



T.C.
NECMETTİN ERBAKAN
ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ



**YILAN OPTİMİZASYONU
ALGORİTMASININ HİBRİT VE İKİLİ
YAKLAŞIMLARININ GELİŞTİRİLMESİ**

Abdülkadir PEKTAŞ

DOKTORA TEZİ

Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

**Kasım-2025
KONYA
Her Hakkı Saklıdır**

TEZ KABUL VE ONAYI

Abdülkadir PEKTAŞ tarafından hazırlanan “Yılan Optimizasyonu Algoritmasının Hibrit ve İkili Yaklaşımlarının Geliştirilmesi” adlı tez çalışması 19/11/2025 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından oy birliği ile Necmettin Erbakan Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı’nda DOKTORA TEZİ olarak kabul edilmiştir.

Jüri Üyeleri

İmza

Başkan

Prof. Dr. Mustafa Servet KIRAN

.....

Danışman

Prof. Dr. Mehmet HACIBEYOĞLU

.....

Üye

Doç. Dr. Hüseyin HAKLI

.....

Üye

Doç. Dr. Muhammed KARAALTUN

.....

Üye

Dr. Öğr. Üyesi Onur İNAN

.....

Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu’nun/.../20.. gün ve sayılı kararıyla onaylanmıştır.

Prof. Dr. Havvanur UÇBEYİAY
FBE Müdürü

TEZ BİLDİRİMİ

Bu tezdeki bütün bilgilerin etik davranış ve akademik kurallar çerçevesinde elde edildiğini ve tez yazım kurallarına uygun olarak hazırlanan bu çalışmada bana ait olmayan her türlü ifade ve bilginin kaynağına eksiksiz atıf yapıldığını bildiririm.

DECLARATION PAGE

I hereby declare that all information in this document has been obtained and presented in accordance with academic rules and ethical conduct. I also declare that, as required by these rules and conduct, I have fully cited and referenced all material and results that are not original to this work.

Abdülkadir PEKTAŞ

Tarih: 19.11.2025

ÖZET

DOKTORA TEZİ

YILAN OPTİMİZASYONU ALGORİTMASININ HİBRİT VE İKİLİ YAKLAŞIMLARININ GELİŞTİRİLMESİ

Abdülkadir PEKTAŞ

NECMETTİN ERBAKAN ÜNİVERSİTESİ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

Danışman: Prof. Dr. Mehmet HACİBEYOĞLU

2025, 137 Sayfa

Jüri

Prof. Dr. Mehmet HACİBEYOĞLU

Prof. Dr. Mustafa Servet KIRAN

Doç. Dr. Hüseyin HAKLI

Doç. Dr. Muhammed KARAALTUN

Dr. Öğr. Üyesi Onur İNAN

Bu tez çalışmasında, sürekli ve ayrık optimizasyon problemlerini çözmek amacıyla iki yenilikçi meta-sezgisel algoritma geliştirilmiştir. İlk olarak, Yılan Optimizasyonu algoritmasının keşif yeteneklerini artırmak için Parçacık Sürü Optimizasyonu algoritmasının hız vektörü mekanizması Yılan Optimizasyonu algoritmasına entegre edilerek hibrit SO-PSO yöntemi önerilmiştir. Önerilen yaklaşım ile Yılan Optimizasyonu algoritmasının arama alanını genişletmesi ve ayrılan iterasyonları daha etkili kullanması sağlanmıştır. SO-PSO algoritmasının performansı klasik benchmark problemleri ile değerlendirilmiş, ayrıca kaydırılmış ve döndürülmüş benchmark fonksiyonları ve yedi farklı gerçek dünya mühendislik problemi üzerinde Balina Optimizasyon Algoritması, Parçacık Sürü Optimizasyonu, Gri Kurt Optimizasyonu, Denge Optimizasyonu, Lineer Popülasyon Boyutu Azalmalı Diferansiyel Evrim ve Yılan Optimizasyonu gibi güncel meta-sezgisel algoritmalarla karşılaştırılmıştır. Farklı boyut ve popülasyon değerleriyle gerçekleştirilen testler sonucunda SO-PSO, Friedman sıralamasında diğer algoritmalar arasında en yüksek dereceyi elde etmiştir. Ayrıca Wilcoxon işaretli sıra testine göre, önerilen yöntem kaydırılmış ve döndürülmüş benchmark fonksiyonlarında 0,05 önem derecesine göre %96,42, mühendislik problemlerinde ise %93,65 oranında istatistiksel olarak anlamlı farklılık göstermiştir. İkinci olarak, ayrık optimizasyon problemlerine yönelik SO algoritmasının ikili versiyonu olan BinSO geliştirilmiştir. BinSO algoritması, 0-1 sırt çantası problemleri ve küme birleşimli sırt çantası problemleri üzerinde test edilmiş ve başarılı sonuçlar elde edilmiştir. Algoritmanın ikili arama uzayında etkili keşif ve sömürü dengesi kurarak rekabetçi bir ikili optimizasyon yöntemi olduğu ortaya konmuştur. Deneysel sonuçlar, önerilen hibrit (SO-PSO) ve adaptif (BinSO) yaklaşımların hem teorik kıyaslama fonksiyonlarında hem de gerçek dünya mühendislik problemlerinde, güncel algoritmalarından daha iyi performans gösterdiğini ortaya koymuştur. Bu çalışma, meta-sezgisel optimizasyon alanına katkı sağlamakta olup, geliştirilen algoritmaların çeşitli uygulama alanlarında etkili şekilde kullanılabileceğini göstermektedir.

Anahtar Kelimeler: Ayrık optimizasyon, Hibrit optimizasyon, Mühendislik tasarım problemleri, Parçacık sürü optimizasyonu, Sırt çantası problemleri, Yılan optimizasyonu

ABSTRACT

Ph.D THESIS

DEVELOPMENT OF HYBRID AND BINARY APPROACHES OF THE SNAKE OPTIMIZATION ALGORITHM

Abdülkadir PEKTAŞ

THE GRADUATE SCHOOL OF NATURAL AND APPLIED SCIENCES OF
NECMETTİN ERBAKAN UNIVERSITY
THE DEGREE OF DOCTOR OF PHILOSOPHY
IN COMPUTER ENGINEERING

Advisor: Prof. Dr. Mehmet HACIBEYOĞLU

2025, 137 Pages

Jury

Prof. Dr. Mehmet HACIBEYOĞLU
Prof. Dr. Mustafa Servet KIRAN
Assoc. Prof. Dr. Hüseyin HAKLI
Assoc. Prof. Dr. Muhammed KARAALTUN
Assist. Prof. Dr. Onur İNAN

In this thesis, two novel metaheuristic algorithms are developed to solve continuous and discrete optimization problems. First, in order to enhance the exploration capability of the Snake Optimizer, the velocity vector mechanism from Particle Swarm Optimization was integrated into the Snake Optimizer algorithm, resulting in the hybrid SO-PSO method. This approach enables the SO algorithm to expand its search space and utilize the allocated iterations more effectively. The performance of the SO-PSO algorithm was tested on classical benchmark problems, as well as compared with contemporary metaheuristic algorithms such as Whale Optimization Algorithm, Particle Swarm Optimization, Grey Wolf Optimization, Equilibrium Optimizer, Differential Evolution with Linear Population Size Reduction, and SO on shifted and rotated benchmark functions and seven different real-world engineering problems. Tests performed with different dimensional and population values revealed that SO-PSO achieved the highest rank in the Friedman ranking among others. Additionally, according to the Wilcoxon signed-rank test, the proposed method demonstrated statistically significant superiority at rates of 96.42% for shifted and rotated benchmark functions and 93.65% for engineering problems in significance level of 0.05. Secondly, the binary version of the SO algorithm, BinSO, was developed for discrete optimization problems. The BinSO algorithm was tested on 0-1 Knapsack Problems and Set-Union Knapsack Problems and yielded successful results. It has been demonstrated that the algorithm achieves an effective balance between exploration and exploitation in the binary search space, proving to be a competitive binary optimization method. Experimental results revealed that the proposed hybrid (SO-PSO) and adaptive (BinSO) approaches outperformed contemporary algorithms in both theoretical benchmark functions and real-world engineering problems. This study not only contributes to the field of metaheuristic optimization but also demonstrates that the developed algorithms can be effectively used in various application domains.

Keywords: Binary optimization, Engineering design problems, Hybrid optimization, Particle swarm optimization, Snake optimization, Knapsack problems

ÖNSÖZ

Optimizasyon, bir problemin olası çözümleri arasında en uygun çözümün bulunmasını hedefleyen yaklaşımlar bütünüdür. Problemin çeşidi, tasarımı ve çözülmek istendiği disipline göre optimizasyon yöntemleri olası çözümler arasında en düşük maliyetli, en yüksek kâr getiren, en kısa zamanda sonuca ulaşan veya doğru sonuca kabul edilebilir seviyede hata ile en yakın sonucu getiren çözümleri bulacak şekilde kullanılabilirler. Bu yöntemler, çözüm uzayında geniş alanlar taramak üzere geliştirilmiş keşif (exploration) aşaması ile, belirli bölgelerde derinlemesine arama yapmak için geliştirilmiş sömürü (exploitation) aşamalarından oluşur. Optimizasyon yönteminin stratejilerden birine ağırlık vermesi diğer stratejinin çözüme olan katkısını azaltırken ağırlık verilen stratejinin olumsuz etkilerinden geri dönülmesini zorlaştırabilir. Bu yüzden bir optimizasyon yönteminin belirli bir problem üzerindeki başarısı, bu aşamalar arasında probleme uygun bir dengenin kurulmasına bağlıdır. Problemler üzerinde başarılı işlemler gerçekleştirmek için uygun optimizasyon yöntemi seçilmeli veya uygulanan optimizasyon yönteminin keşif ve sömürü aşamaları arasındaki denge uygun şekilde belirlenmelidir. Bir optimizasyon yönteminin başarısını artırmak için başka optimizasyon yöntemlerinin belirli adımlarındaki yaklaşımın orijinal yöntemle eklenmesi ile hibrit yöntemlerin oluşturulması oldukça tercih edilen yöntemlerdendir. Sürekli optimizasyon problemleri için geliştirilen bir optimizasyon probleminin algoritmik mekanizmaları farklı yaklaşımlarla ayrık optimizasyon problemlerine uygulanarak yöntemin optimizasyon alanındaki etkisi artırılabilir. Bu tez çalışmasında sürekli bir optimizasyon yöntemi olan Yılan Optimizasyonu algoritmasının Parçacık Sürü Optimizasyonu algoritması ile bir hibrit yaklaşımı geliştirilerek sürekli optimizasyon problemlerindeki başarısının artırılması amaçlanmıştır. Ayrıca Yılan Optimizasyonu algoritmasının ikili optimizasyon problemlerinde kullanılabilmesini hedefleyen bir ikili yaklaşımın geliştirilmesi amaçlanmıştır.

Bu tez çalışmamda bana yol gösteren ve yardımlarını hiçbir zaman esirgemeyen başta tez danışmanım Prof. Dr. Mehmet HACIBEYOĞLU olmak üzere tez izleme komitesi jüri üyeleri Doç. Dr. Hüseyin HAKLI ve Dr. Öğr. Üyesi Onur İNAN'a; ayrıca tez çalışmasının kalite ve etkisini artıran inceleme, yönlendirme ve düzeltmelerinden dolayı tez savunma jüri üyeleri Prof. Dr. Mustafa Servet KIRAN ve Doç. Dr. Muhammed KARAALTUN'a teşekkürlerimi sunarım.

Abdülkadir PEKTAŞ
KONYA-2025

İÇİNDEKİLER

ÖZET	iv
ABSTRACT.....	v
ÖNSÖZ	vi
İÇİNDEKİLER	vii
ŞEKİLLER LİSTESİ	ix
ÇİZELGELER LİSTESİ	x
SİMGELER VE KISALTMALAR.....	xi
1. GİRİŞ	1
2. KAYNAK ARAŞTIRMASI	5
3. MATERYAL VE YÖNTEM.....	12
3.1. Benchmark Fonksiyonları	12
3.2. Mühendislik Tasarım Problemleri	16
3.2.1. Basınç kazanı tasarımı	16
3.2.2. Gerilme/sıkışma yayı tasarımı	17
3.2.3. Üç çubuklu giriş tasarımı	18
3.2.4. Dişli grubu tasarımı	18
3.2.5. Saplama giriş tasarımı.....	19
3.2.6. Kaynaklı giriş tasarımı.....	20
3.2.7. Hız düşürücü tasarımı	20
3.3. Sırt Çantası Problemi Veri Kümeleri.....	21
3.4. Parçacık Sürü Optimizasyonu.....	27
3.5. Yılan Optimizasyonu	30
3.6. Değerlendirme Ölçütleri	35
4. ÖNERİLEN YÖNTEMLER.....	36
4.1. Önerilen Hibrit SO-PSO Yöntemi	36
4.1.1. Hiperparametre analizi.....	39
4.2. Önerilen İkili Yılan Optimizasyonu (BinSO) Yöntemi	40
4.2.1. Onarım ve iyileştirme metotları	43
5. ARAŞTIRMA SONUÇLARI VE TARTIŞMA.....	45
5.1. SO-PSO Hibrit Yönteminin Sonuçları.....	45
5.1.1. Klasik benchmark fonksiyonları	46
5.1.2. Kaydırılmış ve döndürülmüş benchmark fonksiyonları	49
5.1.3. Mühendislik tasarım problemleri.....	108
5.2. BinSO Yönteminin Sonuçları	116
5.2.1. 0-1 sırt çantası problemleri (0-1KP)	117
5.2.2. Küme birleşimli sırt çantası problemleri (SUKP).....	122

6. SONUÇLAR VE ÖNERİLER	126
6.1. Sonuçlar	126
6.2. Öneriler	127
7. KAYNAKLAR	129



ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 3.1. Basınç kazanı tasarım problemi parametreleri	17
Şekil 3.2. Gerilme/sıkışma yayı tasarım problemi parametreleri	17
Şekil 3.3. Üç çubuklu kiriş tasarım problemi parametreleri	18
Şekil 3.4. Dişli grubu tasarım problemi parametreleri	19
Şekil 3.5. Saplama kiriş tasarım problemi parametreleri.....	19
Şekil 3.6. Kaynaklı kiriş tasarım problemi parametreleri.....	20
Şekil 3.7. Hız düşürücü tasarım problemi parametreleri	21
Şekil 3.8. 0-1 sırt çantası problemi	22
Şekil 3.9. SUKP için örnek bir nesnenin gösterimi	23
Şekil 3.10. Yılanların rekabet (a), çiftleşme (b) ve yumurtlama (c) davranışları.....	30
Şekil 3.11. İterasyonlar boyunca $Temp$ ve Q parametreleri değişimi.....	32
Şekil 4.1. Önerilen SO-PSO algoritmasının sözde kodu	38
Şekil 4.2. $Threshold_1$ parametresinin analizi	39
Şekil 4.3. $Threshold_2$ parametresinin analizi	40
Şekil 5.1. 30 popülasyon ve 30 boyut için yakınsama grafikleri (F1-F15)	90
Şekil 5.2. 30 popülasyon ve 30 boyut için yakınsama grafikleri (F16-F30)	91
Şekil 5.3. 50 popülasyon ve 30 boyut için yakınsama grafikleri (F1-F15)	92
Şekil 5.4. 50 popülasyon ve 30 boyut için yakınsama grafikleri (F16-F30)	93
Şekil 5.5. 100 popülasyon ve 30 boyut için yakınsama grafikleri (F1-F15)	94
Şekil 5.6. 100 popülasyon ve 30 boyut için yakınsama grafikleri (F16-F30)	95
Şekil 5.7. 30 popülasyon ve 50 boyut için yakınsama grafikleri (F1-F15)	96
Şekil 5.8. 30 popülasyon ve 50 boyut için yakınsama grafikleri (F16-F30)	97
Şekil 5.9. 50 popülasyon ve 50 boyut için yakınsama grafikleri (F1-F15)	98
Şekil 5.10. 50 popülasyon ve 50 boyut için yakınsama grafikleri (F16-F30)	99
Şekil 5.11. 100 popülasyon ve 50 boyut için yakınsama grafikleri (F1-F15)	100
Şekil 5.12. 100 popülasyon ve 50 boyut için yakınsama grafikleri (F16-F30)	101
Şekil 5.13. 30 popülasyon ve 100 boyut için yakınsama grafikleri (F1-F15)	102
Şekil 5.14. 30 popülasyon ve 100 boyut için yakınsama grafikleri (F16-F30)	103
Şekil 5.15. 50 popülasyon ve 100 boyut için yakınsama grafikleri (F1-F15)	104
Şekil 5.16. 50 popülasyon ve 100 boyut için yakınsama grafikleri (F16-F30)	105
Şekil 5.17. 100 popülasyon ve 100 boyut için yakınsama grafikleri (F1-F15)	106
Şekil 5.18. 100 popülasyon ve 100 boyut için yakınsama grafikleri (F16-F30)	107
Şekil 5.19. 30 popülasyon için mühendislik problemlerindeki yakınsama grafikleri ..	114
Şekil 5.20. 50 popülasyon için mühendislik problemlerindeki yakınsama grafikleri ..	115
Şekil 5.21. 100 popülasyon için mühendislik problemlerindeki yakınsama grafikleri	115

