aljarah, M. Mafarja, and H. Chen, 'Harris hawks optimization: Algorithm and applications', *Futur. Gener. Comput. Syst.*, vol. 97, pp. 849–872, Aug. 2019, doi: 10.1016/j.future.2019.02.028.
- [29] G. Dhiman and V. Kumar, 'Seagull optimization algorithm: Theory and its applications for large-scale industrial engineering problems', *Knowledge-Based Syst.*, vol. 165, pp. 169–196, Feb. 2019, doi: 10.1016/j.knosys.2018.11.024.
- [30] M. Kohli and S. Arora, 'Chaotic grey wolf optimization algorithm for constrained optimization problems', *J. Comput. Des. Eng.*, vol. 5, no. 4, pp. 458–472, Oct. 2017, doi: 10.1016/j.jcde.2017.02.005.
- [31] D. H. Wolpert and W. G. Macready, 'No free lunch theorems for optimization', *IEEE Trans. Evol. Comput.*, vol. 1, no. 1, pp. 67–82, 1997, doi: 10.1109/4235.585893.
- [32] M. Delorme, M. Iori, and S. Martello, 'BPPLIB: a library for bin packing and cutting stock problems', *Optim. Lett.*, vol. 12, no. 2, pp. 235–250, Mar. 2018, doi: 10.1007/s11590-017-1192-z.
- [33] M. Delorme, M. Iori, and S. Martello, 'Bin packing and cutting stock problems: Mathematical models and exact algorithms', *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 255, no. 1, pp. 1–20, Nov. 2016, doi: 10.1016/j.EJOR.2016.04.030.
- [34] H. Dyckhoff, 'A typology of cutting and packing problems', *Ejor*, vol. 44, no. 2, pp. 145–159, Jan. 1990, doi: 10.1016/0377-2217(90)90350-K.
- [35] J. Thomas and N. S. Chaudhari, 'Design of efficient packing system using genetic algorithm based on hyper heuristic approach', *Adv. Eng. Softw.*, vol. 73, pp. 45–52, Jul. 2014, doi: 10.1016/j.advengsoft.2014.03.003.
- [36] A. Stawowy, 'Evolutionary based heuristic for bin packing problem', *Comput. Ind. Eng.*, vol. 55, no. 2, pp. 465–474, Sep. 2008, doi: 10.1016/j.cie.2008.01.007.
- [37] A. Layeb and S. Chenche, 'A Novel GRASP Algorithm for Solving the Bin Packing Problem', *Int. J. Inf. Eng. Electron. Bus.*, 2012, doi: 10.5815/ijieeb.2012.02.02.
- [38] D. Stakic, A. Anokic, and R. Jovanovic, 'Comparison of different grasp algorithms for the heterogeneous vector bin packing problem', in *2019 China-Qatar International Workshop on Artificial Intelligence and Applications to Intelligent Manufacturing, AIAIM 2019*, Jan. 2019, pp. 63–70, doi: 10.1109/AIAIM.2019.8632779.
- [39] R. Kramer, M. Dell'Amico, and M. Iori, 'A batching-move iterated local search algorithm for the bin packing problem with generalized precedence

- constraints', *Int. J. Prod. Res.*, vol. 55, no. 21, pp. 6288–6304, Nov. 2017, doi: 10.1080/00207543.2017.1341065.
- [40] A. N. Zehmakan, 'Bin Packing Problem: Two Approximation Algorithms', *Int. J. Found. Comput. Sci. Technol.*, vol. 5, no. 4, pp. 1–10, Aug. 2015, Accessed: Feb. 04, 2021. [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1508.01376>.
 - [41] K. H. Loh, B. Golden, and E. Wasil, 'Solving the one-dimensional bin packing problem with a weight annealing heuristic', *Comput. Oper. Res.*, vol. 35, no. 7, pp. 2283–2291, Jul. 2008, doi: 10.1016/j.cor.2006.10.021.
 - [42] M. Buljubašić and M. Vasquez, 'Consistent neighborhood search for one-dimensional bin packing and two-dimensional vector packing', *Comput. Oper. Res.*, vol. 76, pp. 12–21, Dec. 2016, doi: 10.1016/j.cor.2016.06.009.
 - [43] M. Quiroz-Castellanos, L. Cruz-Reyes, J. Torres-Jimenez, C. Gómez S., H. J. F. Huacuja, and A. C. F. Alvim, 'A grouping genetic algorithm with controlled gene transmission for the bin packing problem', *Comput. Oper. Res.*, vol. 55, pp. 52–64, Mar. 2015, doi: 10.1016/j.cor.2014.10.010.
 - [44] D. S. Abdul-Minaam, W. M. E. S. Al-Mutairi, M. A. Awad, and W. H. El-Ashmawi, 'An adaptive fitness-dependent optimizer for the one-dimensional bin packing problem', *IEEE Access*, vol. 8, pp. 97959–97974, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2985752.
 - [45] A. Gherboudj, 'African Buffalo optimization for one dimensional bin packing problem', *Int. J. Swarm Intell. Res.*, vol. 10, no. 4, pp. 38–52, Oct. 2019, doi: 10.4018/IJSIR.2019100103.
 - [46] M. Beyaz, T. Dokeroglu, and A. Cosar, 'Robust hyper-heuristic algorithms for the offline oriented/non-oriented 2D bin packing problems', *Appl. Soft Comput. J.*, vol. 36, pp. 236–245, Aug. 2015, doi: 10.1016/j.asoc.2015.06.063.
 - [47] T. Dokeroglu, M. A. Bayir, and A. Cosar, 'Robust heuristic algorithms for exploiting the common tasks of relational cloud database queries', *Appl. Soft Comput. J.*, vol. 30, pp. 72–82, May 2015, doi: 10.1016/j.asoc.2015.01.026.
 - [48] T. Dokeroglu and A. Cosar, 'Optimization of one-dimensional Bin Packing Problem with island parallel grouping genetic algorithms', *Comput. Ind. Eng.*, vol. 75, no. 1, pp. 176–186, Sep. 2014, doi: 10.1016/j.cie.2014.06.002.
 - [49] A. Fernández, C. Gil, R. Baños, and M. G. Montoya, 'A parallel multi-objective algorithm for two-dimensional bin packing with rotations and load balancing', *Expert Syst. Appl.*, vol. 40, no. 13, pp. 5169–5180, Oct. 2013, doi: 10.1016/j.eswa.2013.03.015.
 - [50] Y. Wang and L. Chen, 'Two-dimensional residual-space-maximized packing', *Expert Syst. Appl.*, vol. 42, no. 7, pp. 3297–3305, May 2015, doi: 10.1016/j.eswa.2014.12.021.
 - [51] E. Hopper and B. C. H. Turton, 'An Empirical investigation of meta-heuristic and heuristic algorithms for a 2D packing problem', *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 128, no. 1, pp. 34–57, Jan. 2001, doi: 10.1016/S0377-2217(99)00357-4.
 - [52] J. Thomas and N. S. Chaudhari, 'A new metaheuristic genetic-based placement algorithm for 2D strip packing', *J. Ind. Eng. Int.*, vol. 10, no. 1, pp. 1–16, Apr. 2014, doi: 10.1007/s40092-014-0047-9.

- [53] W. Chen, P. Zhai, H. Zhu, and Y. Zhang, 'Hybrid algorithm for the two-dimensional rectangular layer-packing problem', *J. Oper. Res. Soc.*, vol. 65, no. 7, pp. 1068–1077, Jul. 2014, doi: 10.1057/jors.2013.54.
- [54] S. Hong, D. Zhang, H. C. Lau, X. Zeng, and Y.-W. Si, 'A hybrid heuristic algorithm for the 2D variable-sized bin packing problem', *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 238, no. 1, pp. 95–103, Oct. 2014, doi: 10.1016/j.ejor.2014.03.049.
- [55] J. C. Gomez and H. Terashima-Marín, 'Evolutionary hyper-heuristics for tackling bi-objective 2D bin packing problems', *Genet. Program. Evolvable Mach.*, vol. 19, no. 1–2, pp. 151–181, Jun. 2018, doi: 10.1007/s10710-017-9301-4.
- [56] J. N. Zheng, C. F. Chien, and M. Gen, 'Multi-objective multi-population biased rastgele-key genetic algorithm for the 3-D container loading problem', *Comput. Ind. Eng.*, vol. 89, pp. 80–87, Nov. 2015, doi: 10.1016/j.cie.2014.07.012.
- [57] K. Sim, E. Hart, and B. Paechter, 'A lifelong learning hyper-heuristic method for bin packing', *Evol. Comput.*, vol. 23, no. 1, pp. 37–67, Mar. 2015, doi: 10.1162/EVCO_a_00121.
- [58] J. A. Bennell, L. Soon Lee, and C. N. Potts, 'A genetic algorithm for two-dimensional bin packing with due dates', *Int. J. Prod. Econ.*, vol. 145, no. 2, pp. 547–560, Oct. 2013, doi: 10.1016/j.ijpe.2013.04.040.
- [59] P. Thapatsuwon, P. Pongcharoen, C. Hicks, and W. Chainate, 'Development of a stochastic optimisation tool for solving the multiple container packing problems', *Int. J. Prod. Econ.*, vol. 140, no. 2, pp. 737–748, Dec. 2012, doi: 10.1016/j.ijpe.2011.05.012.
- [60] J. F. Gonçalves and M. G. C. Resende, 'A biased rastgele key genetic algorithm for 2D and 3D bin packing problems', *Int. J. Prod. Econ.*, vol. 145, no. 2, pp. 500–510, Oct. 2013, doi: 10.1016/j.ijpe.2013.04.019.
- [61] M. F. Tasgetiren, Y. C. Liang, M. Sevkli, and G. Gencyilmaz, 'Particle swarm optimization and differential evolution for the single machine total weighted tardiness problem', *Int. J. Prod. Res.*, vol. 44, no. 22, pp. 4737–4754, Nov. 2006, doi: 10.1080/00207540600620849.
- [62] R. Sridhar, M. Chandrasekaran, and T. Page, 'Multi Objective Optimization of Heterogeneous Bin Packing using Adaptive Genetic Approach', *Indian J. Sci. Technol.*, vol. 9, no. 48, Dec. 2016, doi: 10.17485/ijst/2016/v9i48/108484.
- [63] R. Sridhar, M. Chandrasekaran, C. Sriramya, and T. Page, 'Optimization of heterogeneous Bin packing using adaptive genetic algorithm', in *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, Mar. 2017, vol. 183, no. 1, p. 012026, doi: 10.1088/1757-899X/183/1/012026.
- [64] U. Khairuddin, N. A. Z. M. Razi, M. S. Z. Abidin, and R. Yusof, 'Smart Packing Simulator for 3D Packing Problem Using Genetic Algorithm', in *Journal of Physics: Conference Series*, Jan. 2020, vol. 1447, no. 1, p. 12041, doi: 10.1088/1742-6596/1447/1/012041.
- [65] R. D. Saraiva, N. Nepomuceno, and P. R. Pinheiro, 'A layer-building algorithm for the three-dimensional multiple bin packing problem: A case study in an

- automotive company', in *IFAC-PapersOnLine*, May 2015, vol. 28, no. 3, pp. 490–495, doi: 10.1016/j.ifacol.2015.06.129.
- [66] J. Hasan, J. Kaabi, and Y. Harrath, 'Multi-objective 3D bin-packing problem', in *2019 8th International Conference on Modeling Simulation and Applied Optimization, ICMSAO 2019*, Apr. 2019, pp. 1–5, doi: 10.1109/ICMSAO.2019.8880442.
 - [67] T. G. Crainic, G. Perboli, and R. Tadei, 'TS2PACK: A two-level tabu search for the three-dimensional bin packing problem', *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 195, no. 3, pp. 744–760, Jun. 2009, doi: 10.1016/j.ejor.2007.06.063.
 - [68] S. P. Fekete and J. Schepers, 'A Combinatorial characterization of higher-dimensional orthogonal packing', *Math. Oper. Res.*, vol. 29, no. 2, pp. 353–368, May 2004, doi: 10.1287/moor.1030.0079.
 - [69] S. P. Fekete, J. Schepers, and J. C. Van Der Veen, 'An exact algorithm for higher-dimensional orthogonal packing', *Oper. Res.*, vol. 55, no. 3, pp. 569–587, May 2007, doi: 10.1287/opre.1060.0369.
 - [70] F. Parreño, R. Alvarez-Valdes, J. F. Oliveira, and J. M. Tamarit, 'A hybrid GRASP/VND algorithm for two- and three-dimensional bin packing', *Ann. Oper. Res.*, vol. 179, no. 1, pp. 203–220, 2010, doi: 10.1007/s10479-008-0449-4.
 - [71] A. Zudio, D. H. da Silva Costa, B. P. Masquiao, I. M. Coelho, and P. E. D. Pinto, 'BRKGA/VND Hybrid Algorithm for the Classic Three-dimensional Bin Packing Problem', *Electron. Notes Discret. Math.*, vol. 66, pp. 175–182, Apr. 2018, doi: 10.1016/j.endm.2018.03.023.
 - [72] C. Paquay, S. Limbourg, and M. Schyns, 'A tailored two-phase constructive heuristic for the three-dimensional Multiple Bin Size Bin Packing Problem with transportation constraints', *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 267, no. 1, pp. 52–64, May 2018, doi: 10.1016/j.ejor.2017.11.010.
 - [73] H. Hu, X. Zhang, X. Yan, L. Wang, and Y. Xu, 'Solving a New 3D Bin Packing Problem with Deep Reinforcement Learning Method', *arXiv*, Aug. 2017, Accessed: Mar. 22, 2021. [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1708.05930>.
 - [74] B. Mahvash, A. Awasthi, and S. Chauhan, 'A column generation-based heuristic for the three-dimensional bin packing problem with rotation', *J. Oper. Res. Soc.*, vol. 69, no. 1, pp. 78–90, Jan. 2018, doi: 10.1057/s41274-017-0186-7.
 - [75] S. Elhedhli, F. Gzara, and Y. F. Yan, 'A MIP-based slicing heuristic for three-dimensional bin packing', *Optim. Lett.*, vol. 11, no. 8, pp. 1547–1563, Dec. 2017, doi: 10.1007/s11590-017-1154-5.
 - [76] C. Paquay, S. Limbourg, M. Schyns, and J. F. Oliveira, 'MIP-based constructive heuristics for the three-dimensional Bin Packing Problem with transportation constraints', *Int. J. Prod. Res.*, vol. 56, no. 4, pp. 1581–1592, Feb. 2018, doi: 10.1080/00207543.2017.1355577.
 - [77] F. Gzara, S. Elhedhli, and B. C. Yildiz, 'The Pallet Loading Problem: Three-dimensional bin packing with practical constraints', *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 287, no. 3, pp. 1062–1074, Dec. 2020, doi: 10.1016/j.ejor.2020.04.053.

- [78] X. Feng, I. Moon, and J. Shin, 'Hybrid genetic algorithms for the three-dimensional multiple container packing problem', *Flex. Serv. Manuf. J.*, vol. 27, no. 2–3, pp. 451–477, Sep. 2015, doi: 10.1007/s10696-013-9181-8.
- [79] H. Fakhraivar, 'Combining heuristics and Exact Algorithms: A Review', Feb. 2022, doi: 10.48550/arxiv.2202.02799.
- [80] D. Sensarma, F. S. Al-Anzi, M. Serairi, and S. Sen Sarma, 'A NOVEL GRAPH BASED ALGORITHM FOR ONE DIMENSIONAL BIN PACKING PROBLEM', *J. Glob. Res. Comput. Sci.*, vol. 5, no. 8, pp. 1–4, 2014, Accessed: May 27, 2022. [Online]. Available: www.jgrcs.info.
- [81] R. Storn and K. Price, 'Differential Evolution – A Simple and Efficient Heuristic for global Optimization over Continuous Spaces', *J. Glob. Optim.* 1997 114, vol. 11, no. 4, pp. 341–359, 1997, doi: 10.1023/A:1008202821328.
- [82] D. Simon, 'Biogeography-based optimization', *IEEE Trans. Evol. Comput.*, vol. 12, no. 6, pp. 702–713, 2008, doi: 10.1109/TEVC.2008.919004.
- [83] N. Hansen, S. D. Müller, and P. Koumoutsakos, 'Reducing the time complexity of the derastgeleized evolution strategy with covariance matrix adaptation (CMA-ES)', *Evol. Comput.*, vol. 11, no. 1, pp. 1–18, Mar. 2003, doi: 10.1162/106365603321828970.
- [84] R. Eberhart and J. Kennedy, 'New optimizer using particle swarm theory', *Proc. Int. Symp. Micro Mach. Hum. Sci.*, pp. 39–43, 1995, doi: 10.1109/MHS.1995.494215.
- [85] M. Dorigo, M. Birattari, and T. Stutzle, 'Ant colony optimization', *IEEE Comput. Intell. Mag.*, vol. 1, no. 4, pp. 28–39, Nov. 2006, doi: 10.1109/MCI.2006.329691.
- [86] A. H. Gandomi, X. S. Yang, and A. H. Alavi, 'Cuckoo search algorithm: A metaheuristic approach to solve structural optimization problems', *Eng. Comput.*, vol. 29, no. 1, pp. 17–35, 2013, doi: 10.1007/s00366-011-0241-y.
- [87] S. Mirjalili, S. M. Mirjalili, and A. Lewis, 'Grey Wolf Optimizer', *Adv. Eng. Softw.*, vol. 69, pp. 46–61, Mar. 2014, doi: 10.1016/j.advengsoft.2013.12.007.
- [88] S. Mirjalili, A. H. Gandomi, S. Z. Mirjalili, S. Saremi, H. Faris, and S. M. Mirjalili, 'Salp Swarm Algorithm: A bio-inspired optimizer for engineering design problems', *Adv. Eng. Softw.*, vol. 114, pp. 163–191, Dec. 2017, doi: 10.1016/j.advengsoft.2017.07.002.
- [89] A. Kaveh and N. Farhoudi, 'A new optimization method: Dolphin echolocation', *Adv. Eng. Softw.*, vol. 59, pp. 53–70, May 2013, doi: 10.1016/J.ADVENGSOFT.2013.03.004.
- [90] D. Karaboga and B. Basturk, 'Artificial Bee Colony (ABC) optimization algorithm for solving constrained optimization problems', in *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 2007, vol. 4529 LNAI, pp. 789–798, doi: 10.1007/978-3-540-72950-1_77.
- [91] S. Kirkpatrick, C. D. Gelatt, and M. P. Vecchi, 'Optimization by Simulated Annealing', *Science (80-.)*, vol. 220, no. 4598, pp. 671–680, May 1983, doi: 10.1126/SCIENCE.220.4598.671.

- [92] O. K. Erol and I. Eksin, 'A new optimization method: Big Bang–Big Crunch', *Adv. Eng. Softw.*, vol. 37, no. 2, pp. 106–111, Feb. 2006, doi: 10.1016/J.ADVENGSOFT.2005.04.005.
- [93] R. A. Formato, 'Central force optimization: A new deterministic gradient-like optimization metaheuristic', *OPSEARCH 2009 461*, vol. 46, no. 1, pp. 25–51, Jun. 2009, doi: 10.1007/S12597-009-0003-4.
- [94] E. Rashedi, H. Nezamabadi-pour, and S. Saryazdi, 'GSA: A Gravitational Search Algorithm', *Inf. Sci. (Ny)*, vol. 179, no. 13, pp. 2232–2248, Jun. 2009, doi: 10.1016/j.ins.2009.03.004.
- [95] E. Atashpaz-Gargari and C. Lucas, 'Imperialist competitive algorithm: An algorithm for optimization inspired by imperialistic competition', *2007 IEEE Congr. Evol. Comput. CEC 2007*, pp. 4661–4667, 2007, doi: 10.1109/CEC.2007.4425083.
- [96] R. V. Rao, V. J. Savsani, and D. P. Vakharia, 'Teaching–learning-based optimization: A novel method for constrained mechanical design optimization problems', *Comput. Des.*, vol. 43, no. 3, pp. 303–315, Mar. 2011, doi: 10.1016/J.CAD.2010.12.015.
- [97] F. Glover, 'Tabu Search—Part I', <https://doi.org/10.1287/ijoc.1.3.190>, vol. 1, no. 3, pp. 190–206, Aug. 1989, doi: 10.1287/IJOC.1.3.190.
- [98] M. Kumar, A. J. Kulkarni, and S. C. Satapathy, 'Socio evolution & learning optimization algorithm: A socio-inspired optimization methodology', *Futur. Gener. Comput. Syst.*, vol. 81, pp. 252–272, Apr. 2018, doi: 10.1016/J.FUTURE.2017.10.052.
- [99] İ. B. Aydılek, 'Multi-class classification with modified firefly optimization algorithm', *J. Fac. Eng. Archit. Gazi Univ.*, vol. 32, no. 4, pp. 1097–1108, Dec. 2017, doi: 10.17341/gazimmfd.369406.
- [100] X.-S. Yang, M. Karamanoglu, and X. He, 'Flower pollination algorithm: A novel approach for multiobjective optimization', *Eng. Optim.*, vol. 46, no. 9, pp. 1222–1237, Sep. 2014, doi: 10.1080/0305215X.2013.832237.
- [101] J. P. Ram, T. S. Babu, T. Dragicevic, and N. Rajasekar, 'A new hybrid bee pollinator flower pollination algorithm for solar PV parameter estimation', *Energy Convers. Manag.*, vol. 135, pp. 463–476, Mar. 2017, doi: 10.1016/j.enconman.2016.12.082.
- [102] R. Salgotra and U. Singh, 'Application of mutation operators to flower pollination algorithm', *Expert Syst. Appl.*, vol. 79, pp. 112–129, Aug. 2017, doi: 10.1016/j.eswa.2017.02.035.
- [103] K. Deep, H. Mebrahtu, and A. K. Nagar, 'Novel GA for metropolitan stations of Indian railways when modelled as a TSP', *Int. J. Syst. Assur. Eng. Manag.*, vol. 9, no. 3, pp. 639–645, Jun. 2018, doi: 10.1007/s13198-014-0328-0.
- [104] A. M. Adrian, A. Utamima, and K. J. Wang, 'A comparative study of GA, PSO and ACO for solving construction site layout optimization', *KSCE J. Civ. Eng.*, vol. 19, no. 3, pp. 520–527, Sep. 2015, doi: 10.1007/s12205-013-1467-6.
- [105] E. D. Durmaz and R. Şahin, 'NSGA-II and goal programming approach for the multi-objective single row facility layout problem', *J. Fac. Eng. Archit. Gazi*

Univ., vol. 32, no. 3, Sep. 2017, doi: 10.17341/gazimmfd.337647.

- [106] H. Moayedi, A. Osouli, H. Nguyen, and A. S. A. Rashid, 'A novel Harris hawks' optimization and k-fold cross-validation predicting slope stability', *Eng. Comput.*, vol. 37, no. 1, pp. 369–379, Jan. 2021, doi: 10.1007/s00366-019-00828-8.
- [107] H. Jia, C. Lang, D. Oliva, W. Song, and X. Peng, 'Dynamic Harris Hawks Optimization with Mutation Mechanism for Satellite Image Segmentation', *Remote Sens.*, vol. 11, no. 12, p. 1421, Jun. 2019, doi: 10.3390/rs11121421.
- [108] H. Chen, A. A. Heidari, H. Chen, M. Wang, Z. Pan, and A. H. Gandomi, 'Multi-population differential evolution-assisted Harris hawks optimization: Framework and case studies', *Futur. Gener. Comput. Syst.*, vol. 111, pp. 175–198, Oct. 2020, doi: 10.1016/j.future.2020.04.008.
- [109] E. H. Houssein, M. E. Hosney, D. Oliva, W. M. Mohamed, and M. Hassaballah, 'A novel hybrid Harris hawks optimization and support vector machines for drug design and discovery', *Comput. Chem. Eng.*, vol. 133, p. 106656, Feb. 2020, doi: 10.1016/j.compchemeng.2019.106656.
- [110] S. Jiao *et al.*, 'Orthogonally adapted Harris hawks optimization for parameter estimation of photovoltaic models', *Energy*, vol. 203, p. 117804, Jul. 2020, doi: 10.1016/j.energy.2020.117804.
- [111] M. H. Qais, H. M. Hasanien, and S. Alghuwainem, 'Parameters extraction of three-diode photovoltaic model using computation and Harris Hawks optimization', *Energy*, vol. 195, p. 117040, Mar. 2020, doi: 10.1016/j.energy.2020.117040.
- [112] H. Chen, S. Jiao, M. Wang, A. A. Heidari, and X. Zhao, 'Parameters identification of photovoltaic cells and modules using diversification-enriched Harris hawks optimization with chaotic drifts', *J. Clean. Prod.*, vol. 244, p. 118778, Jan. 2020, doi: 10.1016/j.jclepro.2019.118778.
- [113] M. Mitić, N. Vuković, M. Petrović, and Z. Miljković, 'Chaotic fruit fly optimization algorithm', *Knowledge-Based Syst.*, vol. 89, pp. 446–458, Nov. 2015, doi: 10.1016/j.knosys.2015.08.010.
- [114] G. Kaur and S. Arora, 'Chaotic whale optimization algorithm', *J. Comput. Des. Eng.*, vol. 5, no. 3, pp. 275–284, Jul. 2018, doi: 10.1016/j.jcde.2017.12.006.
- [115] M. Misaghi and M. Yaghoobi, 'Improved invasive weed optimization algorithm (IWO) based on chaos theory for optimal design of PID controller', *J. Comput. Des. Eng.*, vol. 6, no. 3, pp. 284–295, Jul. 2019, doi: 10.1016/j.JCDE.2019.01.001.
- [116] M. S. Tavazoei and M. Haeri, 'Comparison of different one-dimensional maps as chaotic search pattern in chaos optimization algorithms', *Appl. Math. Comput.*, vol. 187, no. 2, pp. 1076–1085, Apr. 2007, doi: 10.1016/j.amc.2006.09.087.
- [117] S. Arora and P. Anand, 'Chaotic grasshopper optimization algorithm for global optimization', *Neural Comput. Appl.*, vol. 31, no. 8, pp. 4385–4405, Aug. 2019, doi: 10.1007/s00521-018-3343-2.
- [118] J. Wu, Y. G. Wang, K. Burrage, Y. C. Tian, B. Lawson, and Z. Ding, 'An improved

- firefly algorithm for global continuous optimization problems', *Expert Syst. Appl.*, vol. 149, p. 113340, Jul. 2020, doi: 10.1016/J.ESWA.2020.113340.
- [119] P. C. Song, J. S. Pan, and S. C. Chu, 'A parallel compact cuckoo search algorithm for three-dimensional path planning', *Appl. Soft Comput.*, vol. 94, p. 106443, Sep. 2020, doi: 10.1016/J.ASOC.2020.106443.
- [120] E. H. Houssein, M. R. Saad, F. A. Hashim, H. Shaban, and M. Hassaballah, 'Lévy flight distribution: A new metaheuristic algorithm for solving engineering optimization problems', *Eng. Appl. Artif. Intell.*, vol. 94, p. 103731, Sep. 2020, doi: 10.1016/J.ENGAPPAI.2020.103731.
- [121] J. J. Liang, Q. K. Pan, C. Tiejun, and L. Wang, 'Solving the blocking flow shop scheduling problem by a dynamic multi-swarm particle swarm optimizer', *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, vol. 55, no. 5, pp. 755–762, Jul. 2011, doi: 10.1007/s00170-010-3111-7.
- [122] B. Qian, L. Wang, R. Hu, W. L. Wang, D. X. Huang, and X. Wang, 'A hybrid differential evolution method for permutation flow-shop scheduling', *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, vol. 38, pp. 757–777, Sep. 2008, doi: 10.1007/s00170-007-1115-8.
- [123] J. O. Berkey and P. Y. Wang, 'Two-Dimensional Finite Bin-Packing Algorithms', *J. Oper. Res. Soc.*, vol. 38, no. 5, pp. 423–429, 1987, doi: 10.2307/2582731.
- [124] S. Martello and D. Vigo, 'Exact solution of the two-dimensional finite bin packing problem', *Manage. Sci.*, vol. 44, no. 3, pp. 388–399, 1998, doi: 10.1287/mnsc.44.3.388.
- [125] G. Dhiman and V. Kumar, 'Spotted hyena optimizer: A novel bio-inspired based metaheuristic technique for engineering applications', *Adv. Eng. Softw.*, vol. 114, pp. 48–70, Dec. 2017, doi: 10.1016/j.advengsoft.2017.05.014.
- [126] J. M. Abdullah and T. Ahmed, 'Fitness Dependent Optimizer: Inspired by the Bee Swarming Reproductive Process', *IEEE Access*, vol. 7, pp. 43473–43486, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2907012.
- [127] L. Abualigah, A. Diabat, S. Mirjalili, M. Abd Elaziz, and A. H. Gandomi, 'The Arithmetic Optimization Algorithm', *Comput. Methods Appl. Mech. Eng.*, vol. 376, p. 113609, Apr. 2021, doi: 10.1016/j.cma.2020.113609.
- [128] A. Faramarzi, M. Heidarinejad, B. Stephens, and S. Mirjalili, 'Equilibrium optimizer: A novel optimization algorithm', *Knowledge-Based Syst.*, vol. 191, p. 105190, Mar. 2020, doi: 10.1016/j.knosys.2019.105190.
- [129] S. Saremi, S. Mirjalili, and A. Lewis, 'Grasshopper Optimisation Algorithm: Theory and application', *Adv. Eng. Softw.*, vol. 105, pp. 30–47, Mar. 2017, doi: 10.1016/j.advengsoft.2017.01.004.
- [130] A. A. Dehkordi, A. S. Sadiq, S. Mirjalili, and K. Z. Ghafoor, 'Nonlinear-based Chaotic Harris Hawks Optimizer: Algorithm and Internet of Vehicles application', *Appl. Soft Comput.*, vol. 109, p. 107574, Sep. 2021, doi: 10.1016/J.ASOC.2021.107574.
- [131] J. Too, A. R. Abdullah, and N. M. Saad, 'A New Quadratic Binary Harris Hawk Optimization for Feature Selection', *Electron. 2019, Vol. 8, Page 1130*, vol. 8, no. 10, p. 1130, Oct. 2019, doi: 10.3390/ELECTRONICS8101130.

- [132] S. A. Rather and P. S. Bala, 'Swarm-based chaotic gravitational search algorithm for solving mechanical engineering design problems', *World J. Eng.*, vol. 17, no. 1, pp. 97–114, Feb. 2020, doi: 10.1108/WJE-09-2019-0254.
- [133] M. Zhang, D. Long, T. Qin, and J. Yang, 'A Chaotic Hybrid Butterfly Optimization Algorithm with Particle Swarm Optimization for High-Dimensional Optimization Problems', *Symmetry 2020, Vol. 12, Page 1800*, vol. 12, no. 11, p. 1800, Oct. 2020, doi: 10.3390/SYM12111800.
- [134] A. Kaveh and S. Talatahari, 'A novel heuristic optimization method: Charged system search', *Acta Mech.*, vol. 213, no. 3–4, pp. 267–289, Jan. 2010, doi: 10.1007/s00707-009-0270-4.
- [135] E. Mezura-Montes, C. A. Coello Coello, J. Velázquez-Reyes, and L. Muñoz-Dávila, 'Multiple trial vectors in differential evolution for engineering design', *Eng. Optim.*, vol. 39, no. 5, pp. 567–589, Jul. 2007, doi: 10.1080/03052150701364022.
- [136] A. Kaveh and T. Bakhshpoori, 'Water Evaporation Optimization: A novel physically inspired optimization algorithm', *Comput. Struct.*, vol. 167, pp. 69–85, Apr. 2016, doi: 10.1016/j.compstruc.2016.01.008.
- [137] L. Wang and L. P. Li, 'An effective differential evolution with level comparison for constrained engineering design', *Struct. Multidiscip. Optim.*, vol. 41, no. 6, pp. 947–963, 2010, doi: 10.1007/s00158-009-0454-5.
- [138] Q. He and L. Wang, 'A hybrid particle swarm optimization with a feasibility-based rule for constrained optimization', *Appl. Math. Comput.*, vol. 186, no. 2, pp. 1407–1422, Mar. 2007, doi: 10.1016/j.amc.2006.07.134.
- [139] A. H. Gandomi, X. S. Yang, A. H. Alavi, and S. Talatahari, 'Bat algorithm for constrained optimization tasks', *Neural Comput. Appl.*, vol. 22, no. 6, pp. 1239–1255, May 2013, doi: 10.1007/s00521-012-1028-9.
- [140] S. Mirjalili, 'Moth-flame optimization algorithm: A novel nature-inspired heuristic paradigm', *Knowledge-Based Syst.*, vol. 89, pp. 228–249, Nov. 2015, doi: 10.1016/J.KNOSYS.2015.07.006.
- [141] L. dos S. Coelho, 'Gausiyen quantum-behaved particle swarm optimization approaches for constrained engineering design problems', *Expert Syst. Appl.*, vol. 37, no. 2, pp. 1676–1683, Mar. 2010, doi: 10.1016/j.eswa.2009.06.044.
- [142] S. Mirjalili and A. Lewis, 'The Whale Optimization Algorithm', *Adv. Eng. Softw.*, vol. 95, pp. 51–67, May 2016, doi: 10.1016/j.advengsoft.2016.01.008.
- [143] M. Montemurro, A. Vincenti, and P. Vannucci, 'The Automatic Dynamic Penalisation method (ADP) for handling constraints with genetic algorithms', *Comput. Methods Appl. Mech. Eng.*, vol. 256, pp. 70–87, Apr. 2013, doi: 10.1016/j.cma.2012.12.009.
- [144] A. Kaveh and A. Dadras, 'A novel meta-heuristic optimization algorithm: Thermal exchange optimization', *Adv. Eng. Softw.*, vol. 110, pp. 69–84, Aug. 2017, doi: 10.1016/j.advengsoft.2017.03.014.
- [145] Y. Wang, Z. Cai, Y. Zhou, and Z. Fan, 'Constrained optimization based on hybrid evolutionary algorithm and adaptive constraint-handling technique', *Struct. Multidiscip. Optim.*, vol. 37, no. 4, pp. 395–413, 2009, doi: 10.1007/s00158-