ÇİZELGELER LİSTESİ

Çizelge 3.1. Klasik benchmark fonksiyonları	13
Çizelge 3.2. Kaydırılmış ve döndürülmüş benchmark fonksiyonları.....	15
Çizelge 3.3. BD1 veri kümesindeki problemlerin özellikleri.....	24
Çizelge 3.4. BD2 veri kümesindeki problemlerin özellikleri.....	25
Çizelge 3.5. BD3 veri kümesindeki problemlerin özellikleri.....	26
Çizelge 3.6. BD4 veri kümesindeki problemlerin özellikleri.....	27
Çizelge 5.1. Klasik benchmark problemlerinde üzerinde SO ve SO-PSO yöntemlerinin performansları.....	46
Çizelge 5.2. 30 popülasyon ve 30 boyut problemlerde elde edilen sonuçlar	50
Çizelge 5.3. 50 popülasyon ve 30 boyut problemlerde elde edilen sonuçlar	53
Çizelge 5.4. 100 popülasyon ve 30 boyut problemlerde elde edilen sonuçlar	56
Çizelge 5.5. 30 popülasyon ve 50 boyut problemlerde elde edilen sonuçlar	60
Çizelge 5.6. 50 popülasyon ve 50 boyut problemlerde elde edilen sonuçlar	63
Çizelge 5.7. 100 popülasyon ve 50 boyut problemlerde elde edilen sonuçlar	66
Çizelge 5.8. 30 popülasyon ve 100 boyut problemlerde elde edilen sonuçlar	70
Çizelge 5.9. 50 popülasyon ve 100 boyut problemlerde elde edilen sonuçlar	73
Çizelge 5.10. 100 popülasyon ve 100 boyut problemlerde elde edilen sonuçlar	76
Çizelge 5.11. Farklı boyut ve popülasyon değerlerinde algoritmaların sıralamaları.....	79
Çizelge 5.12. 30 popülasyon ve 30 boyut için Wilcoxon testi sonuçları.....	80
Çizelge 5.13. 50 popülasyon ve 30 boyut için Wilcoxon testi sonuçları.....	81
Çizelge 5.14. 100 popülasyon ve 30 boyut için Wilcoxon testi sonuçları.....	82
Çizelge 5.15. 30 popülasyon ve 50 boyut için Wilcoxon testi sonuçları.....	83
Çizelge 5.16. 50 popülasyon ve 50 boyut için Wilcoxon testi sonuçları.....	84
Çizelge 5.17. 100 popülasyon ve 50 boyut için Wilcoxon testi sonuçları.....	85
Çizelge 5.18. 30 popülasyon ve 100 boyut için Wilcoxon testi sonuçları.....	86
Çizelge 5.19. 50 popülasyon ve 100 boyut için Wilcoxon testi sonuçları.....	87
Çizelge 5.20. 100 popülasyon ve 100 boyut için Wilcoxon testi sonuçları.....	88
Çizelge 5.21. Farklı boyut ve popülasyon değerlerindeki Wilcoxon testi sonuçları.....	89
Çizelge 5.22. 30 popülasyon için mühendislik fonksiyonları sonuçları.....	109
Çizelge 5.23. 50 popülasyon için mühendislik fonksiyonları sonuçları.....	110
Çizelge 5.24. 100 popülasyon için mühendislik fonksiyonları sonuçları.....	111
Çizelge 5.25. Farklı popülasyon değerlerinde algoritmaların sıralama sonuçları	112
Çizelge 5.26. 30 popülasyon için mühendislik problemleri Wilcoxon testi sonuçları .	112
Çizelge 5.27. 50 popülasyon için mühendislik problemleri Wilcoxon testi sonuçları .	112
Çizelge 5.28. 100 popülasyon için mühendislik problemleri Wilcoxon testi sonuçları	113
Çizelge 5.29. Farklı popülasyon değerlerindeki Wilcoxon testi sonuçları.....	113
Çizelge 5.30. İkili algoritmalarla ilgili karşılaştırma detayları.....	117
Çizelge 5.31. BD1 üzerinde algoritmaların elde ettiği sonuçlar.....	118
Çizelge 5.32. BD2 üzerinde algoritmaların elde ettiği sonuçlar.....	120
Çizelge 5.33. BD3 üzerinde algoritmaların elde ettiği sonuçlar.....	121
Çizelge 5.34. BD4 üzerinde algoritmaların elde ettiği sonuçlar.....	123

SİMGELER VE KISALTMALAR

Bu çalışmada kullanılmış simgeler ve kısaltmalar, açıklamaları ile birlikte aşağıda sunulmuştur.

SİMGELER

A_f	Dişi bireyin besin bulma yeteneği
A_m	Erkek bireyin besin bulma yeteneği
$f_{i,f}$	i . dişi bireyin uygunluk değeri
$f_{i,m}$	i . erkek bireyin uygunluk değeri
$f_{rand,f}$	Rastgele dişi bireyin uygunluk değeri
$f_{rand,m}$	Rastgele erkek bireyin uygunluk değeri
FF	Dişi bireyin kavga yeteneği
FM	Erkek bireyin kavga yeteneği
Q	Besin miktarı
$rand$	(0,1) aralığında rastgele üretilmiş reel sayı
$Temp$	Sıcaklık değeri
X_{max}	Problemin üst sınırı
X_{min}	Problemin alt sınırı
$X_{rand,f}$	Rastgele dişi bireyin pozisyonu
$X_{rand,m}$	Rastgele erkek bireyin pozisyonu
$X_{worst,f}$	En düşük uygunluk değerine sahip dişi bireyin pozisyonu
$X_{worst,m}$	En düşük uygunluk değerine sahip erkek bireyin pozisyonu

KISALTMALAR

BinSO	Binary Snake Optimizer, İkinci Yılan Optimizasyonu
MAX	Maksimum
MIN	Minimum
NFL	No Free Lunch, Bedava Öğle Yemeği Yok
OPT	Optimum Sonuç
ORT	Ortalama
PSO	Particle Swarm Optimization, Parçacık Sürü Optimizasyonu
SO	Snake Optimizer, Yılan Optimizasyonu
SO-PSO	Snake Optimizer-Particle Swarm Optimization
STD	Standart Sapma

1. GİRİŞ

Her alanda bilişim sistemlerinin kullanılmasının artmasıyla birlikte, alana ait problemlerin çözüme kavuşturulmasında dijital yöntem ve senaryoların kullanım ihtiyacı giderek artmaktadır. Mühendislik (Ayaz ve Haklı, 2025) ve tıp (Ayaz ve Ervural, 2022) gibi hemen hemen tüm disiplinlerdeki araştırma ve uygulamalarda bilgisayar teknoloji ve algoritmaları kullanılmaktadır ve bu disiplinlerde elde edilen büyük verinin etkili bir şekilde işlenmesi için spesifik algoritma ve mühendislik yaklaşımlarına ihtiyaç duyulmaktadır (Biswas vd., 2022). Geleneksel yöntemler, problemin olası çözümlerinin tamamını belirleyerek değerlendirme gereksinimi nedeniyle büyük boyutlu veri içeren problemlerin çözümlerinde yetersiz kalmakta; ayrıca tek bir çözüme yakınsama eğilimlerinden ötürü yerel optimum değerlere takılma gibi kısıtlar göstermektedirler. Bu nedenle meta-sezgisel optimizasyon yöntemleri yüksek hassasiyetleri, hesaplama karmaşıklıklarının düşük olması ve hızlı yakınsama özellikleriyle giderek daha fazla ilgi görmektedirler (Hussien vd., 2024). Bu tür uygun işleme yöntemlerinin büyük miktarda toplanan veriler üzerinde kullanılmasıyla, çalışılan alanın ihtiyaçlarına yönelik maliyetleri düşüren ve uygulamaların etkinliğini ve başarısını artıran yenilikçi yaklaşımlar formüle edilebilir. Meta-sezgisel optimizasyon yöntemleri, özellikle çözüm uzayının geniş ve hesaplama karmaşıklığının maliyetli olduğu başta veri bilimi olmak üzere gerçek dünya problemlerinde sıklıkla kullanılır.

Optimizasyon, bir problemin olası tüm çözümleri arasında en uygun olan çözümün seçilmesi sürecini ifade eder (Murty, 2003). Bir problemin olası tüm çözümlerini içeren çözüm uzayının çok geniş olduğu durumlarda, çözüm uzayı içerisindeki tüm çözümlerin değerlendirilerek hangisinin en uygun olduğunun matematiksel yaklaşımlarla bulunması hem harcanan zaman hem de kullanılan enerji, hafıza, işlem gücü ve malzeme açısından oldukça maliyetlidir. Bu tür çözüm uzayı geniş problemlerin çözümünde, tüm sonuçları tarayan matematiksel yöntemler yerine olası çözümler arasında en iyi çözüme doğru arama gerçekleştiren sezgisel ve meta-sezgisel yöntemler kullanılmaktadır (Çelik vd., 2019). Optimizasyon sürecinin bu temel özelliği nedeniyle, optimizasyon algoritmaları çok çeşitli olası çözümler arasından en uygun çözümü hızla belirlemek üzere tasarlanmıştır. Meta-sezgisel optimizasyon yöntemleri ise çözüm uzayında gezinirken yerel optimum sonuçlarda takılıp kalmayı önleyen stratejilere sahiplerdir (Laporte vd., 2000). Optimizasyon problemlerinin çözümü için geliştirilen yöntemlerin bir kısmı, çözüm sürecine kaliteli arama stratejileri entegre etmek için

doğadan, doğal olaylardan ve canlı organizmaların davranışlarından ilham almışlardır (Karakoyun vd., 2020).

Optimizasyon algoritmaları temelde iki farklı strateji kullanarak çözüm uzayı içerisinde arama gerçekleştirirler. Keşif (exploration) aşaması algoritmanın çözüm uzayı içerisinde mümkün olduğu kadar çok alanı tarayarak global bir arama gerçekleştirmesini amaçlarken, sömürü (exploitation) aşaması algoritmanın iyi çözüm bulunduğunu sezdiği çözüm uzayı bölgelerinde derinlemesine arama yaparak en iyi çözüme ulaşmasını amaçlar (Lynn ve Suganthan, 2015). Optimizasyon yöntemlerinin bir problem üzerindeki lokal ve global çözümleri bulma performansları, bu iki aşamanın algoritma içerisinde kullanım oranları ve sıralarına göre değişiklik gösterir. Başarılı bir optimizasyon için çözüme kavuşturulması istenen problem üzerinde algoritmanın keşif ve sömürü yetenekleri arasında uygun bir denge kurulması önemlidir (Črepinšek vd., 2013; Eiben ve Schippers, 1998). Keşif aşamasına odaklanmak, algoritmanın güçlü bir global arama gerçekleştirmesini sağlayarak arama uzayı içerisindeki aday çözümlerin daha fazla taranmasını sağlayarak algoritmanın kapsamını genişletirken en uygun çözüme ulaşma süresini artırır. Öte yandan sömürü aşamasına ağırlık veren bir optimizasyon algoritmasının yakınsama süresi kısa olsa da bu yaklaşım algoritmanın yerel optimum değerlerde takılıp kalarak global optimum değerlere ulaşmasını engelleyebilir (Kiran, 2015).

Bedava öğle yemeği yok (No Free Lunch, NFL) kuramına göre (Wolpert ve Macready, 1997), bir meta-sezgisel yöntemin tüm optimizasyon problemlerinde yeterli başarıya ulaşması mümkün değildir, bir başka deyişle bir optimizasyon yöntemi belirli problemlerde başarılı sonuçlara ulaşırken farklı problemlerin çözümünde aynı başarıyı göstermeyebilir (Hashim ve Hussien, 2022). Optimizasyon yöntemlerinin keşif ve sömürü stratejilerinden birini güçlendirmesi diğer stratejinin çözüme olan katkısını azaltacağından bu stratejiler arasında verimli ve kabul edilebilir seviyede bir dengeye ulaşılması zorlu bir hedeftir. Optimizasyon algoritmalarının bu stratejileri arasında uygun dengeyi kurmanın bir yolu da farklı optimizasyon yöntemlerinin bir araya getirilmesidir (Jafari vd., 2020). Yeni geliştirilmiş bir optimizasyon yöntemi, daha önce literatürde etkisini kanıtlamış ve problem çözümünde hangi yönüyle öne çıktığı bilinen başka bir yöntem içerisinde bulunan stratejiler ile hibritleştirilerek daha iyi bir performansa ulaşabilir ve bu hibritleştirme yaklaşımı, akademik çalışmaların bilimsel literatürün ihtiyaçlarına odaklanmasına yardımcı olabilir. Bu çalışma kapsamında 2022 yılında geliştirilen Yılan Optimizasyonu (Snake Optimizer, SO) (Hashim ve Hussien, 2022)

yönteminin Parçacık Sürü Optimizasyonu (Particle Swarm Optimization, PSO) (Kennedy ve Eberhart, 1995) algoritması ile hibritleştirme yoluyla sürekli optimizasyon performansının artırılması ve ayrıca SO algoritmasının ikili (binary) optimizasyon problemlerine uygun ayrık varyantının geliştirilmesi olmak üzere iki farklı algoritma geliştirmeye odaklanılmıştır.

Araştırmanın amacı

Çalışmanın birinci amacı yakın zamanda literatüre kazandırılan sürekli optimizasyon yönteminin performansının artırılması amacıyla farklı bir optimizasyon yöntemiyle hibrit olarak kullanılmasıdır. Çalışmanın bir diğer amacı ise sürekli optimizasyon problemlerinin çözümü için önerilmiş bir yöntemin ikili optimizasyon problemlerini çözecek şekilde uyarlanmasıdır. Böylece sürekli ve ikili optimizasyon problemlerinin çözümlerinde daha iyi performans gösteren iki farklı SO varyantı önerilmiştir.

Araştırmanın önemi

Bu çalışma, optimizasyon yöntemlerinin stratejilerinin incelenmesi, bir optimizasyon yönteminin güçlü ve zayıf yönlerinin ortaya konarak zayıf yönlerinin geliştirilmesi açısından önemlidir. Ayrıca geliştirilen bir sürekli optimizasyon yönteminin mekanizmaları korunarak ayrık varyantının geliştirilmesi, ayrık arama uzayında çalışarak hızlı ve etkili çözümler üreten bir ayrık optimizasyon algoritmasının geliştirilmesi anlamına gelmektedir.

Bu tez çalışması 5 bölümden oluşmaktadır. Giriş bölümünde optimizasyon yöntemleri ve bu yöntemlerin hibritleştirme çalışmalarının gerekliliği açıklanmıştır. Kaynak araştırması bölümü hibrit optimizasyon yöntemleri ile yapılan çalışmaları içermektedir. Materyal ve yöntem bölümü çalışmada önerilen algoritmaların performanslarının karşılaştırılması için kullanılan fonksiyon ve veri kümelerini tanıtarak hibrit ve ikili algoritmaları oluşturan orijinal algoritmaların denklem yapılarını göstermektedir. Önerilen yöntemler bölümü çalışmada önerilen hibrit ve ikili algoritmaların geliştirilme aşamalarını ve yapısını içermektedir. Araştırma sonuçları ve tartışma bölümünde geliştirilen sürekli ve ikili optimizasyon yöntemlerinin test fonksiyonları ve veri kümeleri üzerinde ulaştığı sonuçlar ve bu sonuçların diğer

yöntemlerle karşılaştırılması yapılmaktadır. Sonuç ve öneriler bölümü çalışmanın sonuçlarını ve gelecek çalışmalara yönelik önerileri içermektedir.



2. KAYNAK ARAŞTIRMASI

Bir optimizasyon algoritmasının arama kalitesinin artırılması; algoritmanın matematiksel denklemlerinin iyileştirilmesi, farklı yöntemlerle hibritleştirilmesi, problem odaklı çeşitli varyantlarının geliştirilmesi ve algoritmanın farklı arama uzaylarına uyarlanması yoluyla gerçekleştirilebilir. Optimizasyon yöntemlerinin performansını artırmaya yönelik yaklaşımlar ve özellikle diğer yöntemlerle hibritleştirme yoluyla yapılan literatür çalışmaları aşağıda belirtilmiştir.

Gharehchopogh ve diğerleri (2024), Manta Ray Beslenme Optimizasyonu (Manta Ray Foraging Optimization, MRFO) (W. Zhao vd., 2020) algoritmasının önerilmesinden sonra yapılan geliştirme çalışmalarını incelemiştir. Bu kapsamlı çalışmada, MRFO üzerindeki iyileştirmelerin %12'sinin, yöntemin diğer meta-sezgisel algoritmalarla hibritleştirilmesi yoluyla gerçekleştirildiği belirtilmiştir. Anka ve diğerleri (2024), Yapay Tavşan Optimizasyonu (Artificial Rabbit Optimization, ARO) (L. Wang vd., 2022), üzerine yapılan çalışmaları incelemiş ve ARO tabanlı performans iyileştirme çalışmalarının %27'sinin algoritmanın denklem yapısının geliştirilmesiyle, %31'inin hibritleştirme yoluyla, %9'unun farklı varyantlarının önerilmesiyle ve %33'ünün de algoritmanın farklı problem uzaylarına uyarlanmasıyla gerçekleştirildiğini göstermiştir. Abdulsalami ve diğerleri (2024), Simbiyotik Organizmalar Arama Algoritmasını (Symbiotic Organisms Search, SOS) geliştirmek amacıyla Heterogeneous Comprehensive Learning Symbiotic Organism Search (HCLSOS) adlı bir yöntem önermişlerdir. Bu yöntem, arama alanındaki bir organizmanın diğerinin arama çabasını engelleme yetisini ortadan kaldırmayı hedeflemiştir. Yazarlar, önerilen yöntemin 15 farklı ileri seviye yöntemle kıyaslandığında rekabetçi olduğunu belirtmişler, ayrıca bu yöntemi üç kısıtlı mühendislik problemi çözümünde ve iki bölgeyi izole mikro şebeke sisteminin frekans kontrolünde kullanmışlardır. Zhao ve diğerleri (2024), PSO algoritmasına yönelik olarak Adaptive Hierarchical Parallel Search and Automatic Parameter Configuration Algorithm (APCPSO) adlı bir iyileştirme önermişlerdir. Bu yaklaşımla, popülasyon alt sürülere ayrılarak hiyerarşik bir şekilde işlenmesi ve her aşamada uygunluk değerlendirmesine dayalı olarak parametrelerin dinamik olarak ayarlanması sağlanmıştır. Araştırmacılar geliştirdikleri hibrit yöntemi arazi uygunluk analizine yönelik zorlukların aşılmasında kullanmışlardır. Tijani ve diğerleri (2024), özellikle özellik seçimi uygulamaları için iki farklı geliştirilmiş ikili PSO algoritması (Enhanced Binary PSO, EBPSO) önermişler ve bu yöntemlerin özellik seçimi problemlerinde diğer yöntemlere kıyasla üstün performans sergilediğini belirtmişlerdir.