- [146] H. Eskandar, A. Sadollah, A. Bahreininejad, and M. Hamdi, 'Water cycle algorithm - A novel metaheuristic optimization method for solving constrained engineering optimization problems', *Comput. Struct.*, vol. 110–111, pp. 151–166, Nov. 2012, doi: 10.1016/j.compstruc.2012.07.010.
- [147] W. Gong, Z. Cai, and D. Liang, 'Engineering optimization by means of an improved constrained differential evolution', *Comput. Methods Appl. Mech. Eng.*, vol. 268, pp. 884–904, Jan. 2014, doi: 10.1016/j.cma.2013.10.019.
- [148] H. Salimi, 'Stochastic Fractal Search: A powerful metaheuristic algorithm', *Knowledge-Based Syst.*, vol. 75, pp. 1–18, Feb. 2015, doi: 10.1016/j.knosys.2014.07.025.
- [149] A. A. Heidari, R. Ali Abbaspour, and A. Rezaee Jordehi, 'An efficient chaotic water cycle algorithm for optimization tasks', *Neural Comput. Appl.*, vol. 28, no. 1, pp. 57–85, 2017, doi: 10.1007/s00521-015-2037-2.
- [150] M. Zhang, W. Luo, and X. Wang, 'Differential evolution with dynamic stochastic selection for constrained optimization', *Inf. Sci. (Ny)*, vol. 178, no. 15, pp. 3043–3074, Aug. 2008, doi: 10.1016/j.ins.2008.02.014.
- [151] S. Mirjalili, S. M. Mirjalili, and A. Hatamlou, 'Multi-Verse Optimizer: a nature-inspired algorithm for global optimization', *Neural Comput. Appl.*, vol. 27, no. 2, pp. 495–513, 2016, doi: 10.1007/s00521-015-1870-7.
- [152] H. Liu, Z. Cai, and Y. Wang, 'Hybridizing particle swarm optimization with differential evolution for constrained numerical and engineering optimization', *Appl. Soft Comput. J.*, vol. 10, no. 2, pp. 629–640, Mar. 2010, doi: 10.1016/j.asoc.2009.08.031.
- [153] A. Sadollah, A. Bahreininejad, H. Eskandar, and M. Hamdi, 'Mine blast algorithm: A new population based algorithm for solving constrained engineering optimization problems', *Appl. Soft Comput. J.*, vol. 13, no. 5, pp. 2592–2612, May 2013, doi: 10.1016/j.asoc.2012.11.026.
- [154] I. Ahmadianfar, O. Bozorg-Haddad, and X. Chu, 'Gradient-based optimizer: A new metaheuristic optimization algorithm', *Inf. Sci. (Ny)*, vol. 540, pp. 131–159, Nov. 2020, doi: 10.1016/j.ins.2020.06.037.
- [155] J. Derrac, S. García, D. Molina, and F. Herrera, 'A practical tutorial on the use of nonparametric statistical tests as a methodology for comparing evolutionary and swarm intelligence algorithms', *Swarm Evol. Comput.*, vol. 1, no. 1, pp. 3–18, Mar. 2011, doi: 10.1016/j.swevo.2011.02.002.

Tablo A.1 Kaotik haritalar

Kaotik harita	Denklem	Algoritma adı
Chebyshev	$x_{k+1} = \cos(a \cdot \cos^{-1} \cdot x_k)$	C1
Daire	$x_{k+1} = \text{mod} \left(x_k + b - \left(\frac{p}{2\pi} \right) \cdot \sin(2\pi x_k), 1 \right)$	C2
Gauss	$x_{k+1} = \begin{cases} 1 & x_k = 0 \\ \frac{1}{\text{mod}(x_k, 1)} & \text{otherwise} \end{cases}$	C3
Iterative	$x_{k+1} = \text{abs} \left(\sin \left(\frac{a}{x_k} \right) \right), a \in (0,1)$	C4
Lojistik	$x_{k+1} = a \cdot x_k (1 - x_k)$	C5
Çok parçalı	$x_{k+1} = \begin{cases} \frac{x_k}{a} & 0 \leq x_k \leq a \\ \frac{x_k - a}{0.5 - a} & a \leq x_k \leq 0.5 \\ \frac{1 - a - x_k}{0.5 - a} & 0.5 \leq x_k \leq 1 - a \\ \frac{1 - x_k}{a} & 1 - a \leq x_k \leq 1 \end{cases}$	C6
Sine	$x_{k+1} = \frac{a}{4} \sin(\pi x_k)$	C7
Singer	$x_{k+1} = \mu \left(\frac{7.86x_k - 23.31x_k^2 + 28.75x_k^3 - 13.302875x_k^4}{\mu} \right),$ $\mu = 1.07$	C8
Sinüsoidal	$x_{k+1} = ax_k^2 \sin(\pi x_k)$	C9
Tent	$x_{k+1} = \begin{cases} \frac{x_k}{0.7} & x_k < 0.7 \\ \frac{10}{3} (1 - x_k) & x_k \geq 0.7 \end{cases}$	C10

Tablo A.2 Klasik test fonksiyonları

Fonksiyon	Denklemler ve minimum değerleri
F1-Sphere	$F_1(z) = \sum_{i=1}^{dim} z_i^2, -100 \leq z_i \leq 100, f_{min} = 0$
F2-Schwefel 2.22	$F_2(z) = \sum_{i=1}^{dim} z_i + \prod_{i=1}^{dim} z_i , -10 \leq z_i \leq 10, f_{min} = 0$

F3- 1.2	Schwefel	$F_3(z) = \sum_{i=1}^{dim} \left(\sum_{j=1}^i z_j \right)^2, -100 \leq z_i \leq 100, f_{min} = 0$
F4-Schwefel 2.21		$F_4(z) = \max_i \{ z_i , 1 \leq i \leq dim\}, -100 \leq z_i \leq 100, f_{min} = 0$
F5-Rosenbrock		$F_5(z) = \sum_{i=1}^{dim-1} [100(z_{i+1} - z_i^2)^2 + (z_i - 1)^2], -30 \leq z_i \leq 30, f_{min} = 0$
F6-Step		$F_6(z) = \sum_{i=1}^{dim} (z_i + 0.5)^2, -100 \leq z_i \leq 100, f_{min} = 0$
F7-Quartic		$F_7(z) = \sum_{i=1}^{dim} i z_i^4 + \text{rastgele } [0,1], -1,28 \leq z_i \leq 1,28, f_{min} = 0$
F8-Schwefel 2.26		$F_8(z) = \sum_{i=1}^{dim} -z_i \sin(\sqrt{ z_i }), -500 \leq z_i \leq 500, f_{min} = -12569,5$
F9-Penalty 1		$F_9(z) = \frac{\pi}{30} (10 \sin(\pi x_1) + \sum_{i=1}^{29} (x_i - 1)^2 (1 + 10 \sin^2(\pi x_{i+1})) + (x_n - 1)^2) + \sum_{i=1}^{30} u(z_i, 10, 100, 4), -50 \leq z_i \leq 50, f_{min} = 0$
F10-Penalty 2		$F_{10}(z) = 0,1(\sin^2(3\pi z_1) + \sum_{i=1}^{30} (z_i - 1)^2 (1 + \sin^2(3\pi z_i + 1)) + (z_{dim} - 1)^2 (1 + \sin^2(2\pi z_{dim}))) + \sum_{i=1}^{30} u(z_i, 5, 100, 4), -50 \leq z_i \leq 50, f_{min} = 0, burada, x_i = 1 + \frac{z_i + 1}{4},$ $u(z_i, a, k, m) = \begin{cases} k(z_i - a)^m & z_i > a \\ 0 & -a < z_i < a \\ k(-z_i - a)^m & z_i < -a \end{cases}$
F11-Kowalik		$F_{11}(z) = \sum_{i=1}^{11} \left[a_i - \frac{z_1(b_i^2 + b_i z_2)}{b_i^2 + b_i z_3 + z_4} \right]^2, -5 \leq z_i \leq 5, f_{min} \approx 0,0003075$
F12-Hartman 2		$F_{12}(z) = - \sum_{i=1}^4 c_i \exp \left(- \sum_{j=1}^6 a_{ij} (z_j - p_{ij})^2 \right), 0 \leq z_j \leq 1, f_{min} = -3,32$
F13-Shekel 1		$F_{13}(z) = - \sum_{i=1}^5 [(X - a_i)(X - a_i)^T + c_i]^{-1}, 0 \leq z_i \leq 10, f_{min} = -10,1532$
F14-Shekel 2		$F_{14}(z) = - \sum_{i=1}^7 [(X - a_i)(X - a_i)^T + c_i]^{-1}, 0 \leq z_i \leq 10, f_{min} = -10,4028$
F15-Shekel 3		$F_{15}(z) = - \sum_{i=1}^{10} [(X - a_i)(X - a_i)^T + c_i]^{-1}, 0 \leq z_i \leq 10, f_{min} = -10,536$

B

KAOTİK HARRİS ŞAHİNLERİ ALGORİTMASI SONUÇLARI

Tablo B.1 Önerilen modifikasyon 1 sonuçları

	F1			F2			F3		
	Min.	Ort.	Std.	Min.	Ort.	Std.	Min.	Ort.	Std.
PM1C1	1,56E-107	5,97E-92	1,85E-91	3,14E-54	2,96E-49	7,83E-49	9,57E-85	1,46E-73	4,61E-73
PM1C2	5,31E-115	1,69E-93	5,36E-93	6,09E-60	2,66E-51	7,85E-51	1,78E-104	1,02E-80	3,22E-80
PM1C3	1,91E-112	1,93E-80	6,11E-80	5,20E-56	8,37E-46	1,65E-45	1,08E-99	3,34E-79	1,06E-78
PM1C4	2,13E-103	1,49E-91	4,46E-91	3,87E-56	1,51E-49	2,37E-49	1,57E-87	1,16E-72	3,51E-72
PM1C5	1,49E-95	1,08E-88	2,20E-88	1,23E-51	4,58E-44	1,34E-43	1,42E-85	3,82E-67	1,01E-66
PM1C6	3,18E-115	1,31E-96	4,13E-96	5,94E-59	1,38E-52	4,31E-52	1,02E-101	1,84E-87	4,41E-87
PM1C7	5,95E+00	8,62E+00	1,81E+00	1,02E+01	3,54E+01	4,79E+01	1,20E+03	3,16E+03	1,10E+03
PM1C8	5,26E-102	7,92E-94	1,36E-93	5,05E-59	1,03E-46	3,20E-46	1,68E-88	2,74E-65	8,17E-65
PM1C9	2,71E-134	3,12E-117	9,87E-117	1,34E-68	1,96E-59	6,18E-59	1,77E-123	2,91E-88	9,22E-88
PM1C10	4,63E-98	3,09E-75	9,74E-75	2,06E-45	7,60E-35	1,98E-34	1,65E-77	3,11E-54	9,85E-54
HŞA	6,73E-108	4,67E-97	1,37E-96	3,51E-58	6,64E-50	1,94E-49	7,56E-100	2,03E-75	6,41E-75
	F4			F5			F6		
	Min.	Ort.	Std.	Min.	Ort.	Std.	Min.	Ort.	Std.
PM1C1	1,54E-53	7,63E-47	1,84E-46	1,23E-05	8,31E-03	1,49E-02	6,91E-09	3,07E-04	3,45E-04
PM1C2	9,73E-58	7,19E-50	2,26E-49	7,34E-04	2,11E-02	2,35E-02	4,42E-07	1,19E-04	1,65E-04
PM1C3	1,49E-56	1,27E-44	2,74E-44	1,16E-02	5,77E-02	7,60E-02	6,76E-06	1,21E-03	1,64E-03
PM1C4	2,24E-52	1,20E-43	3,79E-43	2,52E-04	9,38E-03	1,14E-02	1,15E-07	1,93E-04	3,38E-04

PM1C5	3,36E-48	2,62E-45	7,82E-45	2,04E-05	7,10E-03	1,15E-02	1,09E-06	4,46E-04	7,51E-04
PM1C6	6,03E-59	2,48E-52	5,48E-52	3,08E-04	1,70E-02	2,62E-02	1,30E-06	1,46E-04	1,13E-04
PM1C7	1,79E+01	2,81E+01	6,77E+00	1,08E+03	1,77E+03	6,16E+02	6,73E+00	9,25E+00	2,04E+00
PM1C8	2,44E-52	3,36E-47	9,13E-47	2,18E-06	7,00E-03	1,00E-02	2,06E-06	3,23E-04	4,68E-04
PM1C9	1,72E-67	6,50E-60	2,05E-59	1,30E-04	1,64E-02	1,33E-02	1,18E-05	1,33E-03	2,48E-03
PM1C10	9,41E-56	2,40E-37	7,60E-37	5,22E-05	2,94E-02	4,45E-02	1,31E-06	1,01E-03	1,20E-03
HŞA	1,35E-54	8,25E-51	1,38E-50	1,23E-03	2,41E-02	2,51E-02	3,73E-07	2,50E-04	3,24E-04
	F7	F8			F9				
	Min.	Ort.	Std.	Min.	Ort.	Std.	Min.	Ort.	Std.
PM1C1	2,19E-05	1,43E-04	9,99E-05	-1,26E+04	-1,26E+04	2,12E+00	2,70E-08	1,10E-05	1,78E-05
PM1C2	1,17E-05	1,32E-04	7,97E-05	-1,26E+04	-1,24E+04	3,14E+02	5,66E-07	2,13E-05	1,86E-05
PM1C3	4,97E-05	1,77E-04	2,60E-04	-1,26E+04	-1,26E+04	4,78E+00	7,14E-07	1,75E-05	2,14E-05
PM1C4	5,16E-05	2,19E-04	2,07E-04	-1,26E+04	-1,26E+04	3,55E+00	4,98E-08	8,75E-06	1,62E-05
PM1C5	3,47E-05	1,52E-04	8,93E-05	-1,26E+04	-1,26E+04	1,29E+00	2,25E-08	3,00E-06	3,45E-06
PM1C6	7,32E-06	1,71E-04	1,40E-04	-1,26E+04	-1,26E+04	1,81E+00	6,95E-07	7,43E-06	8,20E-06
PM1C7	4,09E+01	6,99E+01	2,21E+01	7,93E+03	7,30E+03	3,98E+02	1,92E+00	6,10E+00	1,89E+00
PM1C8	7,97E-06	1,27E-04	1,03E-04	-1,26E+04	-1,25E+04	2,92E+02	3,14E-06	3,41E-05	5,19E-05
PM1C9	1,41E-05	1,24E-04	9,08E-05	-9,02E+03	-9,02E+03	2,51E-01	3,59E-06	2,59E-04	3,91E-04
PM1C10	9,31E-06	2,20E-04	1,81E-04	-1,26E+04	-1,26E+04	2,68E-01	1,41E-10	6,90E-06	9,71E-06
HŞA	2,63E-05	1,34E-04	1,57E-04	-1,26E+04	-1,24E+04	5,39E+02	2,82E-08	7,31E-06	6,34E-06
	F10	F11			F12				
	Min.	Ort.	Std.	Min.	Ort.	Std.	Min.	Ort.	Std.
PM1C1	1,80E-06	1,63E-04	3,15E-04	3,14E-04	3,43E-04	3,55E-05	-3,20E+00	-3,08E+00	5,99E-02

PM1C2	1,72E-06	9,55E-05	1,38E-04	3,08E-04	3,40E-04	2,78E-05	- 3,23E+00	- 3,04E+00	1,24E-01
PM1C3	1,91E-08	2,69E-04	3,70E-04	3,26E-04	4,28E-04	8,60E-05	- 3,25E+00	- 3,10E+00	9,12E-02
PM1C4	5,25E-07	1,46E-04	3,68E-04	3,08E-04	4,36E-04	3,03E-04	- 3,12E+00	- 3,00E+00	1,07E-01
PM1C5	3,24E-07	8,83E-05	1,29E-04	3,13E-04	3,36E-04	2,91E-05	3,32E+00	3,11E+00	1,10E-01
PM1C6	3,44E-07	1,57E-04	2,07E-04	3,08E-04	3,40E-04	3,06E-05	- 3,23E+00	- 3,04E+00	1,49E-01
PM1C7	1,35E+00	1,69E+00	4,14E-01	6,20E-04	3,16E-03	6,07E-03	- 3,18E+00	- 3,06E+00	7,15E-02
PM1C8	9,80E-07	1,60E-04	1,98E-04	3,08E-04	3,29E-04	2,54E-05	- 3,28E+00	3,11E+00	9,79E-02
PM1C9	3,80E-07	2,84E-04	6,63E-04	3,08E-04	2,49E-03	6,30E-03	- 3,23E+00	- 3,06E+00	1,68E-01
PM1C10	3,34E-06	1,64E-04	2,28E-04	4,67E-04	6,96E-04	3,03E-04	- 3,15E+00	- 3,01E+00	1,10E-01
H5A	1,83E-05	1,19E-04	8,46E-05	3,22E-04	4,40E-04	2,78E-04	- 3,23E+00	- 3,08E+00	1,18E-01
	F13			F14			F15		
	Min.	Ort.	Std.	Min.	Ort.	Std.	Min.	Ort.	Std.
PM1C1	- 5,06E+00	- 5,05E+00	4,72E-04	- 5,09E+00	- 5,09E+00	7,95E-04	- 5,13E+00	- 5,13E+00	4,01E-04
PM1C2	- 5,05E+00	- 5,05E+00	7,87E-03	- 5,09E+00	- 5,09E+00	3,25E-03	- 5,13E+00	- 5,85E+00	8,57E-01
PM1C3	- 1,01E+01	- 7,50E+00	2,59E+00	- 1,04E+01	- 7,21E+00	2,73E+00	- 1,05E+01	- 6,75E+00	2,61E+00
PM1C4	- 5,06E+00	- 5,05E+00	6,09E-04	- 1,03E+01	- 5,61E+00	1,64E+00	- 5,13E+00	- 5,13E+00	4,20E-03
PM1C5	- 1,00E+01	- 5,55E+00	1,57E+00	- 1,00E+01	- 5,58E+00	1,57E+00	- 5,13E+00	- 5,13E+00	1,06E-03
PM1C6	- 5,06E+00	- 5,05E+00	6,77E-04	- 1,04E+01	- 5,62E+00	1,68E+00	- 5,13E+00	- 5,13E+00	7,79E-04
PM1C7	- 1,01E+01	- 5,07E+00	3,47E+00	- 1,03E+01	- 5,86E+00	3,80E+00	- 1,05E+01	- 4,60E+00	3,13E+00
PM1C8	- 9,57E+00	- 5,51E+00	1,43E+00	- 5,09E+00	- 5,09E+00	1,15E-03	- 5,13E+00	- 5,13E+00	1,45E-03
PM1C9	- 5,05E+00	- 5,05E+00	2,92E-03	- 1,03E+01	- 5,60E+00	1,64E+00	- 1,03E+01	- 6,16E+00	2,18E+00
PM1C10	- 1,02E+01	- 8,11E+00	2,63E+00	- 1,04E+01	- 9,86E+00	1,68E+00	- 1,05E+01	- 8,91E+00	2,61E+00

HŞA	- 5,06E+00	- 5,05E+00	2,23E-03	- 5,09E+00	- 5,09E+00	1,59E- 03	- 5,13E+00	- 5,13E+00	2,62E- 03
-----	---------------	---------------	----------	---------------	---------------	--------------	---------------	---------------	--------------

Tablo B.2 Önerilen modifikasyon 2 sonuçlar

	F1			F2			F3		
	Min.	Ort.	Std.	Min.	Ort.	Std.	Min.	Ort.	Std.
PM2C1	9,47E-102	1,79E-93	5,24E-93	1,49E-58	1,63E-50	4,55E-50	2,16E-92	2,31E-67	7,32E-67
PM2C2	5,14E-112	4,25E-101	1,30E-100	9,60E-58	5,84E-53	1,14E-52	9,46E-100	2,11E-82	6,67E-82
PM2C3	1,70E-146	2,16E-90	5,93E-90	2,22E-63	9,83E-47	3,11E-46	2,91E-139	4,42E-87	9,69E-87
PM2C4	5,14E-107	4,57E-91	1,43E-90	3,84E-55	3,55E-50	5,39E-50	1,78E-93	1,48E-71	3,55E-71
PM2C5	1,73E-94	1,69E-83	4,68E-83	2,78E-50	7,94E-47	1,43E-46	1,01E-79	9,45E-69	2,96E-68
PM2C6	5,00E-109	1,16E-104	1,60E-104	3,22E-58	4,21E-52	1,23E-51	7,92E-94	3,08E-81	9,24E-81
PM2C7	5,72E+00	8,74E+00	1,98E+00	1,14E+01	8,57E+01	2,28E+02	1,43E+03	2,95E+03	9,64E+02
PM2C8	3,10E-106	1,62E-92	4,67E-92	1,44E-53	3,62E-46	1,05E-45	1,73E-90	1,21E-73	3,81E-73
PM2C9	9,98E-130	3,25E-121	8,91E-121	6,95E-71	4,35E-61	9,02E-61	8,52E-122	2,97E-104	7,0E-104
PM2C10	2,85E-99	6,47E-74	2,05E-73	9,73E-49	3,59E-39	1,13E-38	7,55E-86	2,73E-59	6,21E-59
HŞA	4,91E-110	2,57E-98	7,89E-98	5,38E-57	3,91E-52	1,03E-51	8,17E-96	2,82E-75	8,68E-75
	F4			F5			F6		
	Min.	Ort.	Std.	Min.	Ort.	Std.	Min.	Ort.	Std.
PM2C1	6,90E-51	9,50E-47	2,92E-46	3,75E-03	2,02E-02	2,13E-02	2,56E-06	2,05E-04	3,59E-04
PM2C2	4,07E-55	3,03E-50	9,23E-50	1,35E-03	2,90E-02	3,10E-02	1,62E-07	2,04E-04	2,27E-04
PM2C3	3,11E-68	4,23E-47	1,34E-46	4,85E-06	2,07E-03	3,41E-03	5,11E-07	5,54E-05	7,58E-05
PM2C4	4,90E-52	4,65E-48	1,12E-47	3,70E-05	1,22E-02	2,09E-02	2,13E-06	1,98E-04	3,32E-04
PM2C5	5,05E-50	2,13E-43	6,49E-43	4,33E-04	5,82E-02	7,18E-02	1,40E-06	5,39E-04	6,46E-04

PM2C6	7,29E-58	6,66E-49	2,08E-48	9,83E-06	4,01E-02	6,79E-02	1,13E-07	3,21E-04	4,36E-04
PM2C7	1,34E+01	2,56E+01	6,36E+00	1,50E+03	2,53E+03	9,54E+02	7,67E+00	9,49E+00	1,18E+00
PM2C8	2,41E-52	1,14E-46	2,26E-46	2,20E-05	1,28E-02	1,61E-02	4,38E-06	3,71E-04	4,63E-04
PM2C9	1,02E-73	3,88E-62	1,10E-61	5,79E-04	2,63E-02	3,36E-02	5,19E-06	5,68E-04	9,65E-04
PM2C10	6,75E-52	1,83E-40	5,77E-40	4,64E-04	2,58E-02	5,32E-02	9,22E-07	6,66E-04	1,00E-03
HŞA	7,67E-56	3,85E-49	8,31E-49	2,52E-04	2,66E-02	1,14E-02	1,16E-07	2,06E-04	1,20E-04
	F7			F8			F9		
	Min.	Ort.	Std.	Min.	Ort.	Std.	Min.	Ort.	Std.
PM2C1	4,17E-05	2,62E-04	3,80E-04	- 1,26E+04	- 1,26E+04	6,62E-01	5,12E-07	1,64E-05	2,23E-05
PM2C2	3,40E-05	1,27E-04	1,29E-04	- 1,26E+04	- 1,23E+04	3,37E+02	4,16E-08	2,10E-05	2,35E-05
PM2C3	1,65E-05	5,97E-05	4,53E-05	- 1,26E+04	- 1,12E+04	2,29E+03	8,90E-10	9,87E-07	1,20E-06
PM2C4	1,94E-05	1,29E-04	1,61E-04	- 1,26E+04	- 1,26E+04	3,77E+00	1,09E-08	5,60E-06	7,68E-06
PM2C5	8,76E-06	1,69E-04	2,24E-04	- 1,26E+04	- 1,26E+04	7,09E-01	1,21E-07	1,78E-05	2,80E-05
PM2C6	1,88E-05	1,85E-04	2,33E-04	- 1,26E+04	- 1,26E+04	1,32E+00	1,48E-09	7,81E-06	1,07E-05
PM2C7	4,39E+01	6,47E+01	1,18E+01	- 8,58E+03	- 7,11E+03	7,19E+02	3,26E+00	7,77E+00	2,43E+00
PM2C8	1,61E-05	1,92E-04	1,37E-04	- 1,26E+04	- 1,25E+04	1,50E+02	3,84E-08	1,12E-05	1,60E-05
PM2C9	3,08E-05	1,18E-04	1,02E-04	- 9,02E+03	- 9,02E+03	6,33E-02	4,50E-07	2,85E-05	3,83E-05
PM2C10	1,07E-05	1,32E-04	1,16E-04	- 1,26E+04	- 1,26E+04	5,61E-01	9,80E-10	5,29E-06	6,46E-06
HŞA	4,80E-05	1,41E-04	1,53E-04	- 1,26E+04	- 1,25E+04	8,14E+01	2,03E-07	1,29E-05	1,27E-05
	F10			F11			F12		
	Min.	Ort.	Std.	Min.	Ort.	Std.	Min.	Ort.	Std.
PM2C1	2,56E-06	1,99E-04	2,23E-04	3,14E-04	3,34E-04	2,11E-05	- 3,27E+00	- 3,09E+00	1,56E-01
PM2C2	3,55E-09	3,76E-05	4,14E-05	3,11E-04	3,47E-04	3,34E-05	- 3,25E+00	- 3,03E+00	1,31E-01

PM2C3	4,70E-06	5,24E-05	7,47E-05	3,08E-04	3,39E-04	2,19E-05	- 3,22E+00	- 3,06E+00	1,29E-01
PM2C4	2,51E-07	1,24E-04	2,39E-04	3,09E-04	3,38E-04	4,17E-05	- 3,19E+00	- 3,08E+00	1,03E-01
PM2C5	6,41E-06	1,52E-04	2,26E-04	3,12E-04	6,28E-04	6,24E-04	- 3,17E+00	- 3,07E+00	9,77E-02
PM2C6	2,33E-08	1,05E-04	1,96E-04	3,08E-04	4,87E-04	4,40E-04	- 3,28E+00	- 3,12E+00	1,15E-01
PM2C7	1,13E+00	1,64E+00	4,00E-01	6,45E-04	8,71E-03	1,00E-02	- 3,26E+00	- 3,09E+00	1,21E-01
PM2C8	3,71E-07	6,71E-05	7,72E-05	3,10E-04	5,79E-04	5,05E-04	- 3,30E+00	- 3,12E+00	1,53E-01
PM2C9	1,43E-06	1,78E-04	3,24E-04	3,14E-04	4,78E-04	4,08E-04	- 3,18E+00	- 2,96E+00	2,05E-01
PM2C10	1,57E-08	8,81E-05	1,76E-04	3,09E-04	3,42E-04	2,63E-05	- 3,19E+00	- 3,06E+00	1,21E-01
HŞA	5,78E-06	6,29E-05	3,67E-05	3,11E-04	4,29E-04	3,17E-04	- 3,21E+00	- 3,10E+00	1,16E-01
	F13			F14			F15		
	Min.	Ort.	Std.	Min.	Ort.	Std.	Min.	Ort.	Std.
PM2C1	- 1,00E+01	- 5,55E+00	1,58E+00	- 1,03E+01	- 5,37E+00	1,87E+00	- 1,05E+01	- 5,67E+00	1,70E+00
PM2C2	- 9,67E+00	- 5,51E+00	1,46E+00	- 5,09E+00	- 5,08E+00	5,83E-03	- 5,13E+00	- 5,12E+00	7,21E-03
PM2C3	- 5,04E+00	- 5,00E+00	4,55E-02	- 1,01E+01	- 6,43E+00	2,22E+00	- 1,02E+01	- 7,51E+00	2,57E+00
PM2C4	- 5,06E+00	- 5,05E+00	4,82E-04	- 5,09E+00	- 5,09E+00	1,65E-03	- 1,03E+01	- 5,64E+00	1,63E+00
PM2C5	- 5,06E+00	- 5,05E+00	9,00E-04	- 9,94E+00	- 6,04E+00	2,02E+00	- 5,13E+00	- 5,13E+00	7,06E-04
PM2C6	- 5,06E+00	- 5,05E+00	2,78E-03	- 5,09E+00	- 5,09E+00	8,21E-04	- 1,04E+01	- 5,65E+00	1,66E+00
PM2C7	- 1,01E+01	- 4,37E+00	3,09E+00	- 1,03E+01	- 3,79E+00	2,59E+00	- 1,04E+01	- 5,00E+00	3,82E+00
PM2C8	- 9,61E+00	- 5,51E+00	1,44E+00	- 1,04E+01	- 5,61E+00	1,67E+00	- 5,13E+00	- 5,13E+00	1,67E-03
PM2C9	- 5,03E+00	- 4,99E+00	3,72E-02	- 5,06E+00	- 5,03E+00	2,84E-02	- 1,00E+01	- 5,59E+00	1,55E+00
PM2C10	- 1,01E+01	- 6,07E+00	2,15E+00	- 1,04E+01	- 6,68E+00	2,57E+00	- 1,05E+01	- 5,66E+00	1,70E+00

HŞA	- 5,05E+00	- 5,05E+00	1,82E-03	- 9,84E+00	- 5,56E+00	1,50E+0 0	- 5,13E+00	- 5,13E+00	1,16E- 03
-----	---------------	---------------	----------	---------------	---------------	--------------	---------------	---------------	--------------

Tablo B.3 Önerilen modifikasyon 3 sonuçlar

	F1			F2			F3		
	Min.	Ort.	Std.	Min.	Ort.	Std.	Min.	Ort.	Std.
PM3C1	9,31E-101	8,07E-90	2,54E-89	2,31E-52	1,03E-48	2,75E-48	1,10E-82	2,88E-62	9,10E-62
PM3C2	6,62E-109	5,81E-102	1,30E-101	1,52E-61	6,38E-54	1,24E-53	6,86E-101	2,68E-59	8,47E-59
PM3C3	5,08E-114	7,36E-67	2,33E-66	7,38E-56	1,79E-35	5,24E-35	1,89E-103	1,29E-47	4,06E-47
PM3C4	1,32E-104	2,32E-91	7,33E-91	1,10E-54	1,15E-47	3,62E-47	1,13E-84	5,56E-69	1,76E-68
PM3C5	3,35E-94	6,87E-86	9,64E-86	1,07E-48	4,25E-46	1,05E-45	2,63E-76	5,81E-57	1,84E-56
PM3C6	1,18E-115	1,85E-101	5,82E-101	6,29E-59	6,05E-51	1,89E-50	1,19E-101	1,09E-79	3,05E-79
PM3C7	7,44E+00	9,25E+00	1,45E+00	1,01E+01	2,33E+01	3,19E+01	1,59E+03	3,08E+03	1,14E+03
PM3C8	9,40E-103	3,90E-94	1,14E-93	9,28E-55	1,49E-47	4,70E-47	5,08E-86	1,47E-63	4,66E-63
PM3C9	1,54E-133	4,79E-120	1,50E-119	2,37E-69	1,33E-62	1,92E-62	9,18E-122	1,76E-109	5,1E-109
PM3C10	0,00E+00	4,45E-73	1,41E-72	0,00E+00	6,01E-44	1,90E-43	0,00E+00	9,20E-50	2,91E-49
HŞA	1,97E-112	1,73E-100	5,33E-100	3,13E-58	1,55E-50	4,75E-50	8,81E-99	2,65E-67	8,39E-67
	F4			F5			F6		
	Min.	Ort.	Std.	Min.	Ort.	Std.	Min.	Ort.	Std.
PM3C1	7,44E-49	7,89E-43	2,48E-42	3,83E-05	1,03E-02	1,23E-02	2,88E-06	2,93E-04	4,23E-04
PM3C2	1,38E-58	2,32E-53	5,97E-53	2,77E-03	9,50E-03	7,42E-03	5,73E-06	3,75E-04	4,68E-04
PM3C3	2,87E-59	1,01E-38	2,40E-38	1,11E-04	6,93E-02	6,07E-02	4,49E-08	3,61E-04	4,56E-04
PM3C4	5,68E-50	1,20E-46	2,92E-46	1,58E-03	2,96E-02	4,09E-02	1,67E-05	7,88E-04	1,03E-03
PM3C5	8,89E-49	1,69E-41	3,28E-41	4,28E-04	3,15E-02	4,40E-02	6,62E-05	2,39E-04	1,63E-04