Ul Hassan ve diğ erleri (2021), algoritmanın başlangıç popülasyonunun oluşturulma aşamasını geliřtirmek, algoritmanın popülasyon çeřitliliđini ve yakınsama hızını artırmak amacıyla ORIW-PSO-TF ve ORIW-PSO-P adını verdikleri iki yeni PSO varyantı önererek deneysel ve istatistiksel testlerle önerilen yöntemlerin üstünlüğünü ortaya koymuřlardır. Ayrıca geliřtirilen ORIW-PSO-P yöntemi yapay sinir ađlarının (YSA) eğitimi için kullanılmıř ve önerilen yöntemin YSA eğitiminde geleneksel yöntemlere kıyasla daha başarılı sonuçlar verdiđi belirtilmiřtir. Nasir ve diğ erleri (2024), çift tekerli tekerlekli sandalye sistemleri için Nonlinear Autoregressive with Exogenous Inputs (NARX) modelinin geliřtirilmesinde bulanık mantık denetleyicilerinin optimizasyonu için PSO algoritmasını kullanmıřlardır. řenel ve diğ erleri (2019), Gri Kurt Optimizasyonu (Gray Wolf Optimization, GWO) ve PSO yöntemlerini hibrit olarak kullandıkları yeni bir optimizasyon yaklařımı geliřtirmiřlerdir. Bu yöntemin performansının ve yakınsama hızının, orijinal GWO ve PSO yöntemlerinden daha yüksek olduđu ifade edilmiřtir. Al Thobani ve diğ erleri (2022), iki boyutlu yapıların çatlak tespiti için GWO ve PSO'nun hibritleřtirilmesiyle yeni bir yöntem önermiřlerdir. Önerilen hibrit yöntemin, orijinal GWO'ya göre daha iyi parametre seçimi yaptıđı gösterilmiřtir. Zeng ve diğ erleri (2022), tünel kazma makinelerinin performansını artırmak amacıyla PSO ve Ařırı Öğrenme Makinesi (Extreme Learning Machine, ELM) yöntemlerinden elde edilen altı farklı hibrit yöntem kullanmıřlardır. Eappen ve Shankar (2020), 5G heterojen ađlar kapsamında Biliřsel Radyo Ađlarında (Cognitive Radio Networks, CRN) enerji verimliliđi ve spektrum algılama verimliliđi arasındaki dengeyi incelemiř ve PSO ile Yerçekimsel Arama Algoritması (Gravitational Search Algorithm, GSA) yöntemlerini hibritleřtirerek PSO-GSA adlı bir yöntem önermiřlerdir. Önerilen yöntemin algoritmaların keřif ve sömürü aşamalarını dengeleyerek enerji tüketimini optimize ederken spektrum bořluklarını tespit etmede daha başarılı olduđu belirtilmiřtir. Kakkottakath Valappil Thekkepurayil ve diğ erleri (2021), Bulut Biliřimde iř akıřı planlamasını optimize etmek için Karınca Aslanı Optimizasyonu (Ant-Lion Optimization, ALO) ve PSO'yu birleřtiren geliřmiř bir hibrit optimizasyon algoritması önermiřtir. CloudSim aracı ile yapılan deđerlendirmelerde, önerilen yöntemin; maliyet ve üretim süresini düşürerek ALO, SPO, Round-Robin (RR) ve Genetik Algoritma (GA) gibi mevcut iř akıřı planlama yöntemlerinden daha etkili ve güvenilir sonuçlar verdiđi gözlemlenmiřtir. Piřkin ve diğ erleri (2022), Karınca Kolonisi Optimizasyonu (Ant Colony Optimization, ACO) ile PSO'nun hibrit kullanımı ile havacılık tahrik mühendisliđi için çok amaçlı ve çok modlu problemleri ele alabilen ACOPSO adlı bir

meta-sezgisel araç geliştirmişlerdir. Değerlendirme testlerini başarıyla geçen bu yöntemin türbin motoru performans hesaplamalarında alternatif bir yöntem olduğu belirtilmiştir. El-Kenawy ve Eid (2020), GWO ve PSO'nun hibrit kullanımına dayalı bir özellik seçimi yöntemi önermişlerdir. Bu yöntem, keşif ve sömürü arasında denge kurarak makine öğrenmesi sınıflandırması için daha anlamlı veri alt kümeleri sunmuştur. UCI'den (University of California, Irvine) alınan 17 adet veri kümesi üzerinde yapılan çalışmalarda önerilen yöntemin özellik seçimi işlemlerindeki başarısı gözlemlenmiştir. Ashraf ve diğerleri (2023), Ateş Şahini Optimizasyonu (Fire Hawks Optimization, FHO) algoritmasının yakınsama hızı, arama yeteneği ve sürü çeşitliliğini artırmak amacıyla yeni popülasyon oluşturma yöntemleri önermişlerdir. Önerilen yöntemler arasında Torus Quasi-Random yöntemiyle oluşturulan TO-FHO adlı varyantın orijinal FHO ve diğer varyantlardan (S-FHO, H-FHO) daha başarılı olduğunu belirtmişlerdir. Qiao ve diğerleri (2024) PSO algoritmasının başarısının artırılması amacıyla algoritmanın çeşitli aşamalarında farklı hibrit teknikler kullanmışlardır. PSO popülasyon parçacıklarının başlangıç pozisyonlarının belirlenmesinde Elit Karşıt Tabanlı Öğrenme (Elite Opposite-Based Learning, EOBL) yöntemi ile hibritleştirme çalışması gerçekleştirilmiş, algoritmanın global arama yeteneğinin geliştirilmesi için dinamik başlangıç ağırlığı parametreleri belirlenmiş ve erken yakınsamadan kaçınmak için yerel optimumdan kaçış stratejileri algoritmaya entegre edilmiştir. Ayrıca Balina Optimizasyon Algoritması (Whale Optimization Algorithm, WOA) ve Diferansiyel Evrim (DE) algoritmalarından alınan stratejilerle hibrit olarak kullanılan algoritmanın yakınsama hızı artırılmıştır. Elde edilen yeni hibrit yöntemin test fonksiyonlarında ve gerçek hayat mühendislik problemlerinde geleneksel yöntemlerden daha başarılı sonuçlara ulaştığı belirtilmiştir. Nachaoui ve diğerleri (2024), farklı PSO varyantlarını analiz etmiş ve özellik seçimi problemleri için HPSO adlı yeni bir hibrit yaklaşım önermişlerdir. Bu yöntemde kaotik haritalar, ortalama mutlak sapma (mean absolute deviation MAD) uygunluk fonksiyonu ve ceza fonksiyonları kullanılmıştır. Önerilen hibrit yaklaşımın kümeleme problemlerinde geleneksel yöntemlerden daha başarılı sonuçlara ulaştığı ve özellik seçimi problemlerinde rakiplerinden daha uygun özellik kümesi seçimi işlemi gerçekleştirdiği belirtilmiştir. Wang ve diğerleri (2023), PSO algoritma popülasyonunu keşif ve sömürü için iki alt gruba ayırıp keşif aşamasını geliştirmek için kapsamlı öğrenme (Comprehensive Learning, CL), sömürü aşamasını geliştirmek için ise modifiye edilmiş dinamik çoklu sürü stratejisi (Dynamic Multi-Swarm Strategy, DMS) kullanarak geliştirdikleri hibrit PSO algoritmasına CLDMSL-PSO adını vermişler, geliştirilen yeni

algoritmanın optimizasyon problemlerinin çözümünde evrimsel algoritmalarından daha başarılı sonuçlara ulaştığını belirtmişlerdir. Velliangiri ve diğerleri (2021), bulut bilişimde iş zamanlamasını optimize etmek amacıyla GA ile Elektro Arama (Electro Search, ES) yöntemlerini birleştirerek HESGA adlı yöntemi önermişlerdir. Bu yöntemde GA ile lokal optimum çözümler üretilirken, ES ile global optimum çözüm aranmaktadır. Önerilen yöntemin iş zamanlaması probleminde PSO-GSA, GA, ES ve ACO yöntemlerinden daha başarılı olduğu belirtilmiştir. Zhang ve diğerleri (2019), Guguk Kuşu Arama algoritmasının (Cuckoo Search, CS) global arama yeteneği ile ve DE yönteminin lokal arama yeteneğini birleştirmek amacıyla önerdikleri hibrit CSDE yönteminde popülasyonu alt gruplara bölerek CS ve DE yöntemlerini bu alt gruplara birbirlerinden bağımsız şekilde entegre etmişlerdir. Önerilen yöntemin test fonksiyonlarında ve kısıtlı mühendislik fonksiyonlarında diğer optimizasyon algoritmalarından başarılı sonuçlara ulaştığı belirtilmiştir. Rauf ve diğerleri (2021) DE algoritmasının erken yakınsama ve düşük yakınsama hızını geliştirmek amacıyla APSDE ve CMHDE-PSO adını verdikleri DE algoritmasının iki yeni varyantını önermişlerdir. Önerilen hibrit yöntemler gerçek dünya veri kümelemesi problemlerinin çözümü için ileri beslemeli yapay sinir ağı ağırlık optimizasyonunda kullanılmış ve bu yöntemlerin geleneksel yöntemlerden daha üstün performans gösterdiği belirtilmiştir. Barshandeh ve Haghzadeh (2021), Atom Arama Optimizasyonu (Atom Search Optimization, ASO) algoritmasını Ağaç-Tohum Algoritması (Tree-Seed Algorithm, TSA) ile hibrit kullanarak keşif-sömürü dengesini iyileştirmişlerdir. Önerdikleri yöntemlerin test fonksiyonlarında ve gerçek dünya mühendislik problemlerinde diğer meta-sezgisel algoritmalarından daha başarılı sonuçlara ulaştığı belirtilmiştir. Jiang ve diğerleri (2020), TSA ile Sinüs-Kosinüs Algoritması (Sine-Cosine Algorithm, SCA) yöntemlerini birleştirerek TSASC adını verdikleri yeni bir hibrit yaklaşım geliştirmişlerdir. Geliştirilen yöntemin keşif ve sömürü aşamaları arasında denge kurduğu ve 30 test fonksiyonu ile 3 mühendislik fonksiyonu üzerinde gerçekleştirilen testlerde üstün performans göstererek global optimum sonuçlara ulaştığı ve lokal optimum sonuçlardan kaçındığı belirtilmiştir. Janakiraman (2018), IoT Tabanlı kablosuz algılayıcı ağlarında (Wireless Sensor Networks, WSN) küme merkezi seçimi için HACO-ABC-CHS adlı ACO ve Yapay Arı Kolonisi (Artificial Bee Colony, ABC) temelli bir hibrit yaklaşım önermiştir. Yapılan deneysel çalışmalarda önerilen yöntemin enerji verimliliği ve düğümün ömrü açısından geleneksel yöntemlerden daha başarılı olduğu belirtilmiştir. Jadon ve diğerleri (2017), ABC ve DE algoritmalarının keşif ve sömürü yeteneklerinin birleştirilmesinin amaçlandığı hibrit yaklaşımı HABCDE

olarak adlandırmış ve önerilen hibrit yöntemin test fonksiyonları ve mühendislik fonksiyonlarında ABC, DE ve diğer optimizasyon yöntemlerinden daha başarılı sonuçlara ulaştığı belirtilmiştir. Gharehchopogh ve diğerleri (2022), Tarım Arazisi Verimlilik Algoritması (Farmland Fertility Algorithm, FFA) ile Geliştirilmiş Seçim Fonksiyonu (Modified Choice Function, MCF) yöntemlerini birleştirerek ikili gezgin satıcı problemlerinin çözümü için önerdikleri hibrit yöntemin karşılaştırıldığı yöntemlerden daha başarılı sonuç verdiğini belirtmişlerdir. Abedi ve Gharehchopogh (2020), Ateşböceği Algoritmasını (Firefly Algorithm, FA) iyileştirmek için Yusufçuk Algoritması (Dragonfly Algorithm, DA) ile hibrit olarak kullanıldığı FADA, karşıt tabanlı öğrenme ile hibrit olarak kullanıldığı OFA ve hem karşıt tabanlı öğrenme hem de Yusufçuk algoritması ile hibrit olarak kullanıldığı OFADA yöntemlerini önermişlerdir. Önerilen yöntemleri farklı boyutlardaki test fonksiyonları üzerinde test eden araştırmacılar, OFADA yönteminin büyük boyutlu optimizasyon problemlerinde lokal optimum değerlerden kaçınarak ve daha verimli yakınsama davranışı sergileyerek diğer yöntemlerden daha başarılı sonuçlara ulaştığını belirtmişlerdir.

Al-Shourbaji ve diğerleri (2022) SO algoritmasının performansını artırmak ve çalışma maliyetini düşürmek amacıyla, algoritmanın Sürüngen Arama Algoritması (Reptile Search Algorithm, RSA) ile hibrit kullanıldığı RSA-SO adlı özellik seçimi yöntemini önermiş, önerdikleri yöntemin 10 farklı veri kümesi ve iki gerçek dünya problemi üzerinde karşılaştırıldığı 7 farklı meta-sezgisel yönteme eşit veya daha yüksek başarıya ulaştığını belirtmişlerdir. Hu ve diğerleri (2023), İki Yönlü Arama (Bi-Directional Search, BDS), geliştirilmiş evrimsel popülasyon dinamiği (Modified Evolutionary Population Dynamics, MEPD) ve EOBL yöntemlerini SO algoritmasına entegre ederek BEESO algoritmasını geliştirmişlerdir. Gerçekleştirdikleri deneysel çalışmalar sonucunda önerilen algoritmanın SO algoritmasından daha başarılı sonuçlara ulaştığı ve diğer optimizasyon yöntemleri ile rekabet edecek seviyede olduğunu belirtmişlerdir. Yao ve diğerleri (2023), karşıt tabanlı öğrenme (Opposition-Based Learning, OBL), dinamik parametre güncellemeleri ve pertürbasyon faktörleri kullanarak orijinal SO algoritmasının performansını artırmak amacıyla Geliştirilmiş Yılan Optimizasyonu (Enhanced Snake Optimizer, ESO) algoritmasını geliştirmişlerdir. Araştırmacılar, önerilen algoritmanın farklı boyutlarda 23 test fonksiyonu ve dört gerçek dünya mühendislik tasarımı problemlerinde test edildiğini, istatistiksel testlerde SO da dahil olmak üzere 13 yaygın kullanılan optimizasyon algoritmasını geride bıraktığını ifade etmişlerdir. Braik ve diğerleri (2023), SO algoritmasını tıbbi veri sınıflandırmasında

özellik seçimi için kullanmışlardır. SO'nun bu alandaki zayıf noktaları olan yerel optimumlara takılma ve erken yakınsamayı gidermek amacıyla, algoritma S-şekilli transfer fonksiyonları kullanılarak ikili problem çözümüne uygun hale getirilmiştir. Önerilen yöntem 24 farklı veri kümesinde test edilmiş ve özellikle üssel S-Şekilli SO algoritmasının seçilen özellik sayısı, uygunluk skoru, %90'ın üzerinde sınıflandırma başarısı, özgüllük ve duyarlılık açısından veri kümelerinin çoğu üzerinde başarılı bir özellik seçimi işlemi gerçekleştirdiğini belirtmişlerdir. Zheng ve diğerleri (2023), iç mekân konumlandırmayı geliştirmek amacıyla kompakt Yılan Optimizasyonu (compact Snake Optimization, cSO) algoritmasını geliştirmiştir. Yazarlar, cSO'nun 28 farklı test fonksiyonda diğer algoritmalarından daha iyi performans sergilediğini ifade etmişlerdir. Alawad ve diğerleri (2024), SO algoritmasının erken yakınsama ve yetersiz popülasyon çeşitliliği sorunlarını çözmek amacıyla OBL ve dinamik polinomiyal mutasyon tekniklerini içeren Hibrit Yılan Optimizasyonu Algoritması (Hybrid Snake Optimizer Algorithm, HSOA) geliştirmişler ve önerilen yöntemin CEC2014 test fonksiyonları üzerindeki rekabetçi performans sergilediğini belirtmişlerdir. Yang ve diğerleri (2024), rüzgâr-dalga enerjisi yerleşim optimizasyonu problemlerini çözmek için geliştirilmiş bir yılan optimizasyon algoritması (Enhanced Snake Optimizer, ESO) önermişlerdir. Önerilen yöntemin diğer algoritmalara kıyasla en yüksek enerji emilimini sağladığı belirtilmiştir. Alkahtani ve diğerleri (2024), insansız hava araçlarının haberleşme rotalarının seçimi ve keşfi için Hibrit Yılan Optimizasyon Tabanlı Rota Seçimi Yaklaşımı (Hybrid Snake Optimizer-based Route Selection Approach for UAV Communication, HSO-RSAUAVC) yöntemini önermişlerdir. Önerilen yöntemin insansız hava aracı iletişiminin performansını ve güvenilirliğini artırdığı ifade edilmiştir.

Literatürde SO algoritmasının ikili problemlerde kullanılmasına yönelik az sayıda çalışma bulunmaktadır ve bu çalışmalar arasında algoritmanın çalışma mekanizmalarını ikili vektörlere uyarlayan etkili çalışmalar bulunmamaktadır. Baş (2023), transfer fonksiyonları kullanarak SO algoritması ile 0-1KP problemlerine çözüm aramıştır. Al-Shourbaji ve diğerleri (2022) SO algoritması ile RSA algoritmasını hibrit olarak kullanarak geliştirdikleri yöntemi veri kümelerinde özellik seçimi işlemi için kullanmışlardır. Bao ve diğerleri (2024) S-şekilli transfer fonksiyonları kullanarak geliştirdikleri ikili SO algoritmasını IBSO olarak adlandırmış ve bu algoritmayı özellik seçimi işlemleri için kullanmışlardır. Wang ve Wang (2024) U-Şekilli transfer fonksiyonları kullanarak geliştirdikleri ikili SO varyasyonunu EMSO olarak adlandırmış ve özellik seçimi için kullanmışlardır. Bölükbaş ve diğerleri (2025) Dağınık Arama

(Scatter Search, SS) ile SO algoritmasını birleřtirerek elde ettikleri SSSO algoritması ile zellik seimi iřlemleri gerekleřtirmiřlerdir.

Literatr alıřmaları incelendiėinde SO algoritmasının gl bir smr stratejisine sahip olduėu, ancak keřif ařamasının geliřtirilmeye aık olduėu ortaya ıkmaktadır. Algoritmanın keřif ařamasının etkinliėini artıran alıřmalar literatre kazandırılmakta, bu yntemlerin SO algoritmasından daha bařarılı optimizasyon iřlemleri gerekleřtirdiėi grlmektedir. Bu nedenle, SO algoritmasının keřif ařamasının etkinliėini artıran bir hibritleřtirme alıřmasına olan ihtiya ortaya ıkmaktadır.

Yine literatr alıřmaları arasında SO algoritmasının ikili versiyonları sunulmuř olsa da algoritmanın matematiksel denklemlerinin ikili arama uzayına uyarlandıėı bir ikili versiyonunun bulunmadıėı grlmektedir. Bylece SO algoritmasının, denklem yapısının ikili arama uzayında alıřacak řekilde uyarlandıėı bir versiyonuna olan ihtiya ortaya ıkmaktadır.

3. MATERYAL VE YÖNTEM

Bu çalışmada, SO algoritmasının sürekli optimizasyon problemlerinin çözümündeki performansının iyileştirilmesi ve SO algoritmasının ikili versiyonunun geliştirilmesi olmak üzere iki farklı yöntem önerilmiştir. SO algoritmasının sürekli optimizasyon problemlerinin çözümündeki performansının artırılması amacıyla literatürde yaygın olarak kullanılan PSO ile hibrit olarak kullanılmıştır. Geliştirilen hibrit algoritmanın sürekli optimizasyon problemlerinin çözümündeki başarısı incelenmiş ve kendisini oluşturan yöntemlerin başarısını artırıp artırmadığı test edilmiştir. SO algoritmasının ikili varyantının geliştirilmesi amacıyla, algoritmanın popülasyon oluşturma ve konum güncelleme denklemleri ikili arama uzayında çalışacak şekilde geliştirilerek literatüre sunulmuş, önerilen bu yöntemin ikili optimizasyon problemlerinin çözümündeki performansı incelenmiştir. Bu bölümde önerilen algoritmaların performanslarının karşılaştırılması için deneysel çalışmalarda kullanılan fonksiyonlar ve veri kümeleri ile önerilen algoritmaları oluşturan optimizasyon algoritmaları açıklanmaktadır.

3.1. Benchmark Fonksiyonları

Optimizasyon algoritmalarının performanslarının ölçülmesi ve literatürdeki diğer optimizasyon yöntemleri ile karşılaştırılmasında benchmark fonksiyonları kullanılır. Bu tür benchmark fonksiyonlarının arama uzayındaki optimum değer sayısı, optimum noktalar çevresinde fonksiyonun türevsel davranışı ve yerel optimumların dağılımındaki çeşitlilik, geliştirilen yöntemlerin optimizasyon problemlerinin çözümünde kullanılabilirliğinin farklı açılardan değerlendirilmesini mümkün kılmaktadır. Tek modlu (unimodal) fonksiyonlar tek bir optimum değere sahip olup, lokal optimum değerler içermezler, bu tür fonksiyonlar algoritmaların sömürü ve yakınsama davranışının uygunluğunu kontrol etmek için kullanılır. Çok modlu (multimodal) fonksiyonlar global optimum değer dışında lokal optimum değerler de içerir ve algoritmaların lokal optimum değerlerden kaçınma yeteneklerinin test edilmesi amacıyla kullanılır (Chen vd., 2020). Sabit boyutlu (fixed-dimension) fonksiyonlar farklı boyutlara ölçeklendirildiklerinde temsil özelliklerini kaybedeceklerinden bu tür problemlerin kendi parametre sayısı ve aralıklarının sınırları içerisinde çözümlenmesi gerekir (Naser vd., 2025). Bazı benchmark fonksiyonları ayrılabilir (separable) özellik taşır ve bu fonksiyonlar daha düşük boyutlu birden fazla fonksiyonun toplamı şeklinde ifade edilebilir. Bu tür fonksiyonların

optimizasyon algoritmaları tarafından çözüme ulaştırılması daha kolaydır ve geliştirilen algoritmaların temel başarılarının incelenmesi için kullanılır (Chiroma vd., 2017; Naser vd., 2025). Yeni geliştirilmiş bir optimizasyon yönteminin başarısının tek modlu, çok modlu, kısıtlı ve kısıtsız benchmark fonksiyonlarında ispatlanması beklenir. Bu çalışmada geliştirilen yöntemin optimizasyon kabiliyetinin test edildiği klasik benchmark fonksiyonları Çizelge 3.1’de gösterilmiştir.

Çizelge 3.1. Klasik benchmark fonksiyonları

Fonksiyon	D	Çözüm Uzayı	Optimum
$f_1(\omega) = \sum_{i=1}^n \omega^2$	30	[-100,100]	0
$f_2(\omega) = \sum_{i=1}^n \omega_i + \prod_{i=1}^n \omega_i $	30	[-10,10]	0
$f_3(\omega) = \sum_{i=1}^n (\sum_{j=1}^i \omega_j)^2$	30	[-100,100]	0
$f_4(\omega) = \max_i \{ \omega_i , 1 \leq i \leq D\}$	30	[-100,100]	0
$f_5(\omega) = \sum_{i=1}^{D-1} [100(\omega_{i+1} - \omega_i^2)^2 - (\omega_i - 1)^2]$	30	[-30,30]	0
$f_6(\omega) = \sum_{i=1}^D (\omega_i + 0,5)^2$	30	[-100,100]	0
$f_7(\omega) = \sum_{i=1}^D i\omega^4 + rand[0,1]$	30	[-1,28,1,28]	0
$f_8(\omega) = \sum_{i=1}^d -\omega_i \sin(\sqrt{ \omega_i })$	30	[-500,500]	-12569,487
$f_9(\omega) = \sum_{i=1}^D [\omega_i^2 - 10 \cos(2\pi\omega_i) + 10]$	30	[-5,12,5,12]	0
$f_{10}(\omega) = -20 \exp\left(-0,2 \sqrt{\sum_{i=1}^D \omega_i^2} - \exp\left(\frac{1}{d} \sum_{i=1}^D \cos(2\pi\omega_i)\right) + 20 + \eta\right)$	30	[-32,32]	0
$f_{11}(\omega) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^D \omega_i^2 - \prod_{i=1}^D \cos\left(\frac{\omega_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	30	[-600,600]	0
$f_{12}(\omega) = \frac{\pi}{D} \{10 \sin^2(\pi y_i) + \sum_{i=1}^{D-1} (y_i - 1)^2 [1 + 10 \sin^2(\pi y_i + 1) + (yD - 1)^2 + \sum_{i=1}^D u(\omega_i, 10,100,4)]\}$ $y_i = 1 + \frac{\omega_i + 1}{4}, u(\omega_i, h, k, m) = \begin{cases} k(\omega_i - h)^m & \omega_i > h \\ 0 & -h < \omega_i < h \\ k(-\omega_i - h)^m & \omega_i < -h \end{cases}$	30	[-50,50]	0
$f_{13}(\omega) = 0,1 \{10 \sin^2(3\pi y_i) + \sum_{i=1}^{D-1} (\omega_i - 1)^2 [1 + 10 \sin^2(3\pi y_i + 1)] + (\omega_n - 1)^2 [1 + \sin^2(2\pi\omega_n)]\} + \sum_{i=1}^n u(\omega_i, 5,100,4)$	30	[-50,50]	0
$f_{14}(\omega) = \left(\frac{1}{500} + \sum_{j=1}^{25} \frac{1}{j + \sum_{i=1}^j (\omega_i - h_{ij})^6}\right)^{-1}$	2	[-65,65]	1
$f_{15}(\omega) = \sum_{i=1}^{11} \left[h_i - \frac{\omega_1(b_i^2 + b_i\omega_2)}{b_i^2 + b_i\omega_3 + \omega_4} \right]^2$	4	[-5,5]	0,00030
$f_{16}(\omega) = 4\omega_1^2 - 2,1\omega_1^4 + \frac{1}{3}\omega_1^6 + \omega_1\omega_2 - 4\omega_2^2 + 4\omega_4^2$	2	[-5,5]	-1,0316
$f_{17}(\omega) = \left(\omega_2 - \frac{5,1}{4\pi^2}\omega_1^2 + \frac{5}{\pi}\omega_1 + -6\right)^2 + 10\left(1 - \frac{1}{8\pi}\right)\cos\omega_1 + 10$	2	[-5,5]	0,398
$f_{18}(\omega) = [1 + (\omega_1 + \omega_2 + 1)^2(19 - 14\omega_1 + 3\omega_2^2 - 14\omega_2 + 6\omega_1\omega_2 + 3\omega_2^2)] \times [30 + (2\omega_1 - 3\omega_2)^2\omega(18 - 32\omega_1 + 12\omega_1^2 + 48\omega_2 - 36\omega_1\omega_2 + 27\omega_2^2)]$	2	[-2,2]	3
$f_{19}(\omega) = -\sum_{i=1}^4 b_i \exp\left(-\sum_{i=1}^3 h_{ij}(w_j - p_{ij})^2\right)$	3	[1,3]	-3,86
$f_{20}(\omega) = -\sum_{i=1}^4 b_i \exp\left(-\sum_{i=1}^6 h_{ij}(w_j - p_{ij})^2\right)$	6	[0,1]	-3,32
$f_{21}(\omega) = -\sum_{i=1}^5 [(\omega - h_i)(\omega - h_i)^T + b_i]^{-1}$	4	[0,10]	-10,1532
$f_{22}(\omega) = -\sum_{i=1}^7 [(\omega - h_i)(\omega - h_i)^T + b_i]^{-1}$	4	[0,10]	-10,4028
$f_{23}(\omega) = -\sum_{i=1}^{10} [(\omega - h_i)(\omega - h_i)^T + b_i]^{-1}$	4	[0,10]	-10,5363

Çizelgede gösterilen f_1-f_7 fonksiyonları tek modlu, $f_8- f_{13}$ fonksiyonları çok modlu ve $f_{14}- f_{23}$ fonksiyonları hem çok modlu hem de sabit boyutlu fonksiyonlardır. f_1 ve f_6 fonksiyonu ayrılabilir fonksiyonlara örnek olarak verilebilir. Klasik benchmark problemlerinde optimizasyon yeteneklerini ispatlamış yeni algoritmaların performanslarının ileri seviyede test edilmesi ve bu algoritmaların ölçeklendirilebilir ve farklı özellikteki problemlere uygulanabilirliğinin denetlenmesi ise klasik test fonksiyonlarının optimum değerlerinin koordinat düzleminde değiştirilmesi ve fonksiyon grafiklerinin belirli eksenler etrafında döndürülmesi ile elde edilen kaydırılmış (shifted) ve döndürülmüş (rotated) test fonksiyonları ile gerçekleştirilir. Bu çalışmada kullanılan 30 farklı CEC2017 (Wu vd., 2017) kaydırılmış ve döndürülmüş test fonksiyonunun özeti aşağıdaki çizelgede gösterilmiştir.



Çizelge 3.2. Kaydırılmış ve döndürülmüş benchmark fonksiyonları

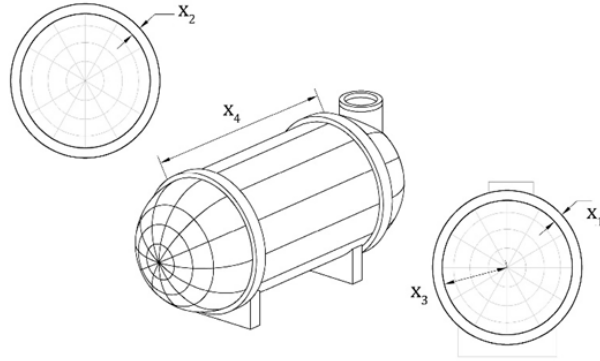
No	Tip	Fonksiyon Adı	D	Çözüm Uzağı	Optimum
F1	Tek Modlu	Shifted and Rotated Bent Cigar	30, 50, 100	[-100,100]	100
F2		Shifted and Rotated Sum of Different Power			200
F3		Shifted and Rotated Zakharov			300
F4	Çok Modlu	Shifted and Rotated Rosenbrock's			400
F5		Shifted and Rotated Rastrigin's			500
F6		Shifted and Rotated Expanded Scaffer's F6			600
F7		Shifted and Rotated Lunacek Bi-Rastrigin			700
F8		Shifted and Rotated Non-Continuous Rastrigin			800
F9		Shifted and Rotated Lévy			900
F10		Shifted and Rotated Schwefel's			1000
F11	Hibrit	Hibrit Fonksiyon 1 (N = 3)			1100
F12		Hibrit Fonksiyon 2 (N = 3)			1200
F13		Hibrit Fonksiyon 3 (N = 3)			1300
F14		Hibrit Fonksiyon 4 (N = 4)			1400
F15		Hibrit Fonksiyon 5 (N = 4)			1500
F16		Hibrit Fonksiyon 6 (N = 4)			1600
F17		Hibrit Fonksiyon 6 (N = 5)			1700
F18		Hibrit Fonksiyon 6 (N = 5)			1800
F19		Hibrit Fonksiyon 6 (N = 5)			1900
F20		Hibrit Fonksiyon 6 (N = 6)			2000
F21	Birleşik	Birleşik Fonksiyon 1 (N = 3)			2100
F22		Birleşik Fonksiyon 2 (N = 3)			2200
F23		Birleşik Fonksiyon 3 (N = 4)			2300
F24		Birleşik Fonksiyon 4 (N = 4)			2400
F25		Birleşik Fonksiyon 5 (N = 5)			2500
F26		Birleşik Fonksiyon 6 (N = 5)			2600
F27		Birleşik Fonksiyon 7 (N = 6)			2700
F28		Birleşik Fonksiyon 8 (N = 6)			2800
F29		Birleşik Fonksiyon 9 (N = 3)			2900
F30		Birleşik Fonksiyon 10 (N = 3)			3000

3.2. Mühendislik Tasarım Problemleri

Yeni geliştirilmiş bir optimizasyon yönteminin performansı ilk önce matematiksel test fonksiyonlarında, daha sonra adaptasyon ve ölçeklenebilirlik yeteneğinin ispatı için bu fonksiyonların modifiye edilmiş versiyonlarında test edilir. Bu tür benchmark fonksiyonları geliştirilen algoritmaların matematiksel problemlerde geçerliliğini ve kullanılabilirliğini gösteren bir nevi simülasyon ortamlarıdır. Bu fonksiyonlarda başarılı sonuçlara ulaşmış yöntemlerin gerçek dünya problemlerinin çözümünde başarılı sonuçlara ulaşıp ulaşmayacağına da ayrıca test edilmesi gerekir. Kendisini matematiksel test fonksiyonlarında kanıtlamış bir yöntem arama kabiliyetini kanıtlanmış gerçek dünya mühendislik tasarım problemleri üzerinde de gösterebilirse bu yöntemin gerçek dünya problemleri için de uygun bir optimizasyon yöntemi olduğu söylenebilir (Atha vd., 2024). Bu çalışmada önerilen yöntemin gerçek hayat problemlerine uygulanabilirliğini gösterebilmek için yedi farklı mühendislik tasarım problemi kullanılmıştır. Kullanılan mühendislik tasarım problemlerinde optimize edilmek istenen parametreler arasında sağlanması gereken belirli kısıtlar bulunduğundan bu tür problemler kısıtlı optimizasyon problemleri olarak adlandırılır. Kısıtlı optimizasyon problemlerinde üretilen aday çözümlerin kısıtları sağlamaması durumunda çözümün uygun hale getirilmesi için farklı yöntemler uygulanır. Bu çalışmada önerilen optimizasyon algoritmasının genel başarısının incelenmesi amacıyla, kısıtları ihlal eden bir aday çözüm önerildiğinde bu çözümün uygunluk değerine yüksek cezaların eklendiği ceza yöntemi kullanılmıştır.

3.2.1. Basınç kazanı tasarımı

Basınç kazanı tasarım problemi Kannan ve Kramer (1994) tarafından ortaya atılan kısıtlı bir mühendislik problemidir. Problemden tasarlanan basınç kazanının Şekil 3.1’de gösterilen kabuk kalınlığı ($x_1 \in [0,100]$), başlık kalınlığı ($x_2 \in [0,100]$), yarıçap ($x_3 \in [10,200]$) ve uzunluk ($x_4 \in [10,200]$) parametreleri optimize edilerek Denklem 3.1’de gösterilen maliyet değerinin minimize edilmesi hedeflenmektedir. Bu maliyet denklemi basınç kazanı üretiminin malzeme, nakliye ve kaynak maliyetlerini içermektedir (Abdulla vd., 2024). Problemin kısıtları ise Denklem 3.2’de verilmiştir.