PM3C6	4,56E-59	1,04E-51	2,46E-51	2,51E-07	2,10E-02	3,82E-02	3,62E-06	2,81E-04	3,28E-04
PM3C7	1,28E+01	2,69E+01	6,63E+00	1,73E+03	2,69E+03	8,99E+02	6,91E+00	9,48E+00	1,46E+00
PM3C8	9,82E-52	1,54E-44	4,83E-44	7,69E-06	1,47E-02	1,56E-02	8,46E-07	3,54E-04	2,63E-04
PM3C9	5,17E-73	1,55E-64	2,12E-64	3,78E-04	1,47E-02	2,17E-02	2,77E-06	6,57E-04	8,49E-04
PM3C10	0,00E+00	8,10E-44	2,56E-43	3,50E-05	4,57E-02	1,01E-01	2,14E-04	3,66E-03	7,42E-03
HŞA	9,93E-55	1,13E-49	2,30E-49	3,05E-04	1,41E-02	1,57E-02	5,41E-08	2,79E-04	2,83E-04
	F7			F8			F9		
	Min.	Ort.	Std.	Min.	Ort.	Std.	Min.	Ort.	Std.
PM3C1	4,75E-05	1,88E-04	1,34E-04	- 1,26E+04	- 1,26E+04	3,15E+00	1,16E-06	8,51E-06	6,50E-06
PM3C2	2,00E-05	1,41E-04	1,46E-04	- 1,26E+04	- 1,22E+04	1,07E+03	3,62E-07	2,02E-05	1,48E-05
PM3C3	6,31E-06	1,61E-04	1,92E-04	- 1,26E+04	- 1,26E+04	2,56E+01	1,76E-09	1,88E-05	2,41E-05
PM3C4	1,51E-05	1,67E-04	1,29E-04	- 1,26E+04	- 1,26E+04	1,81E+00	4,99E-07	2,11E-05	3,57E-05
PM3C5	5,34E-06	1,30E-04	1,11E-04	- 1,26E+04	- 1,26E+04	1,50E+00	2,52E-07	3,05E-05	4,98E-05
PM3C6	1,55E-06	1,55E-04	1,39E-04	- 1,26E+04	- 1,23E+04	4,83E+02	7,93E-08	3,59E-06	3,24E-06
PM3C7	5,48E+01	6,67E+01	8,52E+00	- 8,75E+03	- 7,54E+03	6,41E+02	1,68E+00	4,47E+00	2,18E+00
PM3C8	2,26E-05	1,64E-04	1,45E-04	- 1,26E+04	- 1,26E+04	4,18E+00	3,11E-07	1,05E-05	1,97E-05
PM3C9	9,76E-06	5,10E-04	1,08E-03	- 9,02E+03	- 9,02E+03	6,65E-01	5,48E-07	8,97E-05	1,11E-04
PM3C10	1,28E-05	1,92E-04	1,97E-04	- 1,26E+04	- 1,26E+04	2,10E+00	3,93E-10	5,50E-06	9,65E-06
HŞA	1,55E-06	1,59E-04	1,14E-04	- 1,26E+04	- 1,25E+04	1,39E+02	1,87E-08	1,34E-05	1,26E-05
	F10			F11			F12		
	Min.	Ort.	Std.	Min.	Ort.	Std.	Min.	Ort.	Std.
PM3C1	7,97E-08	1,47E-04	1,80E-04	3,11E-04	4,45E-04	3,04E-04	- 3,22E+00	- 3,10E+00	1,35E-01
PM3C2	1,13E-07	5,72E-05	9,12E-05	3,15E-04	3,69E-04	6,67E-05	- 3,24E+00	- 3,08E+00	1,08E-01

PM3C3	1,37E-04	6,53E-04	6,58E-04	3,09E-04	4,24E-04	1,12E-04	-	3,26E+00	-	3,09E+00	1,11E-01
PM3C4	1,05E-06	1,22E-04	1,84E-04	3,09E-04	5,00E-04	4,67E-04	-	3,26E+00	-	3,14E+00	8,18E-02
PM3C5	5,79E-09	1,33E-04	2,45E-04	3,09E-04	4,63E-04	3,92E-04	-	3,28E+00	-	3,15E+00	1,03E-01
PM3C6	3,68E-06	1,50E-04	1,37E-04	3,09E-04	3,75E-04	7,80E-05	-	3,19E+00	-	3,09E+00	6,93E-02
PM3C7	1,28E+00	1,78E+00	4,91E-01	7,39E-04	8,69E-03	1,01E-02	-	3,14E+00	-	3,04E+00	6,87E-02
PM3C8	6,57E-07	7,67E-05	1,21E-04	3,09E-04	5,53E-04	4,38E-04	-	3,20E+00	-	3,10E+00	8,23E-02
PM3C9	1,47E-06	2,41E-04	2,49E-04	3,25E-04	5,03E-04	3,62E-04	-	3,12E+00	-	2,98E+00	1,24E-01
PM3C10	6,00E-06	9,81E-05	1,79E-04	3,78E-04	5,04E-04	1,11E-04	-	3,13E+00	-	2,97E+00	1,35E-01
HŞA	1,78E-07	2,94E-04	4,94E-04	3,10E-04	5,45E-04	4,62E-04	-	3,18E+00	-	3,09E+00	9,31E-02
	F13			F14			F15				
	Min.	Ort.	Std.	Min.	Ort.	Std.	Min.	Ort.	Std.		
PM3C1	-	-	2,09E+00	-	-	1,55E+00	-	-	-	9,23E-04	
	1,01E+01	6,04E+00		9,99E+00	5,58E+00	0	5,13E+00	5,13E+00			
PM3C2	-	-	8,64E-03	-	-	1,58E+00	-	-	-	1,67E-02	
	5,05E+00	5,05E+00		1,01E+01	5,58E+00	0	5,13E+00	5,12E+00			
PM3C3	-	-	2,67E-04	-	-	1,65E-04	-	-	-	1,60E+00	
	5,06E+00	5,05E+00		5,09E+00	5,09E+00		1,02E+01	5,64E+00		0	
PM3C4	-	-	1,57E+00	-	-	1,18E-03	-	-	-	1,98E-03	
	1,00E+01	5,55E+00		5,09E+00	5,09E+00		5,13E+00	5,13E+00			
PM3C5	-	-	7,53E-04	-	-	2,14E+00	-	-	-	9,38E-04	
	5,06E+00	5,05E+00		1,03E+01	6,10E+00	0	5,13E+00	5,13E+00			
PM3C6	-	-	1,95E+00	-	-	1,94E-03	-	-	-	2,05E-03	
	9,93E+00	5,98E+00		5,09E+00	5,09E+00		5,13E+00	5,13E+00			
PM3C7	-	-	2,41E+00	-	-	2,90E+00	-	-	-	3,28E+00	
	1,01E+01	3,89E+00		9,99E+00	4,88E+00	0	1,03E+01	4,07E+00		0	
PM3C8	-	-	1,59E+00	-	-	1,82E-03	-	-	-	1,56E+00	
	1,01E+01	5,56E+00		5,09E+00	5,09E+00		1,01E+01	5,62E+00		0	
PM3C9	-	-	2,01E-03	-	-	3,31E-03	-	-	-	2,62E-03	
	5,06E+00	5,05E+00		5,09E+00	5,08E+00		5,13E+00	5,13E+00			
PM3C10	-	-	2,14E+00	-	-	2,57E+00	-	-	-	2,25E+00	
	1,02E+01	9,12E+00		1,04E+01	8,81E+00	0	1,05E+01	9,36E+00		0	
HŞA	-	-	1,61E+00	-	-	3,07E-03	-	-	-	1,69E+00	
	1,01E+01	5,56E+00		5,09E+00	5,08E+00		1,05E+01	5,66E+00		0	

Tablo B.4 Önerilen modifikasyon 4 sonuçlar

	F1			F2			F3		
	Min.	Ort.	Std.	Min.	Ort.	Std.	Min.	Ort.	Std.
PM4C1	4,31E-100	1,52E-89	3,36E-88	2,97E-54	2,74E-49	5,37E-49	1,77E-82	6,76E-64	2,14E-63
PM4C2	7,28E-113	1,22E-99	3,84E-99	6,22E-61	1,64E-54	2,08E-54	2,28E-103	8,40E-57	1,37E-56
PM4C3	8,51E-133	2,65E-80	7,33E-80	8,48E-73	2,47E-42	7,81E-42	7,40E-129	1,24E-60	3,92E-60
PM4C4	4,86E-101	5,25E-90	1,64E-89	3,63E-53	9,18E-49	2,41E-48	2,43E-88	4,35E-72	1,37E-71
PM4C5	6,81E-94	2,28E-85	7,11E-85	9,86E-50	8,64E-45	2,67E-44	6,31E-77	6,03E-61	1,89E-60
PM4C6	6,00E-111	1,87E-101	4,89E-101	6,59E-56	8,25E-52	2,30E-51	1,06E-96	1,76E-79	4,81E-79
PM4C7	7,54E+00	1,00E+01	2,13E+00	1,08E+01	2,09E+01	2,39E+01	1,02E+03	2,88E+03	9,61E+02
PM4C8	1,16E-103	3,70E-89	1,12E-88	2,48E-51	6,25E-47	1,48E-46	1,75E-86	1,65E-70	5,21E-70
PM4C9	7,47E-139	2,05E-119	6,49E-119	2,41E-66	4,03E-61	9,22E-61	1,52E-122	3,50E-107	8,8E-107
PM4C10	0,00E+00	2,99E-78	9,45E-78	0,00E+00	8,70E-43	2,23E-42	0,00E+00	3,81E-60	1,15E-59
HŞA	4,77E-111	1,12E-95	3,25E-95	6,92E-56	6,61E-51	1,39E-50	1,22E-98	1,46E-76	4,62E-76
	F4			F5			F6		
	Min.	Ort.	Std.	Min.	Ort.	Std.	Min.	Ort.	Std.
PM4C1	1,68E-53	1,82E-46	3,89E-46	3,54E-05	3,09E-02	2,68E-02	6,30E-07	5,26E-04	7,09E-04
PM4C2	2,58E-58	4,45E-52	1,06E-51	3,07E-04	1,93E-02	1,51E-02	3,26E-07	3,34E-04	4,20E-04
PM4C3	2,25E-69	1,04E-37	3,28E-37	2,37E-05	5,49E-03	6,82E-03	6,39E-11	1,94E-07	1,77E-07
PM4C4	1,13E-50	4,82E-47	8,36E-47	8,40E-04	5,70E-03	6,71E-03	6,06E-07	4,64E-04	9,93E-04
PM4C5	9,33E-47	2,85E-42	7,48E-42	3,24E-04	8,99E-03	1,46E-02	1,95E-07	7,07E-04	1,06E-03
PM4C6	3,89E-55	3,44E-51	9,58E-51	3,55E-04	2,43E-02	3,79E-02	2,69E-06	1,97E-04	2,57E-04

PM4C7	7,04E+00	2,54E+01	8,11E+00	1,15E+03	1,93E+03	7,79E+02	7,18E+00	9,59E+00	1,60E+00
PM4C8	3,45E-51	1,46E-43	3,88E-43	8,69E-05	5,50E-03	7,83E-03	3,81E-07	1,98E-04	2,10E-04
PM4C9	5,83E-69	6,53E-63	1,90E-62	4,60E-05	9,41E-03	1,70E-02	8,92E-07	6,05E-04	8,24E-04
PM4C10	0,00E+00	1,19E-41	3,76E-41	4,71E-05	1,34E-02	2,20E-02	1,53E-05	4,91E-04	9,59E-04
HŞA	1,79E-55	1,04E-50	2,22E-50	1,94E-07	2,23E-02	2,93E-02	2,95E-10	2,32E-04	1,76E-04
	F7			F8			F9		
	Min.	Ort.	Std.	Min.	Ort.	Std.	Min.	Ort.	Std.
PM4C1	3,74E-06	4,66E-04	7,76E-04	-	1,26E+04	1,26E+04	2,09E-01	1,34E-09	2,80E-05
PM4C2	2,94E-05	1,76E-04	9,11E-05	-	1,26E+04	1,25E+04	2,10E+02	1,06E-07	1,19E-05
PM4C3	1,62E-06	7,90E-05	1,61E-04	-	1,26E+04	1,04E+04	1,68E+03	1,26E-09	3,67E-07
PM4C4	1,16E-04	4,21E-04	2,15E-04	-	1,26E+04	1,25E+04	1,40E+02	2,30E-08	7,54E-06
PM4C5	4,37E-05	2,01E-04	1,50E-04	-	1,26E+04	1,26E+04	9,55E-01	3,50E-09	2,87E-05
PM4C6	1,48E-05	1,67E-04	1,22E-04	-	1,26E+04	1,22E+04	6,16E+02	1,91E-06	1,36E-05
PM4C7	4,67E+01	6,72E+01	1,36E+01	-	8,79E+03	7,86E+03	7,82E+02	1,96E+00	5,12E+00
PM4C8	1,81E-05	2,64E-04	2,76E-04	-	1,26E+04	1,25E+04	7,51E+01	2,82E-07	2,14E-05
PM4C9	2,60E-05	2,12E-04	2,11E-04	-	9,02E+03	9,02E+03	4,08E-01	9,15E-07	7,49E-05
PM4C10	5,60E-05	2,14E-04	2,18E-04	-	1,26E+04	1,26E+04	6,73E-01	2,32E-07	1,61E-05
HŞA	4,29E-05	2,29E-04	7,52E-04	-	1,26E+04	1,26E+04	2,36E+00	6,76E-07	1,52E-05
	F10			F11			F12		
	Min.	Ort.	Std.	Min.	Ort.	Std.	Min.	Ort.	Std.
PM4C1	8,79E-07	1,86E-04	2,61E-04	3,10E-04	5,23E-04	3,98E-04	-	3,27E+00	-
PM4C2	9,58E-07	2,55E-05	1,68E-05	3,25E-04	3,74E-04	5,15E-05	-	3,19E+00	-
PM4C3	1,12E-05	1,53E-04	1,97E-04	3,18E-04	3,72E-04	4,31E-05	-	3,24E+00	-