Şekil 3.1. Basınç kazanı tasarım problemi parametreleri

$$f(x) = 0,6224x_1x_3x_4 + 1,7881x_2x_3^2 + 3,1661x_1^2x_4 + 19,84x_1^2x_3 \quad (3.1)$$

$$g_1(x) = -x_1 + 0,0193x_3 \leq 0$$

$$g_2(x) = -x_2 + 0,00954x_3 \leq 0$$

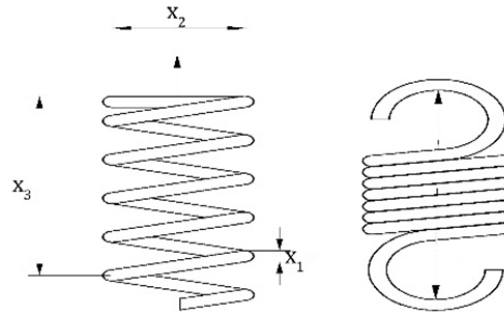
$$g_3(x) = -\pi x_3^2 x_4 - (4/3)\pi x_3^3 + 1296000 \leq 0$$

$$g_4(x) = x_4 - 240 \leq 0$$

(3.2)

3.2.2. Gerilme/sıkışma yayı tasarımı

Gerilme sıkışma yayı tasarım problemi (Arora, 2004) Şekil 3.2’de gösterilen tel çapı ($x_1 \in [0,05, 2]$), sarım çapı ($x_2 \in [0,25, 1,3]$) ve uzunluk ($x_3 \in [2, 15]$) parametrelerinin optimize edilerek Denklem 3.3’te ifade edilen yayın minimum ağırlığının hesaplanmasına dayanan bir 3-boyutlu kısıtlı mühendislik problemidir. Problemin kısıtları Denklem 3.4’te verilmiştir.



Şekil 3.2. Gerilme/sıkışma yayı tasarım problemi parametreleri

$$f(x) = (x_3 + 2)x_2x_1^2 \quad (3.3)$$

$$g_1(x) = 1 - \frac{x_2^3x_3}{71785x_1^4} \leq 0$$

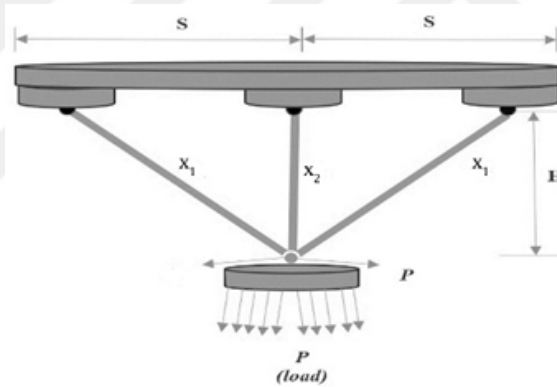
$$g_2(x) = \frac{4x_2^2 - x_1x_2}{12566(x_2x_1^3 - x_1^4)} + \frac{1}{5108x_1^2} - 1 \leq 0 \quad (3.4)$$

$$g_3(x) = 1 - \frac{140,45x_1}{x_2^2x_3} \leq 0$$

$$g_4(x) = (x_1 + x_2)/1,5 - 1 \leq 0$$

3.2.3. Üç çubuklu kiriş tasarımı

Üç çubuklu kiriş problemi (Ray ve Saini, 2001), Şekil 3.3'te gösterilen yan çubukların uzunluğu ($x_1 \in [0,1]$) ve orta çubuk uzunluğu ($x_2 \in [0,1]$) parametrelerinin optimize edilerek $L = 100$ olmak üzere Denklem 3.5'in sonucunun optimize edilmeye çalışıldığı bir mühendislik tasarım problemidir. Problem kısıtları $P = 2$ ve $\sigma = 2$ olmak üzere Denklem 3.6'da verilmiştir (Erdoğan Yildirim ve Karci, 2019).



Şekil 3.3. Üç çubuklu kiriş problemi parametreleri

$$f(x) = (2\sqrt{2}x_1 + x_2) \times L \quad (3.5)$$

$$g_1(x) = \frac{\sqrt{2}x_1 + x_2}{\sqrt{2}x_1^2 + 2x_1x_2} P - \sigma \leq 0$$

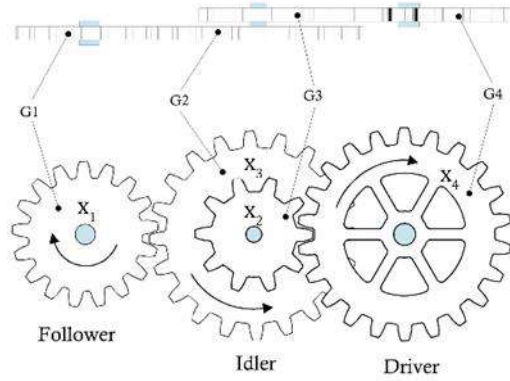
$$g_2(x) = \frac{x_2}{\sqrt{2}x_1^2 + 2x_1x_2} P - \sigma \leq 0 \quad (3.6)$$

$$g_3(x) = \frac{1}{x_1 + \sqrt{2}x_2} P - \sigma \leq 0$$

3.2.4. Dişli grubu tasarımı

Dişli grubu tasarımı probleminde (Sandgren, 1990), Şekil 3.4'te gösterilen dört adet dişlinin (G1-G4) diş sayılarının uygun değerlerinin bulunarak Denklem 3.7'de

verilen maliyet fonksiyonunun minimize edilmesi hedeflenir. x_1-x_4 parametreleri $[12,60]$ aralığındadır (Abdulla vd., 2024).

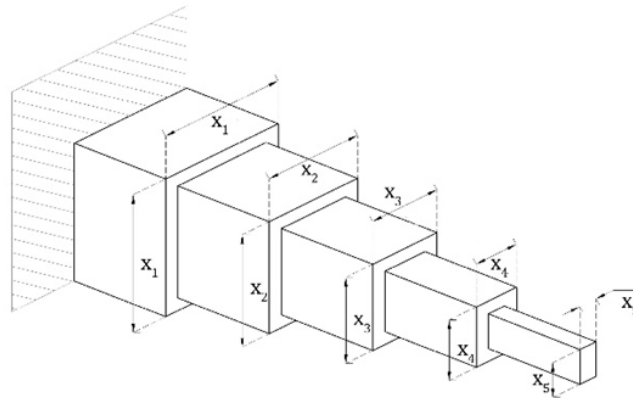


Şekil 3.4. Dişli grubu tasarım problem parametreleri

$$f(x) = [1/6,931 - x_1x_2x_3^{-1}x_4^{-1}]^2 \quad (3.7)$$

3.2.5. Saplama kiriş tasarımı

Saplama kiriş tasarımında Şekil 3.5'teki gibi birbirine uç uca eklenmiş kare kesitli 5 adet kirişin toplam ağırlığının Denklem 3.8 yardımıyla optimize edilmesi amaçlanır. Problemin parametreleri (x_1-x_5) her bir kirişin eninin uzunluğu olup (Abdulla vd., 2024) problemin kısıtları Denklem 3.9'da verilmiştir.



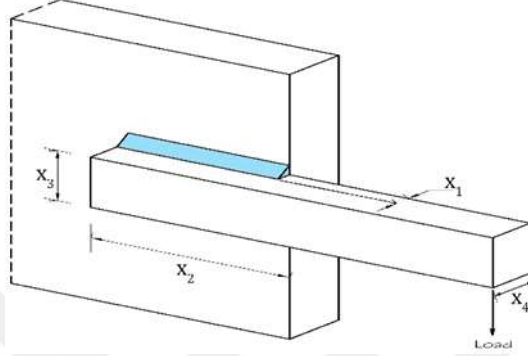
Şekil 3.5. Saplama kiriş tasarım problem parametreleri

$$f(x) = 0,0624(x_1 + x_2 + x_3 + x_4 + x_5) \quad (3.8)$$

$$61x_1^{-3} + 37x_2^{-3} + 19x_3^{-3} + 7x_4^{-3} + x_5^{-3} - 1 \leq 0 \quad (3.9)$$

3.2.6. Kaynaklı kiriş tasarımı

Kaynaklı kiriş probleminde Denklem 3.10 yardımıyla Şekil 3.6'daki gibi bir kaynaklı kirişin maliyetinin minimize edilmesi amaçlanır. Problemin parametreleri kaynak kalınlığı ($x_1 \in [0,1,2]$), kaynaklı kesitin uzunluğu ($x_2 \in [0,1,10]$), kiriş yüksekliği ($x_3 \in [0,1,10]$) ve kiriş yüksekliğidir ($x_4 \in [0,1,2]$). Problemin kısıtları Denklem 3.11'de verilmiştir (Kamil vd., 2021).



Şekil 3.6. Kaynaklı kiriş tasarım problemi parametreleri

$$f(x) = 1,10471x_1^2x_2 + 0,04811x_3x_4(14 + x_2) \quad (3.10)$$

$$g_1(x) = \tau(x) - 13600 \leq 0$$

$$g_2(x) = \sigma(x) - 30000 \leq 0$$

$$g_3(x) = x_1 - x_4 \leq 0$$

$$g_4(x) = 0,1047x_1^2x_2 + 0,04811x_4x_3(14 + x_2) - 5 \leq 0 \quad (3.11)$$

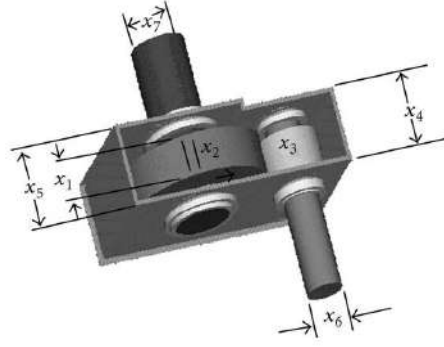
$$g_5(x) = 0,125 - x_1 \leq 0$$

$$g_6(x) = \delta(x) - 0,25 \leq 0$$

$$g_7(x) = 6000 - P_c(x) \leq 0$$

3.2.7. Hız düşürücü tasarımı

Hız düşürücü tasarım problem yedi parametreden oluşan zorlu bir test problemidir (Gandomi ve Yang, 2011; Lin vd., 2013). Problem parametreleri (x_1 - x_7) Şekil 3.7'de gösterilmektedir. x_1 parametresi $[2,6, 3,6]$, x_2 parametresi $[0,7, 0,8]$, x_3 parametresi $[17, 28]$, x_4 parametresi $[7,3, 8,3]$, x_5 parametresi $[7,3, 8,3]$, x_6 parametresi $[2,9, 3,9]$ ve x_7 parametresi $[5,0, 5,5]$ aralığında değerler alır. Problemin amacı 3.12'de verilen amaç fonksiyonunun alacağı değerini minimize edilmesidir. Problem kısıtları Denklem 3.13'te verilmiştir.



Şekil 3.7. Hız düşürücü tasarım problemi parametreleri

$$\begin{aligned}
 f(x) = & 0,7854x_1x_2^2(3,3333x_3^2 + 14,9334x_3 + 43,0934) \\
 & - 1,508x_1(x_6^2 + x_7^2) \\
 & + 7,4777(x_6^3 + x_7^3) \\
 & + 0,7854(x_4x_6^2 + x_5x_7^2)
 \end{aligned} \tag{3.12}$$

$$g_1(x) = \frac{27}{x_1x_2^2x_3} - 1 \leq 0$$

$$g_2(x) = \frac{397,5}{x_1x_2^2x_3} - 1 \leq 0$$

$$g_3(x) = \frac{1,93x_4^3}{x_2x_3x_6^4} - 1 \leq 0$$

$$g_4(x) = \frac{1,93x_5^3}{x_2x_3x_7^4} - 1 \leq 0$$

$$g_5(x) = \frac{1}{110x_6^3} \sqrt{\left(\frac{745x_4}{x_2x_3}\right)^2 + 16,9 \times 10^6} - 1 \leq 0 \tag{3.13}$$

$$g_6(x) = \frac{1}{85x_7^3} \sqrt{\left(\frac{745x_5}{x_2x_3}\right)^2 + 157,5 \times 10^6} - 1 \leq 0$$

$$g_7(x) = x_2x_3/40 - 1 \leq 0$$

$$g_8(x) = 5x_2x_1^{-1} - 1 \leq 0$$

$$g_9(x) = x_1/12x_2 - 1 \leq 0$$

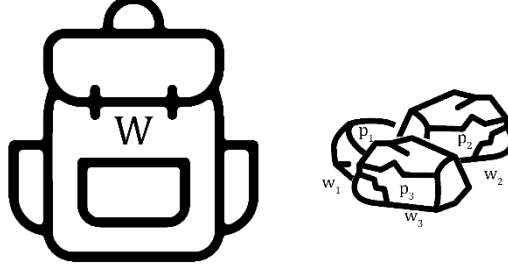
$$g_{10}(x) = (1,5x_6 + 1,9)/x_4 - 1 \leq 0$$

$$g_{11}(x) = (1,1x_7 + 1,9)/x_5 - 1 \leq 0$$

3.3. Sırt Çantası Problemi Veri Kümeleri

İkili optimizasyon algoritmaları tarafından çözümlenmesi gereken problemlerinden biri 0-1 sırt çantası problemidir (0-1 knapsack problem, 0-1KP). 0-1KP Şekil 3.8’de gösterildiği gibi maksimum W ağırlığını taşıyabilecek bir sırt çantasını, çantanın ağırlık sınırını aşmadan her birinin ağırlık (w_i) ve kâr (p_i) değerleri belirlenmiş

N tane objenin alt kümeleri ile doldurarak toplam kârı maksimize etme problemi olarak tanımlanabilir (Bansal ve Deep, 2012; Zhou vd., 2016).



Şekil 3.8. 0-1 sırt çantası problemi

0-1KP probleminin matematiksel amaç fonksiyonu Denklem 3.14'te gösterildiği gibi tanımlanır (Haklı, 2020).

$$\begin{cases} \text{maksimize} & f(x) = \sum_{x=1}^N x_i p_i \\ \text{kısıt} & \sum_{x=1}^N x_i w_i \leq W \end{cases} \quad (3.14)$$

Denklemde N değeri problemdeki toplam obje sayısını gösterirken, ikili değeri i . objenin sırt çantasında olup olmadığını belirtmektedir ve $\{0,1\}$ değerlerini alabilir. Böylece aday çözümde çanta içerisine dahil edilen objelerin x_i değerleri 1'e eşit olur ve bu objelerin ağırlıkları toplam ağırlık değerine eklenirken, dahil edilmeyen objelerin x_i değerleri 0 olur ve bu objelerin ağırlıkları toplam ağırlık değerine eklenmez.

Çalışmada kullanılan bir diğer ikili optimizasyon problemi türü ise küme birleşimli sırt çantası problemidir (Set-Union Knapsack Problem, SUKP). 0-1KP problemlerinin genişletilmiş bir biçimi olan SUKP problemlerinde her nesneye ait olan eleman kümeleri göz önünde bulundurularak sırt çantasına eklenir. SUKP problemlerinde $U = \{1,2, \dots, n\}$ elemanlar kümesinin her bir j elemanı pozitif ağırlığa sahiptir ($w_j > 0$). $S = \{1,2, \dots, m\}$ nesnelere kümesi olmak üzere S kümesindeki pozitif faydaya sahip ($p_i > 0$) her bir i nesnesi U kümesinin bir U_i alt kümesini göstermektedir. Seçilmiş nesnelere oluşan bir $A \subseteq S$ kümesi için $P(A)$ kazanç ve $W(A)$ ağırlık değerleri Denklem 3.15'te gösterildiği gibi hesaplanır (Orucova Büyüköz ve Haklı, 2024).

$$\begin{aligned}
P(A) &= \sum_{i \in A} p_i \\
W(A) &= \sum_{j \in U_{i \in A} U_i} w_j
\end{aligned}
\tag{3.15}$$

SUKP problemlerinde her bir nesne ve elemanların ilişkileri $m \times n$ boyutunda bir $M = (r_{ij})$ matrisi ile ifade edilir. SUKP problemlerinin amaç fonksiyonu $W(S^*)$ toplam ağırlık değerinin çanta kapasitesini (W) aşmadığı ve $P(S^*)$ değerini en büyük yapacak olan $S^* \subseteq S$ alt kümesini belirlemektir (Goldschmidt vd., 1994; Kellerer Hansand Pferschy, 2004). 100 eleman bulduran bir SUKP problemindeki örnek bir nesnenin yapısı Şekil 3.9’da gösterilmektedir. Şekilde gösterilen nesnede 3, 5, 6, 7, 95, 97, 98 ve 100 numaralı elemanlar bulunmaktadır.

0	0	1	0	1	1	1	0	...	1	0	1	1	0	1
---	---	---	---	---	---	---	---	-----	---	---	---	---	---	---

Şekil 3.9. SUKP için örnek bir nesnenin gösterimi

SUKP problemlerinde çantaya eklenen nesnenin kazancı hesaplanırken ilgili nesnenin kazancı, ağırlığı hesaplanırken ise nesnenin içerdiği tüm elemanların ağırlıkları dikkate alınır. Çantaya eklenen farklı nesnelerin aynı elemanı içerdiği durumlarda ağırlık hesabında bu elemanlardan yalnızca biri dikkate alınır. Bu nedenle çantaya eklenen nesnelerin kesişim kümelerinde ne kadar çok eleman bulunursa, çantaya eklenen nesnelerin toplam faydası o kadar yüksek ve bu nesnelerin toplam ağırlığı ise bir o kadar düşük olacaktır (Orucova Büyüköz, 2025).

Bu çalışmada ikili optimizasyon yöntemlerinin performanslarının karşılaştırılması için toplamda 93 farklı problem içeren 4 adet veri kümesi kullanılmıştır. Bu veri kümelerinden 3 tanesi Ervural ve Haklı’nın çalışmasından (2023) elde edilen farklı boyut ve özelliklerde toplamda 63 adet 0-1 sırt çantası problemi içermektedir. Diğer veri kümesi ise Orucova Büyüköz’ün çalışmasından (2025) elde edilen 30 farklı küme birleşimli sırt çantası problemi içermektedir. Farklı boyutlardaki test veri kümeleri (benchmark dataset) sırası ile BD1, BD2, BD3 olarak isimlendirilirken, SUKP problemlerinden oluşan veri kümesi BD4 olarak isimlendirilmiştir.

BD1 veri kümesi her biri 5 adet düşük boyutlu problem içeren 5 grup olarak toplamda 25 adet problemden oluşmaktadır (Bansal ve Deep, 2012) ve <http://www.math.mtu.edu/~kreher/cages/Data.html> adresinden elde edilmiştir. BD1

içerisindeki problemler d problemin boyutunu, $x \in \{a, b, c, d, e\}$ ise aynı boyut değerine sahip küme elemanlarını göstermek üzere “ ks_{dx} ” şeklinde adlandırılmış olup, örneğin ks_{12d} problemi 12 boyutlu problemlerin dördüncüsü olan P9 problemini göstermektedir. BD1 veri kümesi problemlerinin numaraları, isimleri, optimum çözümleri ve boyutları aşağıdaki çizelgede gösterilmiştir.

Çizelge 3.3. BD1 veri kümesindeki problemlerin özellikleri

NO	AD	OPT	D
P1	ks_8a	3924400	
P2	ks_8b	3813669	
P3	ks_8c	3347452	8
P4	ks_8d	4187707	
P5	ks_8e	4955555	
P6	ks_12a	5688887	
P7	ks_12b	6498597	
P8	ks_12c	5170626	12
P9	ks_12d	6992404	
P10	ks_12e	5337472	
P11	ks_16a	7850983	
P12	ks_16b	9352998	
P13	ks_16c	9151147	16
P14	ks_16d	9348889	
P15	ks_16e	7769117	
P16	ks_20a	10727049	
P17	ks_20b	9818261	
P18	ks_20c	10714023	20
P19	ks_20d	8929156	
P20	ks_20e	9357969	
P21	ks_24a	13549094	
P22	ks_24b	12233713	
P23	ks_24c	12448780	24
P24	ks_24d	11815315	
P25	ks_24e	13940099	

BD2 veri kümesi Peng ve diğerleri (2016) tarafından oluşturulan her biri 5 adet yüksek boyutlu problem içeren bağımsız (uncorrelated), zayıf korelasyonlu (weakly correlated), güçlü korelasyonlu (strongly correlated) ve alt küme toplamı (subset sum) olmak üzere 4 grup olarak toplamda P26-P45 arasında numaralandırılmış 20 adet

problemden içermektedir ve https://github.com/whuph/KP_data adresinden elde edilmiştir. BD2 içerisindeki problemler $x \in \{uc, wc, sc, ss\}$ 4 farklı problem tipinden birini ve d problemin boyutunu göstermek üzere “ kp_x_d ” şeklinde adlandırılmış olup, örneğin kp_uc_100 problemi 100 boyutlu problemlerin ilki olan P26 problemine göstermektedir. BD2 veri kümesi problemlerinin numaraları, isimleri, boyutları ve tipleri Çizelge 3.4’te gösterilmiştir. BD2 veri kümesindeki problemlerin optimum değerleri bilinmemektedir (Peng vd., 2016).

Çizelge 3.4. BD2 veri kümesindeki problemlerin özellikleri

NO	AD	D	TİP
P26	kp_uc_100	100	
P27	kp_uc_200	200	
P28	kp_uc_300	300	Bağımsız
P29	kp_uc_500	500	
P30	kp_uc_1000	1000	
P31	kp_wc_100	100	
P32	kp_wc_200	200	
P33	kp_wc_300	300	Zayıf korelasyonlu
P34	kp_wc_500	500	
P35	kp_wc_1000	1000	
P36	kp_sc_100	100	
P37	kp_sc_200	200	
P38	kp_sc_300	300	Güçlü korelasyonlu
P39	kp_sc_500	500	
P40	kp_sc_1000	1000	
P41	kp_ss_100	100	
P42	kp_ss_200	200	
P43	kp_ss_300	300	Alt küme toplamı
P44	kp_ss_500	500	
P45	kp_ss_1000	1000	

BD3 veri kümesi http://artemisa.unicauca.edu.co/~johnyortega/instances_01_KP/ adresinden elde edilen her biri 6 adet yüksek boyutlu problem içeren bağımsız, zayıf korelasyonlu ve güçlü korelasyonlu olmak üzere 3 grup olarak toplamda 18 problemden oluşmaktadır ve P46-P63 arasında numaralandırılmıştır. BD3 içerisindeki problemler $g \in \{1,2,3\}$ problemin bulunduğu grup numarasını ve d problemin boyutunu göstermek üzere “ KPg_d ” şeklinde adlandırılmış olup, örneğin $KP2_2000$ problemi ikinci grupta bulunan

2000 boyutlu P56 problemini göstermektedir. BD3 veri kümesi problemlerinin numaraları, isimleri, optimum çözümleri, boyutları ve tipleri aşağıdaki çizelgede gösterilmiştir.

Çizelge 3.5. BD3 veri kümesindeki problemlerin özellikleri

NO	AD	OPT	D	TİP
P46	KP1_100	9147	100	Bağımsız
P47	KP1_200	11238	200	
P48	KP1_500	28857	500	
P49	KP1_1000	54503	1000	
P50	KP1_2000	110625	2000	
P51	KP1_5000	276457	5000	
P52	KP2_100	1514	100	Zayıf korelasyonlu
P53	KP2_200	1634	200	
P54	KP2_500	4566	500	
P55	KP2_1000	9052	1000	
P56	KP2_2000	18051	2000	
P57	KP2_5000	44356	5000	
P58	KP3_100	2397	100	
P59	KP3_200	2697	200	
P60	KP3_500	7117	500	
P61	KP3_1000	14390	1000	
P62	KP3_2000	28919	2000	
P63	KP3_5000	72505	5000	

BD4 veri kümesi https://leria-info.univ-angers.fr/~jinkao.hao/SUKP_KBTS.html adresinden elde edilmiş 30 adet küme birleştirmeli sırt çantası probleminden oluşmaktadır (Orucova Büyükoz, 2025) ve SUKP1-SUKP30 arasında numaralandırılmıştır. BD4 içerisindeki problemler m nesne sayısını, n problemde bulunan eleman sayısını, α parametresi $m \times n$ boyutundaki ilişki matrisi M 'deki 1 elemanının yoğunluğunu ve β ağırlık/kapasite oranını göstermek üzere (He vd., 2018) “ $sukp_m_n_alpha_beta$ ” şeklinde adlandırılmış olup, örneğin $sukp_185_200_0.10_0.75$ problemi 200 eleman ve 185 nesne içeren, ilişki matrisindeki 1'lerin oranının %10 olduğu ve ağırlık/kapasite oranının %75 olduğu SUKP7 numaralı problemi ifade etmektedir. BD4 veri kümesi problemlerinin numaraları, isimleri ve maksimum çanta kapasiteleri Çizelge 3.6'da gösterilmiştir.

Çizelge 3.6. BD4 veri kümesindeki problemlerin özellikleri

NO	AD	KAPASİTE	NO	AD	KAPASİTE
SUKP1	sukp85_100_0.10_0.75	12810	SUKP16	sukp300_285_0.15_0.85	40801
SUKP2	sukp85_100_0.15_0.85	14982	SUKP17	sukp300_300_0.10_0.75	38286
SUKP3	sukp100_85_0.10_0.75	12015	SUKP18	sukp300_300_0.15_0.85	45914
SUKP4	sukp100_85_0.15_0.85	12405	SUKP19	sukp385_400_0.10_0.75	49815
SUKP5	sukp100_100_0.10_0.75	11223	SUKP20	sukp385_400_0.15_0.85	57687
SUKP6	sukp100_100_0.15_0.85	15194	SUKP21	sukp400_385_0.10_0.75	50856
SUKP7	sukp185_200_0.10_0.75	25405	SUKP22	sukp400_385_0.15_0.85	56538
SUKP8	sukp185_200_0.15_0.85	28159	SUKP23	sukp400_400_0.10_0.75	49822
SUKP9	sukp200_185_0.10_0.75	22809	SUKP24	sukp400_400_0.15_0.85	57856
SUKP10	sukp200_185_0.15_0.85	25828	SUKP25	sukp485_500_0.10_0.75	62516
SUKP11	sukp200_200_0.10_0.75	25630	SUKP26	sukp485_500_0.15_0.85	71655
SUKP12	sukp200_200_0.15_0.85	29583	SUKP27	sukp500_485_0.10_0.75	60351
SUKP13	sukp285_300_0.10_0.75	38922	SUKP28	sukp500_485_0.15_0.85	67506
SUKP14	sukp285_300_0.15_0.85	44806	SUKP29	sukp500_500_0.10_0.75	63902
SUKP15	sukp300_285_0.10_0.75	36126	SUKP30	sukp500_500_0.15_0.85	73927

3.4. Parçacık Sürü Optimizasyonu

PSO, 1995 yılında Kennedy ve Eberhart (1995) tarafından kuş ve balık sürülerinin davranışlarından esinlenilerek geliştirilmiş bir sürekli optimizasyon algoritmasıdır. PSO algoritmasında bir problemin her bir olası çözümü parçacık olarak adlandırılır ve bu parçacık, D optimize edilmesi gereken parametrelerin sayısını ifade etmek üzere, D -boyutlu uzayda bir noktayı temsil eder (Marini ve Walczak, 2015). PSO algoritmasının bir iterasyondaki popülasyonu (X) her biri bir x_i aday çözümünü temsil eden N adet parçacıktan oluşur ve bu aday çözümler D problemin boyutunu temsil etmek üzere D -boyutlu vektörler olarak ifade edilir. Örnek bir PSO popülasyonu Denklem 3.16'da, popülasyonun bir aday çözümü ifade eden parçacıklarının birinin örneği ise Denklem 3.17'de gösterilmiştir.

$$X = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_N\} \quad (3.16)$$

$$x_i = [x_{i1} \ x_{i2} \ x_{i3} \ \dots \ x_{iD}] \quad (3.17)$$

Optimizasyon algoritmalarında, her bir aday çözümün uygunluk (fitness) değeri optimizasyon probleminin değerlendirme fonksiyonu yardımıyla hesaplanır. Hesaplanan bu değer aday çözümün kalitesini temsil eder ve daha sonraki iterasyonlar boyunca

algoritmanın davranışlarının belirlenmesinde kullanılır. PSO algoritmasında, her bir parçacığın bir sonraki iterasyondaki konumu aşağıda verilen Denklem 3.18 yardımıyla hesaplanır:

$$x_i(t + 1) = x_i(t) + v_i(t + 1) \quad (3.18)$$

Denklemden t ve $t + 1$ algoritmanın ardışık iki iterasyonunu, v_i değeri i . parçacığın konum güncellemesi için kullandığı D -boyutlu hız vektörünü ifade eder. Bir parçacığın hız vektörü üç farklı hareket vektörünün birleşiminden elde edilir. Bu üç vektör sırasıyla parçacığın aşırı yön değiştirmesini engellemek amacıyla parçacığın bir önceki iterasyondaki hız vektörünü kullanan atalet (inertia) (Shi ve Eberhart, 1998), her bir parçacığı aynı parçacığın o ana kadarki ulaştığı en iyi sonuca sahip konuma yönlendiren bilişsel bileşen (cognitive component), ve her bir parçacığı sürünün o ana kadarki ulaştığı en iyi sonuca sahip konuma yönlendiren sosyal bileşen (social component) vektörleridir. Bu üç vektörün hız vektörünü oluşturması Denklem 3.19 yardımıyla gerçekleştirilir.

$$v_i(t + 1) = w_i v_i(t) + c_1 \times R_1 \times (p_i - x_i) + c_2 \times R_2 \times (g - x_i) \quad (3.19)$$

Denklemden w_i parçacığın bir önceki iterasyondaki hız vektörünün etkisini belirleyen atalet katsayısını temsil eder. Yüksek atalet katsayısı algoritmanın keşif aşamasına ağırlık vermesini sağlarken düşük atalet katsayısı algoritmanın sömürü aşamasına ağırlık vermesini sağlar (Marini ve Walczak, 2015). w_i değeri ilk olarak bir sabit olacak şekilde önerilmiş (Shi ve Eberhart, 1998), ancak daha sonra PSO algoritmasının yakınsama yeteneğinin artırılması amacıyla farklı stratejilerle dinamik olarak değiştirilen w_i değerleri önerilmiştir. Bu önerilerden bazıları w_i değerini rastgele (Eberhart ve Shi, 2001), doğrusal olarak azalan (Xin vd., 2009), global ve lokal en iyi değerlere göre belirlenen (Arumugam ve Rao, 2006), kaotik olarak azalan (Feng vd., 2007), ve kaotik olarak rastgele (Feng vd., 2007) belirlenmesini içermektedir. p_i değeri i . parçacığın ilgili iterasyona kadar elde ettiği en iyi çözüme ait konumu, g değeri ise tüm popülasyon tarafından o ana kadar ulaşılan en iyi çözüme ait konumu ifade etmektedir. c_1 ve c_2 değerleri, algoritmanın arama eğiliminde sırasıyla bilişsel ve sosyal bileşen vektörlerinin ağırlıklarını belirlemek için kullanılan pozitif tamsayılardır. $c_1 = c_2 = 2$

olarak seçilmesinin gerçekleştirilen uygulamaların büyük çoğunluğunda etkili olduğu gözlemlenmiştir (Kennedy ve Eberhart, 1995). R_1 ve R_2 değerleri $[0,1]$ aralığında üretilmiş rastgele sayılardır. Denklem 3.4'ten anlaşılacağı üzere sürüdeki parçacıklar konumlarını diğer parçacıklarının konumlarından elde ettikleri bilgileri kullanarak güncellerler. Bu konum güncelleme denklemleri aday çözümlerin arama uzayındaki kaliteli çözümlere doğru ilerlemesini sağlar. Tüm pozisyon güncelleme işlemleri, maksimum iterasyon sayısı, global en iyi çözümün art arda belli sayıda iterasyonlar boyunca değişmemesi, maksimum değerlendirme fonksiyonunun çağırılma sayısı gibi algoritma için sonlandırma koşulu sağlanıncaya kadar devam eder.

PSO algoritmasının matematiksel denklemleri incelendiğinde her bir parçacığın arama uzayı içerisindeki konumunun başlangıçta belirlenen rastgele konumlara ve parçacıkların hareketlerini tüm boyutlarda etkileyen hesaplanmış hız vektörlerine bağlı olduğu görülür. Hesaplanan hız vektörlerinin parçacıkları arama uzayı sınırlarının dışına çıkmasına sebep olmaması için hesaplanan hız vektörlerinin her bir boyutta ürettiği değerlere bir alt ve üst sınır tanımlanır. Bir hız vektörünün her bir boyutu için üst sınır değeri v_j^{max} Denklem 3.20 yardımıyla hesaplanır.

$$v_j^{max} = k(x_j^{max} - x_j^{min})/2, k \in (0,1) \quad (3.20)$$

Denklemden x_j^{max} ve x_j^{min} sırasıyla j . boyut için arama uzayının üst ve alt sınırlarını temsil eder. Elde edilen v_j^{max} değeri ile hesaplanan hız vektöründeki değerler Denklem 3.21 yardımıyla sınırlandırılır.

$$v_{ij}(t+1) = \begin{cases} v_j^{max}, & v_{ij}(t+1) > v_j^{max} \\ -v_j^{max}, & v_{ij}(t+1) < -v_j^{max} \end{cases} \quad (3.21)$$

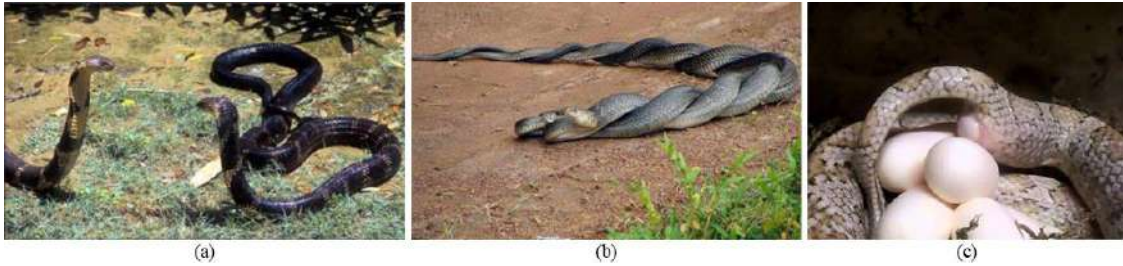
Denklem 3.18 ve 3.19 ile algoritmanın parçacıklara arama uzayı içerisinde yüksek sıçramalar yaptırarak yakındaki optimum sonuçları kaçırmamasına sebep olmasının önüne geçilmiş olsa da iterasyonlar boyunca parçacıkların konum güncellemeleriyle problemin arama uzayının dışında kalan noktaları göstermesi olasıdır. Bu nedenle PSO algoritmasında her bir iterasyonda aday çözümlerin değerleri Denklem 3.22 yardımıyla güncellenerek parçacıkların problem arama uzayı sınırları içerisinde kalması sağlanır.

$$x_{ij}(t) = \begin{cases} x_j^{max}, & x_{ij}(t) > x_j^{max} \\ x_j^{min}, & x_{ij}(t) < x_j^{min} \end{cases} \quad (3.22)$$

Denklemden $x_{ij}(t)$ değeri i . parçacığın t inci iterasyondaki konumunun j . boyutunu ifade etmektedir.