PM4C4	3,09E-06	2,16E-04	4,75E-04	3,08E-04	3,36E-04	3,06E-05	- 3,21E+00	- 3,12E+00	7,41E-02
PM4C5	1,21E-06	1,87E-04	2,03E-04	3,19E-04	3,65E-04	5,31E-05	- 3,28E+00	- 3,06E+00	1,47E-01
PM4C6	1,11E-06	5,23E-05	7,40E-05	3,11E-04	3,46E-04	5,22E-05	- 3,26E+00	- 3,09E+00	1,39E-01
PM4C7	8,31E-01	1,34E+00	3,18E-01	5,43E-04	8,17E-04	2,77E-04	- 3,26E+00	- 3,09E+00	1,12E-01
PM4C8	9,62E-07	1,70E-04	2,67E-04	3,08E-04	5,54E-04	4,60E-04	- 3,22E+00	- 3,14E+00	8,87E-02
PM4C9	6,06E-06	2,47E-04	2,71E-04	3,19E-04	5,28E-04	5,82E-04	- 3,24E+00	- 3,02E+00	1,66E-01
PM4C10	3,46E-06	2,23E-04	4,23E-04	3,09E-04	3,42E-04	2,43E-05	- 3,22E+00	- 3,09E+00	8,44E-02
HŞA	2,30E-05	2,20E-04	2,05E-04	3,15E-04	3,92E-04	7,40E-05	- 3,27E+00	- 3,11E+00	1,20E-01
	F13			F14			F15		
	Min.	Ort.	Std.	Min.	Ort.	Std.	Min.	Ort.	Std.
PM4C1	- 1,02E+01	- 6,55E+00	2,41E+00	- 1,03E+01	- 5,61E+00	1,65E+00	- 1,04E+01	- 5,65E+00	1,66E+00
PM4C2	- 5,06E+00	- 5,05E+00	4,49E-03	- 5,09E+00	- 5,07E+00	1,30E-02	- 5,13E+00	- 4,79E+00	1,03E+00
PM4C3	- 5,03E+00	- 4,99E+00	3,71E-02	- 5,05E+00	- 4,96E+00	6,33E-02	- 5,07E+00	- 4,97E+00	7,62E-02
PM4C4	- 5,06E+00	- 5,05E+00	9,31E-04	- 5,09E+00	- 5,09E+00	1,23E-03	- 1,04E+01	- 5,65E+00	1,67E+00
PM4C5	- 1,01E+01	- 6,55E+00	2,41E+00	- 5,09E+00	- 5,09E+00	1,41E-04	- 1,00E+01	- 5,62E+00	1,54E+00
PM4C6	- 1,01E+01	- 5,56E+00	1,59E+00	- 1,02E+01	- 5,60E+00	1,62E+00	- 5,13E+00	- 5,13E+00	6,36E-03
PM4C7	- 9,93E+00	- 4,81E+00	2,11E+00	- 1,03E+01	- 5,25E+00	3,39E+00	- 1,03E+01	- 4,32E+00	3,23E+00
PM4C8	- 5,06E+00	- 5,05E+00	1,66E-03	- 5,09E+00	- 5,09E+00	1,33E-03	- 5,13E+00	- 5,13E+00	2,57E-03
PM4C9	- 5,04E+00	- 5,02E+00	2,09E-02	- 5,08E+00	- 5,06E+00	1,91E-02	- 5,12E+00	- 5,10E+00	1,77E-02
PM4C10	- 1,01E+01	- 6,07E+00	2,13E+00	- 1,04E+01	- 6,68E+00	2,56E+00	- 1,05E+01	- 7,29E+00	2,79E+00
HŞA	- 5,06E+00	- 5,05E+00	1,53E-03	- 5,09E+00	- 5,09E+00	1,33E-03	- 1,05E+01	- 5,67E+00	1,71E+00

Tablo B.5 Klasik test fonksiyonlarının sonuçları (Popülasyon:30)

		CGSA	HPSBA	NCHHO	BHHO	PM4C6
F1	Min.	1,32E-67	8,88E-06	3,63E-03	8,33E-33	1,39E-88
	Ort.	3,20E-60	1,42E-04	7,23E-03	8,74E-32	1,08E-73
	Std.	9,72E-60	1,58E-04	2,99E-03	6,30E-32	3,18E-73
F2	Min.	1,34E-44	6,98E-03	3,53E-01	3,49E-19	1,58E-55
	Ort.	6,57E-32	8,02E+00	2,25E+01	9,42E-19	5,24E-50
	Std.	1,36E-31	1,03E+01	2,40E+01	4,37E-19	1,62E-49
F3	Min.	2,42E+04	3,35E+01	9,55E+02	1,07E-07	1,55E-64
	Ort.	4,25E+04	8,74E+01	3,17E+03	8,27E-05	3,27E-47
	Std.	1,17E+04	4,55E+01	2,14E+03	1,43E-04	1,03E-46
F4	Min.	1,87E+00	8,02E-01	1,80E-01	3,48E-07	3,59E-37
	Ort.	5,20E+01	1,10E+00	4,93E-01	5,81E-06	1,14E-29
	Std.	3,44E+01	2,64E-01	4,69E-01	1,19E-05	3,40E-29
F5	Min.	2,73E+01	2,59E+01	2,82E+01	2,65E+01	3,05E-04
	Ort.	2,80E+01	1,09E+02	3,46E+02	2,72E+01	1,30E-02
	Std.	4,58E-01	1,12E+02	9,02E+02	5,10E-01	1,29E-02
F6	Min.	1,15E-01	1,88E-05	4,81E-03	6,17E-05	6,08E-13
	Ort.	3,98E-01	3,64E-04	7,30E-03	8,05E-01	1,02E-04
	Std.	2,83E-01	4,59E-04	2,18E-03	4,13E-01	1,29E-04
F7	Min.	1,40E-04	1,10E-01	2,60E-01	1,28E-03	1,06E-05
	Ort.	3,79E-03	7,37E+00	5,13E-01	2,67E-03	2,41E-04
	Std.	4,46E-03	7,57E+00	1,81E-01	8,28E-04	2,52E-04
F8	Min.	-1,26E+04	-7,36E+03	-2,03E+04	-7,18E+03	-1,26E+04
	Ort.	-9,52E+03	-5,32E+03	-1,63E+04	-6,27E+03	-1,25E+04
	Std.	1,87E+03	1,08E+03	2,36E+03	1,23E+03	6,89E+01
F9	Min.	1,01E-02	9,04E-08	7,11E-05	1,25E-02	1,49E-08
	Ort.	2,41E-02	1,04E-02	7,76E-02	3,78E-02	8,48E-06
	Std.	1,70E-02	3,28E-02	1,68E-01	2,20E-02	9,91E-06
F10	Min.	2,13E-01	1,80E-06	5,56E-04	4,09E-01	6,71E-06

	Ort.	5,19E-01	4,35E-03	7,40E-03	6,66E-01	8,64E-05
	Std.	1,94E-01	7,46E-03	7,36E-03	2,61E-01	1,32E-04
	Min.	3,15E-04	5,53E-04	5,50E-04	3,08E-04	3,08E-04
F11	Ort.	1,90E-03	4,99E-03	1,07E-03	6,55E-03	3,10E-04
	Std.	4,35E-03	8,12E-03	3,18E-04	9,54E-03	2,61E-06
	Min.	-3,32E+00	-3,32E+00	-3,32E+00	-3,32E+00	-3,32E+00
F12	Ort.	-3,23E+00	-3,26E+00	-3,30E+00	-3,22E+00	-3,27E+00
	Std.	1,61E-01	9,20E-02	5,10E-02	1,50E-01	6,25E-02
	Min.	-1,01E+01	-1,02E+01	-1,02E+01	-1,02E+01	-5,06E+00
F13	Ort.	-6,83E+00	-8,40E+00	-7,91E+00	-9,14E+00	-5,06E+00
	Std.	2,91E+00	2,91E+00	3,62E+00	2,13E+00	4,29E-05
	Min.	-1,04E+01	-1,04E+01	-1,04E+01	-1,04E+01	-5,09E+00
F14	Ort.	-7,49E+00	-7,68E+00	-9,11E+00	-9,87E+00	-5,09E+00
	Std.	3,11E+00	3,58E+00	2,78E+00	1,67E+00	5,93E-05
	Min.	-1,05E+01	-1,05E+01	-1,05E+01	-1,05E+01	-5,13E+00
F15	Ort.	-8,41E+00	-9,23E+00	-1,05E+01	-9,18E+00	-5,13E+00
	Std.	3,01E+00	2,81E+00	1,03E-06	2,92E+00	5,72E-05

Tablo B.6 Klasik test fonksiyonlarının sonuçları (Popülasyon:50)

		CGSA	HPSBA	NCHHO	BHHO	PM4C6
	Min.	1,39E-88	8,88E-06	3,63E-03	8,33E-33	1,32E-67
F1	Ort.	1,08E-73	1,42E-04	7,23E-03	8,74E-32	3,20E-60
	Std.	3,18E-73	1,58E-04	2,99E-03	6,30E-32	9,72E-60
	Min.	1,58E-55	6,98E-03	3,53E-01	3,49E-19	1,34E-44
F2	Ort.	5,24E-50	8,02E+00	2,25E+01	9,42E-19	6,57E-32
	Std.	1,62E-49	1,03E+01	2,40E+01	4,37E-19	1,36E-31
	Min.	2,42E+04	3,35E+01	9,55E+02	1,07E-07	1,55E-64
F3	Ort.	4,25E+04	8,74E+01	3,17E+03	8,27E-05	3,27E-47
	Std.	1,17E+04	4,55E+01	2,14E+03	1,43E-04	1,03E-46
	Min.	1,87E+00	8,02E-01	1,80E-01	3,48E-07	3,59E-37
F4	Ort.	5,20E+01	1,10E+00	4,93E-01	5,81E-06	1,14E-29

	Std.	3,44E+01	2,64E-01	4,69E-01	1,19E-05	3,40E-29
	Min.	2,73E+01	2,59E+01	2,82E+01	2,65E+01	3,05E-04
F5	Ort.	2,80E+01	1,09E+02	3,46E+02	2,72E+01	1,30E-02
	Std.	4,58E-01	1,12E+02	9,02E+02	5,10E-01	1,29E-02
	Min.	1,15E-01	1,88E-05	4,81E-03	6,17E-05	6,08E-13
F6	Ort.	3,98E-01	3,64E-04	7,30E-03	8,05E-01	1,02E-04
	Std.	2,83E-01	4,59E-04	2,18E-03	4,13E-01	1,29E-04
	Min.	1,40E-04	1,10E-01	2,60E-01	1,28E-03	1,06E-05
F7	Ort.	3,79E-03	7,37E+00	5,13E-01	2,67E-03	2,41E-04
	Std.	4,46E-03	7,57E+00	1,81E-01	8,28E-04	2,52E-04
	Min.	-1,26E+04	-7,36E+03	-2,03E+04	-7,18E+03	-1,26E+04
F8	Ort.	-9,52E+03	-5,32E+03	-1,63E+04	-6,27E+03	-1,25E+04
	Std.	1,87E+03	1,08E+03	2,36E+03	1,23E+03	6,89E+01
	Min.	1,01E-02	9,04E-08	7,11E-05	1,25E-02	1,49E-08
F9	Ort.	2,41E-02	1,04E-02	7,76E-02	3,78E-02	8,48E-06
	Std.	1,70E-02	3,28E-02	1,68E-01	2,20E-02	9,91E-06
	Min.	2,13E-01	1,80E-06	5,56E-04	4,09E-01	6,71E-06
F10	Ort.	5,19E-01	4,35E-03	7,40E-03	6,66E-01	8,64E-05
	Std.	1,94E-01	7,46E-03	7,36E-03	2,61E-01	1,32E-04
	Min.	3,15E-04	5,53E-04	5,50E-04	3,08E-04	3,08E-04
F11	Ort.	1,90E-03	4,99E-03	1,07E-03	6,55E-03	3,10E-04
	Std.	4,35E-03	8,12E-03	3,18E-04	9,54E-03	2,61E-06
	Min.	-3,32E+00	-3,32E+00	-3,32E+00	-3,32E+00	-3,32E+00
F12	Ort.	-3,23E+00	-3,26E+00	-3,30E+00	-3,22E+00	-3,27E+00
	Std.	1,61E-01	9,20E-02	5,10E-02	1,50E-01	6,25E-02
	Min.	-1,01E+01	-1,02E+01	-1,02E+01	-1,02E+01	-5,06E+00
F13	Ort.	-6,83E+00	-8,40E+00	-7,91E+00	-9,14E+00	-5,06E+00
	Std.	2,91E+00	2,91E+00	3,62E+00	2,13E+00	4,29E-05
	Min.	-1,04E+01	-1,04E+01	-1,04E+01	-1,04E+01	-5,09E+00
F14	Ort.	-7,49E+00	-7,68E+00	-9,11E+00	-9,87E+00	-5,09E+00
	Std.	3,11E+00	3,58E+00	2,78E+00	1,67E+00	5,93E-05

	Min.	-1,05E+01	-1,05E+01	-1,05E+01	-1,05E+01	-5,13E+00
F15	Ort.	-8,41E+00	-9,23E+00	-1,05E+01	-9,18E+00	-5,13E+00
	Std.	3,01E+00	2,81E+00	1,03E-06	2,92E+00	5,72E-05

Tablo B.7 Klasik test fonksiyonlarının sonuçları (Popülasyon:100)

		CGSA	HPSBA	NCHHO	BHHO	PM4C6
	Min.	3,52E-106	1,75E-08	3,31E-03	5,96E-45	6,00E-111
F1	Ort.	4,14E-99	3,17E-07	8,97E-03	1,05E-43	1,87E-101
	Std.	5,72E-99	3,83E-07	5,09E-03	2,50E-43	4,89E-101
	Min.	4,54E-62	1,81E-04	1,39E-01	1,32E-26	6,59E-56
F2	Ort.	7,61E-58	3,00E+00	1,05E+01	7,73E-26	8,25E-52
	Std.	1,62E-57	6,75E+00	1,27E+01	4,89E-26	2,30E-51
	Min.	4,78E+02	1,14E+01	4,32E+01	4,92E-13	1,06E-96
F3	Ort.	1,67E+04	2,09E+01	2,40E+02	4,35E-11	1,76E-79
	Std.	9,70E+03	7,95E+00	2,12E+02	4,32E-11	4,81E-79
	Min.	2,53E-03	3,91E-01	1,30E-01	9,64E-11	3,89E-55
F4	Ort.	1,49E+01	5,93E-01	2,01E-01	4,98E-10	3,44E-51
	Std.	2,66E+01	1,21E-01	5,66E-02	4,90E-10	9,58E-51
	Min.	2,61E+01	1,63E+01	2,63E+01	2,56E+01	3,55E-04
F5	Ort.	2,67E+01	4,42E+01	6,19E+02	2,62E+01	2,43E-02
	Std.	2,96E-01	2,53E+01	1,01E+03	3,60E-01	3,79E-02
	Min.	1,93E-03	1,19E-08	4,30E-03	2,00E-05	2,69E-06
F6	Ort.	5,58E-03	1,15E-07	6,80E-03	3,46E-01	1,97E-04
	Std.	3,80E-03	1,07E-07	1,54E-03	2,46E-01	2,57E-04
	Min.	1,18E-04	2,02E-02	1,27E-01	1,39E-04	1,48E-05
F7	Ort.	1,40E-03	1,66E+00	2,23E-01	6,32E-04	1,67E-04
	Std.	1,44E-03	2,89E+00	8,38E-02	3,10E-04	1,22E-04
	Min.	-1,26E+04	-7,46E+03	-3,48E+04	-8,24E+03	-1,26E+04
F8	Ort.	-1,20E+04	-6,23E+03	-2,85E+04	-6,74E+03	-1,22E+04
	Std.	6,06E+02	9,04E+02	3,63E+03	1,24E+03	6,16E+02
F9	Min.	1,97E-04	8,10E-12	3,23E-05	1,69E-06	1,91E-06

	Ort.	7,83E-04	1,04E-02	1,05E-02	6,56E-03	1,36E-05
	Std.	4,59E-04	3,28E-02	3,30E-02	5,30E-03	1,37E-05
	Min.	8,31E-03	2,07E-09	5,00E-04	3,06E-05	1,11E-06
F10	Ort.	5,09E-02	1,10E-03	5,61E-03	1,26E-01	5,23E-05
	Std.	6,32E-02	3,47E-03	8,02E-03	1,36E-01	7,40E-05
	Min.	3,08E-04	3,08E-04	8,06E-04	3,07E-04	3,11E-04
F11	Ort.	5,60E-04	4,63E-03	1,06E-03	4,32E-03	3,46E-04
	Std.	1,87E-04	8,30E-03	2,12E-04	8,46E-03	5,22E-05
	Min.	-3,32E+00	-3,32E+00	-3,32E+00	-3,32E+00	-3,26E+00
F12	Ort.	-3,27E+00	-3,23E+00	-3,27E+00	-3,25E+00	-3,09E+00
	Std.	7,01E-02	6,52E-02	6,19E-02	6,23E-02	1,39E-01
	Min.	-1,02E+01	-1,02E+01	-1,02E+01	-1,02E+01	-1,01E+01
F13	Ort.	-8,65E+00	-7,13E+00	-6,63E+00	-9,14E+00	-5,56E+00
	Std.	3,17E+00	3,30E+00	3,17E+00	2,13E+00	1,59E+00
	Min.	-1,04E+01	-1,04E+01	-1,04E+01	-1,04E+01	-1,02E+01
F14	Ort.	-9,87E+00	-9,88E+00	-9,64E+00	-1,04E+01	-5,60E+00
	Std.	1,68E+00	1,67E+00	2,42E+00	3,12E-04	1,62E+00
	Min.	-1,05E+01	-1,05E+01	-1,05E+01	-1,05E+01	-5,13E+00
F15	Ort.	-9,99E+00	-9,46E+00	-1,05E+01	-1,05E+01	-5,13E+00
	Std.	1,71E+00	2,27E+00	1,03E-06	5,64E-04	6,36E-03