3.5. Yılan Optimizasyonu

Yılan Optimizasyonu Hashim ve Hussien tarafından 2022 yılında yılanların çiftleşme, besin arama ve rekabet davranışlarından esinlenilerek ortaya atılmış bir sürekli optimizasyon yöntemidir (Hashim ve Hussien, 2022). Yılanlar ortam sıcaklığının düşük olduğu ilkbahar mevsiminin son ayları ile yaz mevsiminin ilk aylarında çiftleşirler. Bunun yanında yılanların çiftleşme davranışlarını ulaşılabilir besin miktarı da önemli ölçüde etkiler. Besin miktarının yeterli ve ortam sıcaklığının düşük olduğu dönemlerde erkek yılanlar dişi yılanları etkilemek için rekabet ederler ve dişi yılanlar erkek yılanla çiftleşip çiftleşmeyeceğine karar verir. Çiftleşme olması durumunda dişi yılanlar yumurtlar ve yılan popülasyonuna yeni bireyler katılır. Sıcaklığın düşük ancak besin miktarının yetersiz olduğu durumlarda ise yılanlar çiftleşme davranışına yönelmeyip besin arayışına odaklanırlar. SO algoritmasının keşif ve sömürü stratejileri Şekil 3.10'da de gösterilen yılanların besin arama, çiftleşme ve rekabet gibi biyolojik ve sosyal davranışlarından esinlenilerek modellenmiştir (Hashim ve Hussien, 2022).



Şekil 3.10. Yılanların rekabet (a), çiftleşme (b) ve yumurtlama (c) davranışları

SO algoritmasında başlangıç popülasyonundaki bireylerin konumu diğer optimizasyon yöntemlerinde olduğu gibi Denklem 3.23 yardımıyla rastgele olarak belirlenir.

$$X_i = X_{min} + rand \times (X_{max} - X_{min}) \quad (3.23)$$

Denkleimde X_i , i . bireyin arama uzayı içerisindeki konumunu, $rand(0,1)$ aralığında üretilmiş rastgele bir reel sayıyı, X_{max} ve X_{min} ise sırasıyla arama uzayının üst ve alt sınırlarını ifade eder.

Başlangıç popülasyonunun oluşturulmasının ardından Denklem 3.24 ve 3.25 yardımıyla yılan popülasyonu erkek ve dişi popülasyonlara yarılacak şekilde 2 alt gruba bölünür.

$$N_m \approx N/2 \quad (3.24)$$

$$N_f = N - N_m \quad (3.25)$$

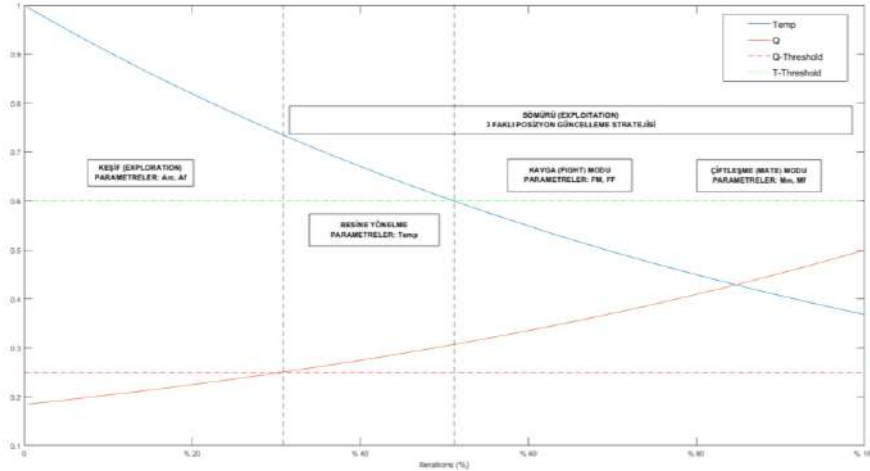
Denklemlerde N başlangıçtaki yılan popülasyonunu, N_m ve N_f ise sırasıyla erkek (male) ve dişi (female) yılan popülasyonlarını temsil etmektedir.

Popülasyonun erkek ve dişi bireylere ayrılmasından sonra popülasyonun her bir üyesi için uygunluk değeri hesaplanır. SO algoritmasının keşif ve sömürü aşamaları arasındaki meyl sıcaklık ($Temp$) ve besin miktarı (Q) parametreleri ile Denklem 3.26 ve 3.27 yardımıyla belirlenir.

$$Temp = \exp(-t/T) \quad (3.26)$$

$$Q = c_1 \times \exp((t - T)/T) \quad (3.27)$$

Denklemlerde t mevcut iterasyon numarasını, T ise maksimum iterasyon sayısını belirtmektedir. c_1 sabit olup değeri 0,5'e eşittir. Algoritmanın çalıştığı iterasyonlar boyunca $Temp$ ve Q parametrelerinin değişimi ve bu parametrelerin ilgili sınırlara ulaştığı iterasyon yüzdeleri aşağıdaki şekilde gösterilmiştir. Şekil 3.11'de de görüldüğü üzere SO algoritması, çalıştığı iterasyonların yaklaşık ilk %30'unu keşif stratejisine, geri kalan %70'ini ise sömürü stratejisine ayırmaktadır. Sömürü stratejisinin ilk kısmını, tüm iterasyonların yaklaşık %30 ile %50'si arasında oluşan besine yönelme davranışı oluşturmaktadır. Sömürü aşamasının ikinci kısmını oluşturan ve tüm iterasyonların yaklaşık olarak son %50'si ise kavga ve çiftleşme modlarından birinin seçilerek pozisyon güncellemesinin yapıldığı iterasyonlardır.



Şekil 3.11. İterasyonlar boyunca $Temp$ ve Q parametreleri değişimi

Algoritmanın keşif stratejisi Q parametresinin değerinin 0,25'ten küçük olduğu durumlarda gerçekleşir ki bu da yaklaşık olarak tüm iterasyonların ilk %30'unu ifade eder. Keşif aşaması boyunca popülasyondaki bireyler arama uzayındaki konumlarını problemin her bir boyutu için popülasyon içerisinde rastgele seçilen bireylerin konumlarına göre Denklem 3.28'i kullanarak günceller.

$$X_{i,m}(t+1) = X_{rand,m}(t) \pm c_2 \times A_m \times ((X_{max} - X_{min}) \times rand + X_{min}) \quad (3.28)$$

Denklemden $X_{i,m}$ popülasyondaki i . erkek bireyin konumunu, $X_{rand,m}$ popülasyondaki rastgele bir erkek bireyin konumunu ifade ederken c_2 değeri sabit olup 0,05'e eşittir. \pm operatörü farklılık faktörü (diversity factor) olarak adlandırılır ve konum güncellemelerinin hem pozitif hem de negatif yönde gerçekleştirilebilmesine olanak tanıyarak algoritmanın arama uzayında daha kaliteli bir arama gerçekleştirmesini sağlar. A_m konum güncellemekte olan erkek bireyin besin bulma yeteneğini ifade eder ve Denklem 3.29 yardımıyla aşağıdaki şekilde hesaplanır.

$$A_m = \exp(-f_{rand,m}/f_{i,m}) \quad (3.29)$$

Denklemden $f_{rand,m}$ rastgele seçilen ve $X_{rand,m}$ konumunda bulunan erkek bireyin uygunluk değerini, $f_{i,m}$ ise i . erkek bireyin uygunluk değerini göstermektedir. Keşif aşamasında dişi bireylerin konum güncellemeleri benzer şekilde Denklem 3.30 ve 3.31 yardımıyla gerçekleştirilir.

$$X_{i,f}(t+1) = X_{rand,f}(t) \pm c_2 \times A_f \times ((X_{max} - X_{min}) \times rand + X_{min}) \quad (3.30)$$

$$A_f = \exp(-f_{rand,f}/f_{i,f}) \quad (3.31)$$

Denklemdede, $X_{rand,f}$ popülasyondaki rastgele bir dişi bireyin konumunu, $f_{rand,f}$ bu rastgele dişi bireyin uygunluk değerini, $f_{i,f}$ arama yeteneği hesaplanmakta olan dişi bireyin uygunluk değerini, A_f ise dişi bireyin arama yeteneğini göstermektedir.

Keşif aşamasındaki denklemler incelendiğinde, bir bireyin konum güncellenmesinde her bir boyut için popülasyondaki rastgele bireylerin konumlarının kullanılma olasılığı A_m ve A_f parametreleriyle belirlenmektedir. Karşılaştırma yapılan rastgele bireyin uygunluk değerinin daha iyi olduğu durumlarda, daha yüksek A_m ve A_f değerleri üretilerek birey konum güncellenmesinde rastgele bireyin etkisi artırılmaktadır.

Algoritmanın sömürü stratejisi iki farklı yaklaşımla gerçekleştirilmektedir. Q parametresinin 0,25'ten daha yüksek olduğu durumlarda, algoritmanın arama eğilimi $Temp$ parametresinin aldığı değere göre belirlenir. $Temp$ parametresinin değeri algortmada belirlenen eşik değerinden (0,6) daha yüksek olduğu durumlarda, popülasyondaki tüm bireylerin besine doğru hareket ettiği senaryo gerçekleşir ve bireylerin konum güncellemeleri Denklem 3.32'de gösterildiği şekilde gerçekleştirilir.

$$X_{i,j}(t+1) = X_{food} \pm c_3 \times Temp \times rand \times (X_{food} - X_{i,j}(t)) \quad (3.32)$$

Denklemdede, X_{food} iterasyonlar boyunca o ana kadar ulaşılmış en iyi değeri ifade ederken, c_3 sabit olup değeri 2'ye eşittir.

$Temp$ parametresinin eşik değerine eşit veya daha düşük olduğu durumlarda ise popülasyondaki bireyler kavga ve çiftleşme modlarından birini gerçekleştirmeye meyillidirler. Yılanların kavga davranışı Denklem 3.33 ve 3.34 ile modellenmiştir.

$$X_{i,m}(t+1) = X_{i,m}(t) + c_3 \times FM \times rand \times (Q \times X_{best,f} - X_{i,m}(t)) \quad (3.33)$$

$$X_{i,f}(t+1) = X_{i,f}(t) + c_3 \times FF \times rand \times (Q \times X_{best,m} - X_{i,f}(t)) \quad (3.34)$$

Denklemlerde, $X_{best,m}$ ve $X_{best,f}$ sırasıyla en iyi uygunluk değerlerine sahip erkek ve dişi bireylerin konumlarını, FM ve FF ise sırasıyla erkek ve dişi bireyler için hesaplanan kavga yeteneklerini (fighting ability) göstermektedir.

FM ve FF değerleri Denklem 3.35 ve 3.36 yardımıyla hesaplanır. Bir bireyin kavga yeteneği bireyin uygunluk değeriyle doğru orantılıdır.

$$FM = \exp(-f_{best,f}/f_i) \quad (3.35)$$

$$FF = \exp(-f_{best,m}/f_i) \quad (3.36)$$

Çiftleşme davranışında ise popülasyondaki bireylerin konumları Denklem 3.37 ve 3.38 yardımıyla hesaplanır.

$$X_{i,m}(t+1) = X_{i,m}(t) + c_3 \times M_m \times rand \times (Q \times X_{i,f}(t) - X_{i,m}(t)) \quad (3.37)$$

$$X_{i,f}(t+1) = X_{i,f}(t) + c_3 \times M_f \times rand \times (Q \times X_{i,m}(t) - X_{i,f}(t)) \quad (3.38)$$

Denklemlerde, M_m ve M_f değerleri sırasıyla erkek ve dişi bireylerin çiftleşme kabiliyetlerini (mating ability) göstermektedir ve bu değerler sırasıyla Denklem 3.39 ve 3.40 yardımıyla hesaplanır.

$$M_m = \exp(-f_{i,f}/f_{i,m}) \quad (3.39)$$

$$M_f = \exp(-f_{i,m}/f_{i,f}) \quad (3.40)$$

Popülasyondaki bir bireyin çiftleşme kabiliyeti parametresi, aynı indiste bulunan karşı cinsteki bireyin uygunluk değeri kullanılarak hesaplanır. Bireyin uygunluk değerinin daha yüksek olduğu durumlarda, daha yüksek M_m veya M_f parametrelerinin üretilmesi olasıdır. Çiftleşme davranışından sonra yılanların yumurtlaması gerçekleşirse, algoritma iterasyonlarında popülasyon büyüklüğünün sabit kalması amacıyla popülasyondaki en kötü uygunluk değerine sahip erkek ($X_{worst,m}$) ve dişi birey ($X_{worst,f}$) kaldırılarak yerine Denklem 3.41 ve 3.42 yardımıyla yeni bireyler eklenir.

$$X_{worst,m} = X_{min} + rand \times (X_{max} - X_{min}) \quad (3.41)$$

$$X_{worst,f} = X_{min} + rand \times (X_{max} - X_{min}) \quad (3.42)$$

Sonuç olarak popülasyondaki en kötü uygunluk değerine sahip bireyler rastgele oluşturulmuş yeni bireylerle değiştirilir ve böylece popülasyonun ortalama uygunluğunun artırılması amaçlanır.

3.6. Değerlendirme Ölçütleri

Bu çalışmada önerilen SO-PSO ve BinSO yöntemlerinin performanslarının diğer yöntemler ile karşılaştırılması için Friedman ortalama sıralama (Friedman, 1937, 1940; Milton, 1939) yöntemi kullanılmıştır. Bu yöntemle göre algoritmaların sıralaması her bir problem veya veri kümesi grubunda elde ettiği sıraların ortalaması alınarak hesaplanır (Askari vd., 2020). Ayrıca 30 bağımsız çalıştırma sonucunda algoritmaların elde ettikleri sonuçların ortalama ve standart sapma değerleri hesaplanarak algoritmaların ne kadar tutarlı oldukları incelenmiştir. Standart sapma (standard deviation, STD), elde edilen değerlerin ortalamadan ne kadar saptıklarının ölçülmesinde kullanılan bir metriktir. Ortalaması μ olan N tane değer için standart sapması aşağıda verilen Denklem 3.43 yardımıyla hesaplanır.

$$STD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^2}{N - 1}} \quad (3.43)$$

Önerilen SO-PSO yönteminin başarısının kıyaslamalarında, 30 bağımsız çalıştırmadan elde edilen sonuçlar ise Wilcoxon işaretli sıralar testi ile karşılaştırılmıştır. Wilcoxon işaretli sıralar testi, iki farklı sonuç dizisi arasında istatistiksel olarak önemli bir farkın olup olmadığını test eden bir istatistiksel yaklaşımdır. Test sonucunda elde edilen p değerinin 0.05'ten düşük olması durumunda karşılaştırılan yöntemler arasında istatistiksel olarak önemli bir farkın bulunduğu sonucuna varılır (Demšar, 2006).

4. ÖNERİLEN YÖNTEMLER

Bu tez çalışmasında SO sürekli optimizasyon algoritmasının sürekli ve ikili optimizasyon problemlerinin çözümü için iki farklı versiyonu önerilmiştir. Sürekli optimizasyon problemlerinin çözümü için SO algoritması ile PSO algoritması hibrit olarak kullanılmış ve önerilen yöntem SO-PSO olarak adlandırılmıştır. İkili optimizasyon problemlerinin çözümü için SO algoritmasının denklemleri ikili arama uzayında çalışacak şekilde uyarlanmış ve önerilen yöntem BinSO olarak adlandırılmıştır.

4.1. Önerilen Hibrit SO-PSO Yöntemi

Bu çalışmada karmaşık optimizasyon problemlerinin ve gerçek dünya mühendislik problemlerinin çözümünde daha başarılı sonuçlara ulaşmak amacıyla SO ve PSO yöntemlerinin hibrit olarak kullanıldığı yeni bir yöntem önerilmektedir. SO algoritması birbirinden farklı konum güncelleme denklemleri kullanan ve bireylerin cinsiyetlerine göre farklı alt gruplara ayrılan popülasyon bireyleri arasında bilgi alışverişi yapan bir sürekli optimizasyon yöntemidir. SO algoritmasının keşif ve sömürü stratejilerine verdiği ağırlık sırasıyla Denklem 3.26 ve 3.27 yardımıyla hesaplanan $Temp$ ve Q parametrelerine göre belirlenir ve bu parametreler ile algoritma eğiliminin dağılımı Şekil 3.11’de gösterilmiştir. Şekilden de anlaşılacağı üzere SO algoritması iterasyonlarının yaklaşık ilk %30’unu keşif aşamasına ayırarak konum güncellemelerini Denklem 3.28 ve 3.30 ile gerçekleştirirken, sonraki %20’sini Denklem 3.32 ile konum güncelleme gerçekleştirildiği sömürü aşamasına ayırır. İterasyonların geri kalanı kavga ve çiftleşme modu ile gerçekleştirilen sömürü aşamasıdır ve bu aşamadaki konum güncellemeleri Denklem 3.33 ile Denklem 3.40 arasındaki denklemler ile gerçekleştirilir.

Şekil 3.11’den de anlaşılacağı üzere SO algoritması, sömürü aşamasına ağırlık vererek arama uzayındaki lokal odağını artırmak amacıyla keşif aşamasına daha az oranda ağırlık vermektedir. Bu tür bir yaklaşım, algoritmaların keşif aşamasında arama uzayının büyük bir kısmını kapsayacak şekilde taradığı ve lokal optimum noktalara takılmaktan kaçındığı durumlarda algoritmanın optimizasyon performansını artırır. Ancak keşif aşamasında etkili bir global arama gerçekleştirilmediği takdirde, algoritmalar sömürü aşamasında keşif aşamasından kalan ve lokal optimum değerler etrafında konumlanan lokal çözümleri iyileştirmeye çalıştıkça algoritmanın lokal optimum noktalara takılmasına neden olur.