Tablo B.8 Klasik test fonksiyonlarının sonuçları (Popülasyon:200)

		CGSA	HPSBA	NCHHO	BHHO	PM4C6
	Min.	1,52E-111	1,13E-09	3,41E-03	4,20E-52	1,72E-115
F1	Ort.	1,39E-105	6,84E-09	7,30E-03	3,01E-51	1,76E-106
	Std.	2,30E-105	5,00E-09	2,64E-03	4,03E-51	5,57E-106
	Min.	2,81E-64	1,81E-05	8,87E-02	6,71E-30	2,31E-70
F2	Ort.	3,01E-61	1,35E-04	1,28E+01	1,36E-29	1,77E-64
	Std.	5,78E-61	1,85E-04	1,29E+01	7,87E-30	4,97E-64
	Min.	1,04E+03	3,30E+00	2,74E+01	3,29E-18	1,43E-98
F3	Ort.	6,73E+03	9,78E+00	9,05E+01	1,12E-14	6,65E-81

	Std.	4,44E+03	4,42E+00	5,16E+01	2,85E-14	2,06E-80
	Min.	2,91E-07	1,81E-01	7,88E-02	6,56E-14	9,57E-61
F4	Ort.	2,42E+01	3,35E-01	2,20E-01	1,14E-12	2,86E-56
	Std.	3,07E+01	1,22E-01	7,94E-02	8,53E-13	4,86E-56
	Min.	2,54E+01	1,86E+01	2,57E+01	2,49E+01	8,12E-06
F5	Ort.	2,60E+01	3,79E+01	4,64E+02	2,65E+01	4,40E-04
	Std.	3,86E-01	2,94E+01	1,07E+03	8,34E-01	5,65E-04
	Min.	3,52E-04	2,28E-10	4,57E-03	1,47E-05	1,52E-07
F6	Ort.	5,73E-04	2,78E-09	7,30E-03	3,42E-02	3,65E-06
	Std.	1,87E-04	2,07E-09	2,56E-03	8,14E-02	3,31E-06
	Min.	1,35E-04	1,49E-02	5,42E-02	1,15E-04	4,93E-06
F7	Ort.	7,09E-04	5,80E-01	9,61E-02	2,87E-04	5,16E-05
	Std.	6,57E-04	1,12E+00	1,90E-02	1,25E-04	5,73E-05
	Min.	-1,26E+04	-7,87E+03	-4,48E+04	-7,59E+03	-1,26E+04
F8	Ort.	-1,23E+04	-7,18E+03	-3,93E+04	-6,86E+03	-1,26E+04
	Std.	8,15E+02	4,78E+02	3,85E+03	3,92E+02	1,13E-02
	Min.	2,30E-05	1,94E-12	3,45E-05	1,06E-06	3,42E-09
F9	Ort.	6,55E-05	5,41E-11	6,41E-05	8,42E-03	7,45E-08
	Std.	3,22E-05	6,06E-11	1,60E-05	6,90E-03	8,72E-08
	Min.	6,20E-04	4,52E-11	8,09E-04	9,62E-06	1,93E-07
F10	Ort.	1,40E-03	2,19E-08	7,32E-03	6,99E-02	1,97E-06
	Std.	6,93E-04	6,71E-08	9,00E-03	8,18E-02	1,88E-06
	Min.	3,08E-04	3,07E-04	8,89E-04	3,07E-04	3,07E-04
F11	Ort.	6,44E-04	3,18E-03	1,09E-03	4,36E-04	3,08E-04
	Std.	4,28E-04	6,53E-03	2,10E-04	4,07E-04	9,87E-08
	Min.	-3,32E+00	-3,32E+00	-3,32E+00	-3,32E+00	-3,32E+00
F12	Ort.	-3,23E+00	-3,25E+00	-3,29E+00	-3,24E+00	-3,26E+00
	Std.	7,69E-02	6,17E-02	5,82E-02	5,80E-02	6,27E-02
	Min.	-1,02E+01	-1,02E+01	-1,02E+01	-1,02E+01	-1,02E+01
F13	Ort.	-1,02E+01	-8,12E+00	-8,12E+00	-8,64E+00	-6,58E+00
	Std.	1,87E-05	2,62E+00	2,62E+00	2,44E+00	2,46E+00

	Min.	-1,04E+01	-1,04E+01	-1,04E+01	-1,04E+01	-1,04E+01
F14	Ort.	-9,73E+00	-8,82E+00	-9,11E+00	-9,34E+00	-6,68E+00
	Std.	2,11E+00	2,55E+00	2,78E+00	2,24E+00	2,57E+00
	Min.	-1,05E+01	-1,05E+01	-1,05E+01	-1,05E+01	-1,05E+01
F15	Ort.	-1,05E+01	-1,00E+01	-1,05E+01	-1,05E+01	-6,21E+00
	Std.	1,00E-03	1,70E+00	1,56E-06	2,34E-04	2,28E+00

Tablo B.9 CEC2019 test fonksiyonlarının sonuçları (Popülasyon:30)

CEC		CSGA	HPSBA	NCHHO	BHHO	PM4C6
	Min.	1,71E+07	2,50E+12	2,52E+10	5,92E+07	3,21E+05
01	Ort.	4,10E+11	1,40E+13	1,64E+11	4,01E+09	4,18E+05
	Std.	5,08E+11	1,25E+13	1,77E+11	6,38E+09	8,16E+04
	Min.	1,73E+01	3,48E+03	1,74E+01	1,73E+01	1,73E+01
02	Ort.	1,74E+01	1,30E+04	1,75E+01	1,73E+01	1,74E+01
	Std.	1,72E-02	4,23E+03	3,16E-02	2,64E-03	5,98E-02
	Min.	1,21E+01	1,21E+01	1,21E+01	1,21E+01	1,21E+01
03	Ort.	1,21E+01	1,21E+01	1,22E+01	1,21E+01	1,21E+01
	Std.	1,60E-05	7,41E-02	9,90E-02	8,89E-02	3,22E-06
	Min.	1,40E+02	9,95E+00	1,00E+01	2,87E+03	3,73E+01
04	Ort.	2,54E+02	1,66E+01	1,99E+01	8,98E+03	5,82E+01
	Std.	1,02E+02	6,36E+00	5,71E+00	4,22E+03	2,14E+01
	Min.	1,48E+00	1,05E+00	1,03E+00	2,35E+00	1,24E+00
05	Ort.	1,77E+00	1,17E+00	1,06E+00	3,66E+00	1,61E+00
	Std.	3,26E-01	1,25E-01	3,84E-02	9,95E-01	1,90E-01
	Min.	6,19E+00	6,82E+00	6,95E+00	9,85E+00	3,15E+00
06	Ort.	8,97E+00	9,59E+00	8,66E+00	1,09E+01	4,67E+00
	Std.	1,46E+00	1,48E+00	1,41E+00	8,37E-01	1,07E+00
	Min.	3,52E+02	-1,95E+02	-5,60E+00	4,64E+01	2,50E+02
07	Ort.	6,06E+02	6,14E+01	2,68E+02	1,49E+02	8,78E+02
	Std.	2,47E+02	1,40E+02	2,19E+02	8,88E+01	4,79E+02
08	Min.	4,66E+00	3,45E+00	3,44E+00	3,89E+00	4,83E+00

	Ort.	5,81E+00	5,02E+00	4,99E+00	4,79E+00	5,69E+00
	Std.	7,88E-01	7,90E-01	9,25E-01	8,88E-01	5,35E-01
	Min.	3,27E+00	2,44E+00	2,68E+00	8,42E+01	3,10E+00
09	Ort.	4,50E+00	2,94E+00	3,02E+00	1,84E+02	4,03E+00
	Std.	7,72E-01	2,53E-01	1,21E-01	7,51E+01	6,54E-01
	Min.	3,45E+01	6,06E+01	3,56E+00	1,01E+01	4,14E+00
10	Ort.	6,20E+01	8,03E+01	6,14E+00	1,67E+01	5,44E+00
	Std.	1,26E+01	1,09E+01	2,26E+00	4,26E+00	9,16E-01

Tablo B.10 CEC2019 test fonksiyonlarının sonuçları (Popülasyon:50)

CEC		CSGA	HPSBA	NCHHO	BHHO	PM4C6
	Min.	7,70E+06	1,86E+12	1,68E+10	3,98E+06	2,69E+05
01	Ort.	3,08E+11	8,38E+12	1,16E+11	1,87E+09	3,83E+05
	Std.	5,30E+11	6,38E+12	1,65E+11	3,88E+09	1,05E+05
	Min.	1,73E+01	5,70E+03	1,74E+01	1,73E+01	1,73E+01
02	Ort.	1,73E+01	1,23E+04	1,74E+01	1,73E+01	1,73E+01
	Std.	3,05E-03	3,21E+03	2,66E-02	9,94E-04	3,25E-04
	Min.	1,21E+01	1,21E+01	1,21E+01	1,21E+01	1,21E+01
03	Ort.	1,21E+01	1,21E+01	1,22E+01	1,21E+01	1,21E+01
	Std.	1,30E-06	6,64E-02	9,90E-02	8,41E-02	2,45E-06
	Min.	9,95E+01	5,97E+00	1,79E+03	3,14E+01	6,00E+00
04	Ort.	2,29E+02	1,57E+01	4,85E+03	5,68E+01	1,70E+01
	Std.	1,69E+02	6,00E+00	1,77E+03	1,48E+01	8,40E+00
	Min.	1,32E+00	1,86E+00	1,02E+00	1,19E+00	1,05E+00
05	Ort.	1,63E+00	3,56E+00	1,07E+00	1,44E+00	1,11E+00
	Std.	2,19E-01	1,25E+00	4,15E-02	1,96E-01	5,66E-02
	Min.	7,45E+00	7,32E+00	2,15E+00	9,37E+00	6,89E+00
06	Ort.	8,43E+00	9,32E+00	4,60E+00	1,09E+01	8,58E+00
	Std.	5,34E-01	1,45E+00	1,28E+00	7,48E-01	1,01E+00
	Min.	1,56E+02	1,67E+01	4,15E+02	-6,32E+01	-2,23E+02
07	Ort.	3,40E+02	1,76E+02	8,40E+02	1,58E+02	2,53E+02

	Std.	2,30E+02	1,35E+02	3,04E+02	1,59E+02	3,34E+02
	Min.	5,16E+00	3,80E+00	2,47E+00	3,90E+00	5,57E+00
08	Ort.	5,49E+00	5,04E+00	4,59E+00	4,92E+00	5,89E+00
	Std.	3,04E-01	5,43E-01	1,04E+00	9,15E-01	1,65E-01
	Min.	3,89E+00	3,06E+00	5,15E+00	3,07E+00	2,56E+00
09	Ort.	4,69E+00	3,06E+00	1,07E+02	3,95E+00	3,01E+00
	Std.	6,97E-01	4,68E-16	9,44E+01	5,55E-01	1,59E-01
	Min.	2,01E+01	2,17E+00	4,34E+00	5,00E+01	4,11E+00
10	Ort.	4,48E+01	5,17E+00	5,99E+00	7,59E+01	1,36E+01
	Std.	1,49E+01	2,59E+00	2,01E+00	1,12E+01	6,14E+00

Tablo B.11 CEC2019 test fonksiyonlarının sonuçları (Popülasyon:100)

CEC		CSGA	HPSBA	NCHHO	BHHO	PM4C6
	Min.	1,21E+07	9,79E+11	8,55E+09	1,08E+07	3,17E+05
01	Ort.	1,75E+11	4,50E+12	1,73E+11	6,67E+08	3,45E+05
	Std.	1,95E+11	3,22E+12	2,68E+11	9,34E+08	2,13E+04
	Min.	1,73E+01	4,88E+03	1,74E+01	1,73E+01	1,73E+01
02	Ort.	1,73E+01	8,84E+03	1,75E+01	1,73E+01	1,73E+01
	Std.	1,32E-03	2,31E+03	3,35E-02	1,20E-03	2,14E-04
	Min.	1,21E+01	1,21E+01	1,21E+01	1,21E+01	1,21E+01
03	Ort.	1,21E+01	1,21E+01	1,21E+01	1,21E+01	1,21E+01
	Std.	8,87E-08	2,43E-04	8,42E-02	5,79E-07	6,91E-07
	Min.	8,44E+01	4,97E+00	2,75E+03	2,13E+01	5,03E+00
04	Ort.	2,00E+02	9,56E+00	5,44E+03	5,64E+01	1,11E+01
	Std.	1,04E+02	4,60E+00	1,97E+03	2,21E+01	7,19E+00
	Min.	1,17E+00	1,71E+00	1,03E+00	1,13E+00	1,10E+00
05	Ort.	1,52E+00	2,55E+00	1,09E+00	1,34E+00	1,19E+00
	Std.	2,64E-01	7,65E-01	4,23E-02	1,97E-01	9,77E-02
	Min.	7,15E+00	3,37E+00	2,85E+00	9,83E+00	5,08E+00
06	Ort.	8,53E+00	7,91E+00	4,30E+00	1,03E+01	7,57E+00
	Std.	8,74E-01	2,33E+00	1,27E+00	3,37E-01	1,72E+00

	Min.	-1,19E+02	2,90E+01	9,39E+01	-1,79E+02	7,00E+01
07	Ort.	1,87E+02	5,49E+02	3,21E+02	1,51E+02	1,29E+02
	Std.	2,73E+02	2,96E+02	1,76E+02	1,73E+02	6,39E+01
	Min.	4,27E+00	3,40E+00	4,39E+00	3,33E+00	4,21E+00
08	Ort.	5,24E+00	4,80E+00	5,21E+00	5,02E+00	5,20E+00
	Std.	5,60E-01	6,30E-01	4,49E-01	1,11E+00	4,65E-01
	Min.	3,10E+00	2,45E+00	2,50E+00	1,46E+01	3,42E+00
09	Ort.	4,19E+00	2,95E+00	2,93E+00	7,76E+01	4,14E+00
	Std.	8,02E-01	2,43E-01	2,14E-01	4,03E+01	7,52E-01
	Min.	2,87E+00	4,66E+00	3,96E+00	5,84E+00	1,77E+00
10	Ort.	5,02E+00	7,13E+00	6,18E+00	9,27E+00	4,33E+00
	Std.	1,63E+00	1,17E+00	2,30E+00	3,49E+00	1,05E+00

Tablo B.12 CEC2019 test fonksiyonlarının sonuçları (Popülasyon:200)

CEC		CSGA	HPSBA	NCHHO	BHHO	PM4C6
	Min.	2,14E+07	7,69E+11	5,66E+09	7,41E+06	2,58E+05
01	Ort.	2,56E+10	2,56E+12	4,33E+10	2,75E+08	3,18E+05
	Std.	2,83E+10	1,89E+12	4,66E+10	4,41E+08	5,05E+04
	Min.	1,73E+01	5,01E+03	1,74E+01	1,73E+01	1,73E+01
02	Ort.	1,73E+01	7,03E+03	1,74E+01	1,73E+01	1,73E+01
	Std.	3,12E-04	1,58E+03	2,80E-02	7,38E-04	2,03E-04
	Min.	1,21E+01	1,21E+01	1,21E+01	1,21E+01	1,21E+01
03	Ort.	1,21E+01	1,21E+01	1,21E+01	1,21E+01	1,21E+01
	Std.	4,06E-09	2,47E-04	8,61E-02	1,39E-06	2,79E-07
	Min.	8,13E+01	7,11E+02	6,98E+00	1,44E+01	3,98E+00
04	Ort.	1,75E+02	2,85E+03	1,56E+01	4,58E+01	7,86E+00
	Std.	6,89E+01	1,57E+03	6,10E+00	1,80E+01	2,46E+00
	Min.	1,41E+00	1,06E+00	1,01E+00	1,25E+00	1,14E+00
05	Ort.	2,45E+00	1,16E+00	1,08E+00	1,54E+00	1,56E+00
	Std.	7,42E-01	1,06E-01	3,60E-02	1,75E-01	3,98E-01
06	Min.	7,36E+00	4,60E+00	4,32E+00	9,16E+00	4,23E+00

	Ort.	8,09E+00	6,38E+00	7,22E+00	1,01E+01	5,26E+00
	Std.	6,24E-01	1,64E+00	1,44E+00	6,55E-01	7,72E-01
	Min.	1,00E+02	8,27E+01	2,91E+00	2,66E+02	2,67E+01
07	Ort.	4,54E+02	1,79E+02	3,42E+02	9,81E+00	2,15E+02
	Std.	3,08E+02	1,57E+02	1,47E+02	2,28E+02	1,58E+02
	Min.	4,60E+00	4,09E+00	4,66E+00	3,06E+00	3,15E+00
08	Ort.	5,69E+00	5,32E+00	5,31E+00	4,03E+00	4,49E+00
	Std.	4,64E-01	5,86E-01	5,38E-01	9,11E-01	6,28E-01
	Min.	4,98E+00	2,54E+00	2,55E+00	2,89E+00	2,79E+00
09	Ort.	2,00E+01	2,96E+00	2,96E+00	3,71E+00	3,50E+00
	Std.	2,26E+01	1,85E-01	2,10E-01	6,34E-01	6,91E-01
	Min.	4,59E+00	2,17E+00	4,52E+00	3,72E+00	2,03E+00
10	Ort.	6,75E+00	4,08E+00	5,86E+00	9,63E+00	3,87E+00
	Std.	9,86E-01	1,37E+00	8,49E-01	3,66E+00	1,46E+00

C

ÜÇ BOYUTLU HARRİS ŞAHİNLERİ ALGORİTMASI

Tablo C.1 CEC2019 sonuçları (popülasyon: 30)

CEC		EO	SOA	ÇTA	GB0	HŞA	3B-HŞA
1	Min.	2,66E+05	6,03E+11	4,51E+11	2,52E+10	3,01E+05	1,60E+05
	Ort.	4,02E+05	1,27E+13	4,46E+12	1,12E+11	3,99E+05	2,45E+05
	Std.	7,90E+04	1,28E+13	3,01E+12	7,31E+10	4,80E+04	4,45E+04
2	Min.	1,74E+01	1,74E+01	3,94E+03	1,73E+01	1,73E+01	1,73E+01
	Ort.	1,74E+01	1,84E+01	9,28E+03	1,73E+01	1,73E+01	1,73E+01
	Std.	4,23E-02	8,04E-01	2,98E+03	3,55E-15	5,62E-02	2,55E-15
3	Min.	1,21E+01	1,21E+01	1,21E+01	1,21E+01	1,21E+01	1,21E+01
	Ort.	1,21E+01	1,23E+01	1,23E+01	1,21E+01	1,21E+01	1,21E+01
	Std.	1,80E-02	1,04E-01	7,00E-02	3,55E-15	3,55E-15	3,55E-15
4	Min.	1,66E+03	6,33E+03	6,58E+03	4,03E+01	3,21E+03	3,82E+01
	Ort.	4,46E+03	1,69E+04	1,39E+04	5,11E+01	8,79E+03	1,77E+02
	Std.	2,34E+03	6,68E+03	4,19E+03	5,85E+00	3,70E+03	4,18E+02
5	Min.	2,21E+00	3,30E+00	3,17E+00	1,17E+00	1,92E+00	1,08E+00
	Ort.	2,63E+00	5,48E+00	4,93E+00	1,54E+00	3,65E+00	1,56E+00
	Std.	4,30E-01	1,19E+00	8,10E-01	1,31E-01	1,19E+00	5,27E-01
6	Min.	9,84E+00	1,00E+01	8,52E+00	7,61E+00	6,95E+00	3,68E+00
	Ort.	1,18E+01	1,19E+01	1,06E+01	1,01E+01	9,17E+00	6,07E+00
	Std.	7,13E-01	1,05E+00	8,22E-01	1,07E+00	1,06E+00	1,52E+00
7	Min.	5,35E+02	1,11E+03	7,25E+02	8,08E+01	2,50E+02	-1,92E+02
	Ort.	1,10E+03	1,63E+03	1,26E+03	5,04E+02	9,26E+02	1,49E+02
	Std.	3,53E+02	3,72E+02	2,30E+02	2,18E+02	3,17E+02	2,06E+02
8	Min.	5,79E+00	6,16E+00	5,60E+00	5,24E+00	3,81E+00	4,61E+00
	Ort.	6,64E+00	6,93E+00	6,20E+00	6,27E+00	5,70E+00	5,89E+00
	Std.	3,61E-01	4,80E-01	3,14E-01	4,56E-01	5,93E-01	4,44E-01
9	Min.	2,39E+01	1,28E+02	2,35E+02	2,71E+00	2,94E+01	3,06E+00

10	Ort.	9,07E+01	3,66E+02	5,55E+02	3,06E+00	2,01E+02	3,83E+00
	Std.	5,85E+01	1,22E+02	1,71E+02	7,93E-02	1,12E+02	8,58E-01
	Min.	3,76E+00	7,41E+00	9,01E+00	1,12E+00	5,76E+00	1,36E+00
	Ort.	5,07E+00	1,02E+01	1,12E+01	1,58E+00	8,24E+00	3,87E+00
	Std.	9,09E-01	1,15E+00	9,40E-01	1,98E-01	1,08E+00	1,63E+00

Tablo C.2 CEC2019 sonuçları (popülasyon: 50)

CEC		EO	SOA	ÇTA	GBO	HŞA	3B-HŞA
1	Min.	2,52E+05	1,43E+11	7,55E+11	6,75E+10	3,10E+05	1,94E+05
	Ort.	3,27E+05	1,12E+13	4,01E+12	1,95E+11	4,99E+05	2,62E+05
	Std.	4,40E+04	1,49E+13	2,62E+12	9,69E+10	2,20E+05	5,01E+04
2	Min.	1,74E+01	1,75E+01	1,31E+03	1,73E+01	1,73E+01	1,73E+01
	Ort.	1,74E+01	1,88E+01	7,07E+03	1,73E+01	1,74E+01	1,73E+01
	Std.	3,55E-15	1,29E+00	3,15E+03	3,55E-15	7,02E-02	3,54E-15
3	Min.	1,21E+01	1,21E+01	1,22E+01	1,21E+01	1,21E+01	1,21E+01
	Ort.	1,21E+01	1,22E+01	1,23E+01	1,21E+01	1,21E+01	1,21E+01
	Std.	1,80E-02	1,15E-01	6,57E-02	3,55E-15	3,55E-15	3,55E-15
4	Min.	5,95E+02	4,81E+03	7,02E+03	4,44E+01	2,93E+03	3,54E+01
	Ort.	1,95E+03	1,55E+04	1,44E+04	7,96E+01	6,79E+03	1,02E+02
	Std.	9,88E+02	7,14E+03	4,01E+03	1,42E+01	2,45E+03	4,04E+01
5	Min.	1,85E+00	2,66E+00	3,60E+00	1,40E+00	1,93E+00	1,03E+00
	Ort.	2,28E+00	4,70E+00	5,36E+00	1,71E+00	3,35E+00	1,27E+00
	Std.	2,15E-01	1,10E+00	8,36E-01	1,10E-01	8,14E-01	2,34E-01
6	Min.	8,30E+00	9,31E+00	8,65E+00	8,77E+00	6,14E+00	3,65E+00
	Ort.	1,13E+01	1,14E+01	1,08E+01	1,04E+01	9,18E+00	6,36E+00
	Std.	8,66E-01	9,19E-01	7,60E-01	9,60E-01	1,37E+00	1,38E+00
7	Min.	1,78E+02	1,11E+03	7,91E+02	1,99E+02	2,68E+02	1,76E+02
	Ort.	7,66E+02	1,63E+03	1,25E+03	5,66E+02	8,09E+02	2,14E+02
	Std.	3,56E+02	2,38E+02	2,31E+02	1,70E+02	2,90E+02	1,96E+02
8	Min.	5,32E+00	5,97E+00	5,85E+00	5,08E+00	4,18E+00	4,18E+00
	Ort.	6,49E+00	6,68E+00	6,31E+00	6,26E+00	5,63E+00	5,63E+00

	Std.	4,08E-01	4,70E-01	2,13E-01	3,88E-01	5,17E-01	4,72E-01
	Min.	5,80E+00	1,11E+02	2,28E+02	2,94E+00	3,04E+01	2,83E+00
9	Ort.	3,66E+01	3,60E+02	5,89E+02	3,28E+00	1,87E+02	3,45E+00
	Std.	1,96E+01	1,28E+02	1,83E+02	1,60E-01	8,73E+01	5,55E-01
	Min.	3,07E+00	7,19E+00	9,49E+00	1,51E+00	5,19E+00	1,04E+00
10	Ort.	4,22E+00	9,60E+00	1,12E+01	1,97E+00	8,12E+00	2,69E+00
	Std.	7,36E-01	1,09E+00	9,73E-01	1,81E-01	1,13E+00	1,40E+00

Tablo C.3 CEC2019 sonuçları (popülasyon: 100)

CEC		EO	SOA	ÇTA	GBO	HŞA	3B-HŞA
	Min.	1,95E+05	1,26E+11	2,78E+11	7,51E+10	3,07E+05	2,07E+05
1	Ort.	2,72E+08	1,02E+13	3,58E+12	3,50E+11	5,00E+05	2,71E+05
	Std.	1,46E+09	8,73E+12	2,72E+12	2,25E+11	1,38E+05	6,06E+04
	Min.	1,73E+01	1,75E+01	1,61E+03	1,75E+01	1,73E+01	1,73E+01
2	Ort.	1,74E+01	2,24E+01	7,35E+03	1,76E+01	1,74E+01	1,73E+01
	Std.	3,40E-02	1,79E+01	2,42E+03	9,21E-02	1,35E-01	3,55E-15
	Min.	1,21E+01	1,21E+01	1,21E+01	1,21E+01	1,21E+01	1,21E+01
3	Ort.	1,21E+01	1,22E+01	1,23E+01	1,21E+01	1,21E+01	1,21E+01
	Std.	3,55E-15	9,48E-02	5,39E-02	3,55E-15	3,55E-15	3,55E-15
	Min.	4,02E+02	5,02E+03	2,04E+03	1,37E+02	1,04E+03	2,99E+01
4	Ort.	1,07E+03	1,14E+04	1,31E+04	2,04E+02	4,50E+03	8,75E+01
	Std.	7,30E+02	3,89E+03	4,14E+03	3,90E+01	2,13E+03	3,38E+01
	Min.	1,92E+00	3,11E+00	3,30E+00	1,66E+00	1,67E+00	1,05E+00
5	Ort.	2,14E+00	4,58E+00	4,85E+00	1,90E+00	2,78E+00	1,17E+00
	Std.	1,61E-01	7,74E-01	7,98E-01	9,48E-02	7,45E-01	1,08E-01
	Min.	7,31E+00	8,15E+00	8,83E+00	8,49E+00	7,40E+00	2,96E+00
6	Ort.	1,08E+01	1,13E+01	1,07E+01	1,01E+01	9,32E+00	5,44E+00
	Std.	1,10E+00	9,77E-01	6,71E-01	9,25E-01	1,12E+00	1,37E+00
	Min.	1,12E+02	5,36E+02	7,59E+02	2,54E+02	2,79E+02	4,00E+01
7	Ort.	6,38E+02	1,43E+03	1,22E+03	5,35E+02	7,71E+02	1,70E+02
	Std.	3,89E+02	3,42E+02	2,39E+02	1,52E+02	2,46E+02	1,22E+02

8	Min.	5,06E+00	6,03E+00	5,56E+00	5,53E+00	4,82E+00	4,71E+00
	Ort.	6,14E+00	6,69E+00	6,20E+00	6,36E+00	5,90E+00	5,70E+00
	Std.	4,70E-01	3,46E-01	2,90E-01	3,48E-01	4,77E-01	4,50E-01
9	Min.	5,23E+00	1,38E+02	3,18E+02	4,27E+00	1,79E+01	2,95E+00
	Ort.	2,63E+01	3,28E+02	5,98E+02	8,47E+00	1,23E+02	3,48E+00
	Std.	1,89E+01	1,06E+02	1,50E+02	2,58E+00	5,15E+01	6,95E-01
10	Min.	2,49E+00	7,67E+00	8,77E+00	1,92E+00	4,98E+00	1,05E+00
	Ort.	3,61E+00	9,65E+00	1,09E+01	2,79E+00	7,90E+00	2,16E+00
	Std.	5,54E-01	8,42E-01	8,95E-01	3,22E-01	1,05E+00	8,52E-01

Tablo C.4 CEC2019 sonuçları (popülasyon: 200)

CEC		EO	SOA	ÇTA	GBO	HŞA	3B-HŞA
1	Min.	2,21E+05	6,51E+11	1,60E+11	1,46E+11	2,94E+05	1,69E+05
	Ort.	8,92E+05	6,10E+12	3,50E+12	5,24E+11	5,67E+05	2,65E+05
	Std.	1,82E+06	5,04E+12	2,37E+12	2,46E+11	1,95E+05	9,45E+04
2	Min.	1,73E+01	1,75E+01	2,84E+03	2,62E+01	1,73E+01	1,73E+01
	Ort.	1,74E+01	3,65E+01	6,98E+03	4,82E+01	1,74E+01	1,73E+01
	Std.	4,42E-02	6,60E+01	2,38E+03	1,64E+01	7,78E-02	3,55E-15
3	Min.	1,21E+01	1,21E+01	1,21E+01	1,21E+01	1,21E+01	1,21E+01
	Ort.	1,21E+01	1,22E+01	1,23E+01	1,21E+01	1,21E+01	1,21E+01
	Std.	3,55E-15	7,72E-02	5,73E-02	3,55E-15	3,55E-15	3,55E-15
4	Min.	2,65E+02	3,35E+03	5,07E+03	2,31E+02	1,17E+03	2,15E+01
	Ort.	6,40E+02	1,01E+04	1,32E+04	6,24E+02	3,63E+03	6,12E+01
	Std.	2,95E+02	3,80E+03	4,33E+03	1,74E+02	1,48E+03	2,71E+01
5	Min.	1,91E+00	2,35E+00	2,84E+00	1,66E+00	1,75E+00	1,04E+00
	Ort.	2,07E+00	4,17E+00	4,68E+00	2,08E+00	2,76E+00	1,15E+00
	Std.	7,79E-02	8,43E-01	9,90E-01	9,26E-02	4,53E-01	7,43E-02
6	Min.	5,07E+00	8,61E+00	9,25E+00	9,36E+00	7,16E+00	3,22E+00
	Ort.	9,58E+00	1,12E+01	1,09E+01	1,08E+01	9,53E+00	6,09E+00
	Std.	1,97E+00	1,06E+00	7,40E-01	7,96E-01	1,01E+00	1,38E+00
7	Min.	-1,64E+01	2,98E+02	6,56E+02	3,64E+02	2,38E+02	-1,95E+02

	Ort.	4,10E+02	1,30E+03	1,24E+03	6,66E+02	7,37E+02	1,22E+02
	Std.	3,80E+02	3,45E+02	2,58E+02	1,86E+02	3,11E+02	1,94E+02
	Min.	4,19E+00	5,66E+00	5,59E+00	5,57E+00	4,91E+00	3,32E+00
8	Ort.	5,85E+00	6,53E+00	6,32E+00	6,27E+00	5,78E+00	5,36E+00
	Std.	5,10E-01	5,00E-01	2,20E-01	3,92E-01	4,33E-01	6,23E-01
	Min.	5,85E+00	1,12E+02	2,45E+02	1,80E+01	1,01E+01	2,49E+00
9	Ort.	1,22E+01	2,36E+02	5,12E+02	3,34E+01	8,30E+01	3,06E+00
	Std.	5,67E+00	6,84E+01	1,12E+02	8,00E+00	4,42E+01	3,54E-01
	Min.	2,16E+00	7,19E+00	8,88E+00	3,36E+00	5,50E+00	6,69E-01
10	Ort.	3,14E+00	9,14E+00	1,10E+01	4,17E+00	7,66E+00	1,66E+00
	Std.	4,34E-01	1,09E+00	8,45E-01	4,58E-01	1,29E+00	5,73E-01

Makaleler

1. H. Gezici and H. Livatyalı, 'Chaotic Harris hawks optimization algorithm', J. Comput. Des. Eng., vol. 9, no. 1, pp. 216–245, Feb. 2022, doi: 10.1093/JCDE/QWAB082.
2. H. Gezici and H. Livatyalı, 'İki boyutlu kutu paketleme probleminin çözümü için hibrit çiçek tozlaşma algoritması yaklaşımı', Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimar. Fakültesi Derg., vol. 37, no. 3, pp. 1523–1534, Feb. 2022, doi: 10.17341/GAZIMMFD.764853.