SO algoritmasının sömürü stratejisini keşif stratejisine oranla daha çok kullanması ve sömürü aşamasında birbirinden farklı stratejiler uygulaması algoritmanın sömürü yeteneğini artırmaktadır. Öte yandan, SO algoritmasının keşif aşamasında kullandığı denklemler yeterince çeşitli popülasyon oluşturmamakta ve bu durum keşif aşamasında arama uzayında kaliteli bir tarama işleminin gerçekleştirilerek olası iyi çözümlerin bulunduğu alanların belirlenmesine engel olmaktadır. Yüksek sömürü yeteneğine rağmen, SO algoritması keşif için ayrılan iterasyonları etkili bir şekilde kullanamayarak algoritmanın lokal optimum çözümlerde takılı kalmasına neden olabilecek zayıf bir keşif işlemi gerçekleştirmektedir (Hu vd., 2023). SO Algoritmasının bazı yapısal özellikleri karmaşık optimizasyon problemlerinin algoritmanın lokal optimum değerlerde takılı kalmasına sebep olmaktadır. Bu özellikler algoritmanın keşif aşaması konum güncelleme denklemlerinde (Denklem 3.28 ve 3.30) algoritmanın lokal optimumlarından kaçınmasını sağlayamayan sabit değerlerin (c_2) kullanılması (Braik vd., 2023; Yang vd., 2024), yine Denklem 3.28 sebebiyle algoritmanın arama uzayına yeterince yayılamaması ve popülasyon çeşitliliğinin yetersiz kalması (Yao vd., 2023) ve küçük bir olasılıkla da olsa bireylerin iterasyonlar boyunca yüksek sıçramalar gerçekleştirerek kaliteli çözümlerden uzaklaşmasıdır (Alawad vd., 2024).

Literatürdeki çalışmalar SO algoritmasının erken yakınsadığı ve zayıf bir keşif stratejisine sahip olduğunu göstermektedir. Bu bulgulardan hareketle SO algoritmasının keşif aşamasının geliştirilmeye açık olduğu görülmektedir. Bu çalışmada SO algoritmasının keşif aşamasının kalitesinin artırılması amacıyla, uygulama kolaylığı, sağlamlığı ve literatürdeki önemiyle tanınan PSO yaklaşımı kullanılarak SO algoritmasının keşif aşamasındaki popülasyon çeşitliliği artırılmıştır. Bu amaçla keşif aşamasında SO tarafından üretilen aday çözümler, arama uzayında kendi çevrelerinde bulunan daha kaliteli çözümlere ulaşmak amacıyla PSO algoritmasının konum güncelleme mekanizmalarının yardımıyla yeniden güncellenmiştir. PSO algoritmasının Denklem 3.4'te gösterilen atalet, bilişsel bileşen ve sosyal bileşen kısımları, SO tarafından üretilen aday çözümlerin konum güncelleme denklemlerine eklenerek daha kaliteli ve arama uzayına yayılan çözümler üretilmiş, böylece algoritmanın keşif kapasitesi artırılırken lokal optimum değerlere takılma olasılığı düşürülmüştür. Önerilen SO-PSO yönteminde Denklem 3.28 ve 3.30 ile güncellenen birey konumları Denklem 3.18'de verilen PSO hız vektörü ile yeniden güncellenmektedir. Bir aday çözüme PSO hız vektörünün entegre edilebilmesi için her bir bireyin tüm iterasyonlarda ulaştıkları uygunluk değerlerinin ve konumlarının göz önünde bulundurulması gerektiğinden, bu

değerler güncellenmiş algoritmada uygun değişkenler ile kayıt altına alınarak sonraki iterasyon hesaplamalarında kullanılmıştır. Önerilen SO-PSO yönteminin ve bu yöntemin orijinal SO yönteminden farkının görüldüğü sözde kod aşağıdaki şekilde gösterilmektedir.

```

1: Başlangıç ayarları ( $dim, ub, lb, N, T, t$ )
2: İlk popülasyonu rastgele oluştur
3: Popülasyonu  $N_m$  ve  $N_f$  olarak ikiye ayır (Denklem (3.24) ve (3.25))
4: while ( $t \leq T$ )
5:   Her bir grubun ( $N_m$  ve  $N_f$ ) uygunluk değerini hesapla, kaydet
6:   En iyi erkek bireyi ( $f_{best,m}$ ) tespit et.
7:   En iyi dişi bireyi ( $f_{best,f}$ ) tespit et.
8:   Sıcaklık değerini ( $Temp$ ) Denklem (3.26) ile hesapla
9:   Besin miktarını ( $Q$ ) Denklem (3.27) ile hesapla
10:  if ( $Q < Threshold_1$ ) (KEŞİF AŞAMASI)
11:    Denklem (3.28) ve (3.30) ile keşif (exploration) gerçekleştir.
12:    PSO'ya ait Denklem (3.18) ve (3.19) ile konumları güncelle
13:  else if ( $Temp > Threshold_2$ ) (SÖMÜRÜ AŞAMASI)
14:    Denklem (3.32) ile sömürü (exploitation) gerçekleştir.
15:  else
16:    if ( $rand > Threshold_3$ ) (KAVGA MODU)
17:      Denklem (3.33) ve (3.34) ile kavga modu
18:    else (ÇİFTLEŞME MODU)
19:      Denklem (3.37) ve (3.38) ile çiftleşme modu
20:      En kötü bireyleri Denklem (3.41) ve (3.42) ile değiştir.
21:    end if
22:  end if
23: end while
24: En iyi sonucu kaydet

```

Şekil 4.1. Önerilen SO-PSO algoritmasının sözde kodu

4.1.1. Hiperparametre analizi

Önerilen SO-PSO yönteminin keşif-sömürü dengesinin sağlanması ve algoritmanın en iyi performans gösterdiği dengenin tespit edilebilmesi için SO algoritmasında sabit olarak kullanılan kontrol parametreleri $Threshold_1$, $Threshold_2$ ve $Threshold_3$ adlı değişkenlere atanarak parametre hassasiyet analizleri sonucunda uygun değerlerin seçilmesine uygun hale getirilmiştir. Algoritmanın keşif için ayırdığı iterasyon miktarının belirlenmesi $Threshold_1$ parametresi ile gerçekleştirilir. Orijinal SO algoritmasında bu eşik 0,25 olarak alınmakta, böylece algoritmanın iterasyonların yaklaşık ilk %30'u keşif stratejisine ayrılmaktadır. Bu parametrenin en iyi değerinin tespit edilebilmesi için parametre 0,1 ile 0,5 aralığında 0,02 adım aralıkları ile 21 farklı değer için, tek modlu (UM), çok modlu (MM), hibrit (HY) ve birleşik (CP) tiplerine sahip toplam 30 adet kaydırılmış ve döndürülmüş test fonksiyonları üzerinde birbirinden bağımsız 30 çalıştırma ile test edilmiş ve test sonuçlarının sıralamasının ortalaması aşağıdaki Şekil 4.2'de gösterilmiştir.

	0,1	0,12	0,14	0,16	0,18	0,2	0,22	0,24	0,26	0,28	0,3	0,32	0,34	0,36	0,38	0,4	0,42	0,44	0,46	0,48	0,5
UM (F1 - F3)	14,0	14,5	10,5	18,0	14,5	4,0	1,0	2,5	4,0	5,5	4,0	7,0	8,0	10,5	12,5	15,0	14,0	16,0	18,5	18,5	18,5
MM (F4 - F10)	15,6	16,1	14,9	15,0	15,1	7,9	4,6	4,3	3,3	2,7	5,6	6,1	9,1	9,1	9,1	11,4	14,0	14,4	17,9	17,0	17,7
HY (F11 - F20)	19,0	19,0	19,1	18,7	19,2	10,1	6,8	5,1	6,5	5,8	5,3	6,0	7,5	7,1	6,7	7,4	8,9	10,0	14,7	14,3	13,8
CP (F21 - F30)	17,9	17,7	17,8	19,3	18,2	8,6	7,9	5,7	6,1	5,9	6,7	5,7	6,8	8,7	8,3	9,7	9,7	10,1	14,1	13,2	12,9
ALL (F1-F30)	17,4	17,6	17,0	18,0	17,6	8,6	6,2	4,9	5,4	5,1	5,8	6,0	7,7	8,4	8,2	9,7	10,8	11,5	15,5	14,9	14,8

Şekil 4.2. $Threshold_1$ parametresinin analizi

Şekil 4.2'ye göre $Threshold_1$ parametresi, algoritmanın en iyi performans sağladığı değer olan 0,24 olarak seçilmiştir.

$Threshold_2$ parametresi algoritmanın sömürü aşamasının besin arama ve kavga/çiftleşme modları arasındaki dengesini kontrol eden parametredir. Orijinal SO algoritmasında 0,6 olarak alınan bu parametre, algoritmanın besine yönelen sömürü aşamasının sonlandırılıp kavga ve çiftleşme modları ile konum güncellemesi yapılan sömürü aşamasının başladığı iterasyonu belirlemektedir ki bu sınır yaklaşık olarak tüm iterasyonların %50'sinin tamamlanmasının ardından gerçekleşmektedir. Bu parametre de 0,3 ile 0,7 değerleri arasında 0,02 adım aralıkları ile 21 farklı değer için kaydırılmış ve döndürülmüş test fonksiyonları üzerinde birbirinden bağımsız 30 çalıştırma ile test edilmiş ve bu çalışmalarda algoritmanın aldığı ortalama sıra değerleri Şekil 4.3'te gösterilmiştir.

	0,3	0,32	0,34	0,36	0,38	0,4	0,42	0,44	0,46	0,48	0,5	0,52	0,54	0,56	0,58	0,6	0,62	0,64	0,66	0,68	0,7
UM (F1 - F3)	9,5	4,5	3,5	9,5	2,0	5,0	4,0	8,5	13,0	5,5	10,0	8,5	12,5	13,0	15,0	12,5	17,5	18,0	18,0	20,0	21,0
MM (F4 - F10)	3,4	6,7	4,9	8,0	6,0	7,3	8,1	7,4	11,0	10,1	10,9	9,4	12,4	12,0	13,7	13,1	15,3	14,9	19,4	18,1	20,3
HY (F11 - F20)	6,2	6,6	6,0	8,2	12,5	7,1	6,8	9,4	10,1	12,0	9,3	13,8	11,3	12,4	10,4	13,8	13,8	11,8	16,5	16,8	19,3
CP (F21 - F30)	8,8	8,8	6,3	7,9	8,6	7,1	8,5	8,4	8,2	9,1	9,2	9,4	8,0	12,3	13,8	14,7	13,2	17,2	18,7	17,9	19,2
ALL (F1-F30)	6,7	7,2	5,7	8,1	8,9	7,0	7,5	8,5	9,9	10,1	9,7	10,9	10,5	12,3	12,7	13,9	14,2	14,8	18,1	17,7	19,6

Şekil 4.3. $Threshold_2$ parametresinin analizi

Şekil 4.3'teki bulgulardan hareketle SO-PSO hibrit yönteminde $Threshold_2$ parametresinin değeri algoritmanın en iyi sıralamaya sahip olduğu 0,34 olarak seçilmiştir.

$Threshold_3$ parametresi algoritmanın son iterasyonlarında kavga ve çiftleşme modları arasındaki dengenin tespiti için kullanılan parametredir. Bu parametrenin analizinde parametre değerinin sonuca önemli bir etkisi gözlemlenmediğinden önerilen SO-PSO yöntemi için $Threshold_3$ parametresi, orijinal SO algoritmasında kullanıldığı gibi 0,6 olarak belirlenmiştir.

4.2. Önerilen İkili Yılan Optimizasyonu (BinSO) Yöntemi

SO sürekli arama uzayında temsil edilen problemlerin çözümü için geliştirilmiş bir sürekli optimizasyon yöntemidir. Sürekli optimizasyon problemlerinde problem parametreleri belirlenen sınırlar içerisinde sürekli değerler alabildiğinden her bir parametrenin alabileceği değerlerin sayısı sonsuzdur. Sürekli optimizasyon problemlerinde parametreler, R gerçekte sayılar kümesi olmak üzere $x_i \in R$ ($i = 1, \dots, n$) şeklinde temsil edilebilirler. Öte yandan ayrık optimizasyon problemlerinin parametreleri kesikli değerler alabilir ve bu tür problemler Z doğal sayılar kümesini temsil etmek üzere $x_i \in Z$ şeklinde tanımlanabilir (Haklı, 2020). İkili optimizasyon problemleri, ayrık optimizasyon problemlerinin bir alt grubudur ve ikili optimizasyon problemlerinin parametreleri yalnızca 0 ve 1 değerlerini alırlar (Çınar ve Kıran, 2018). Birçok ayrık optimizasyon problemi ikili optimizasyon problemi şeklinde ifade edilebilir (Banitalebi vd., 2016) ve ikili optimizasyon problemlerinin çözümü için geliştirilmiş algoritmalar ile çözülebilir. Sürekli problemlerin çözümü için geliştirilmiş algoritmaların ikili problemlerin çözümü için kullanılabilecek hale getirilmesinin temelde iki farklı yolu vardır. Bunlar algoritmanın sürekli uzayda çalışan mekanizmalarında değişiklik yapılmaksızın algoritma tarafından üretilen çözümlerin transfer fonksiyonları yardımıyla ikili arama uzayına taşınması ve algoritma tarafından üretilen aday çözümlerin direkt

olarak ikili vektörlerle ifade edilerek algoritmanın ikili arama uzayında çalışacak şekilde yeniden düzenlenmesidir (Ervural ve Haklı, 2023).

Bu çalışmada SO algoritmasının ikili optimizasyon problemlerinin çözümüne uyarlanabilmesi için denklem yapıları ikili arama uzayında çalışacak şekilde modifiye edilerek BinSO yöntemi geliştirilmiştir. Geliştirilen yöntemin popülasyon oluşturma ve konum güncelleme denklemleri ikili aday çözümler üzerinde orijinal SO algoritmasının davranışına uygun işlemler gerçekleştirecek şekilde düzenlenmiştir. Orijinal SO algoritmasında Denklem 3.23 yardımıyla oluşturulan başlangıç popülasyonu BinSO yönteminde Denklem 4.1’de gösterildiği şekilde oluşturulmaktadır.

$$X_{i,j} = \begin{cases} 1, & rand > 0,5 \\ 0, & else \end{cases} \quad (4.1)$$

Denklemden $X_{i,j}$, i . bireyin, ikili problemin j . boyutu için aldığı değeri, $rand$ ise $(0,1)$ aralığında üretilmiş bir rastgele sayıyı ifade etmektedir.

Önerilen BinSO yönteminde, yılan popülasyonunun erkek ve dişi alt popülasyonlarına ayrılması ile $Temp$ ve Q parametrelerinin belirlenmesi orijinal SO algoritmasındaki denklemler ile gerçekleştirilmiştir. Böylece önerilen BinSO yönteminin keşif ve çeşitli sömürü aşamalarına ayırdığı iterasyon miktar ve sıraları orijinal SO algoritmasında olduğu gibi dağılmaktadır. Orijinal SO algoritmasında keşif aşamasının konum güncellemeleri Denklem 3.28 ve 3.30 yardımıyla, rastgele seçilen bireyin uygunluk değerinin daha iyi olduğu durumlarda mevcut bireyin konumu üzerinde etkisinin de daha yüksek olacağı şekilde A_m ve A_f parametreleri ile gerçekleştirilmektedir. BinSO yöntemi için bu etki mekanizmasının korunması amacıyla önerilen konum güncelleme denklemleri sırasıyla Denklem 4.2 ve 4.3’te gösterilmiştir.

$$X_{i,m}(j) = \begin{cases} X_{rand,m}(j), & rand > A_m \\ X_{i,m}(j), & else \end{cases} \quad (4.2)$$

$$X_{i,f}(j) = \begin{cases} X_{rand,f}(j), & rand > A_f \\ X_{i,f}(j), & else \end{cases} \quad (4.3)$$

Denklemlerde $X_{i,m}(j)$ ve $X_{i,f}(j)$ sırasıyla i . erkek ve dişi bireyin j . boyut değerini, $X_{rand,m}(j)$ ve $X_{rand,f}(j)$ ise sırasıyla rastgele seçilen erkek ve dişi bireylerin j . boyut değerlerini göstermektedir. A_m ve A_f parametreleri, orijinal SO algoritmasında olduğu gibi sırasıyla Denklem 3.29 ve 3.31 yardımıyla hesaplanmaktadır.

SO algoritmasının sömürü aşamasının ilk kısmı olan ve yılanların besine doğru hareketlerinin temsil edildiği Denklem 3.32’de bireyler, sömürü aşamasının ilgili kısmının sonuna doğru azalacak $Temp$ değişkenine bağlı bir ağırlıkla o ana kadar elde edilmiş en iyi çözümün konumunu temsil eden X_{food} konumuna yaklaşmaktadır. Önerilen BinSO yönteminde de $Temp$ değişkeninin aldığı değerın konum güncellemesine olan etki ağırlığı korunarak bu işlem Denklem 4.4’te gösterildiği şekilde entegre edilmiştir.

$$X_{i,j}(t+1) = \begin{cases} X_{i,j}(t), & rand < Temp \\ X_{food}(j), & else \end{cases} \quad (4.4)$$

SO algoritmasının kavga ve çiftleşme modlarındaki konum güncellemeleri de BinSO yöntemi için yeniden düzenlenmiştir. Orijinal SO algoritmasının kavga modunda, bireyler konumlarını karşılaştırıldığı bireyin uygunluk değerinin daha iyi olduğu durumlarda konum güncellemesine etkisi daha yüksek olacak şekilde FM ve FF parametreleri ile gerçekleştirmektedirler. BinSO yönteminde FM ve FF parametreleri SO algoritmasında olduğu gibi sırasıyla Denklem 3.35 ve 3.36 ile hesaplanırken, karşılaştırılan bireyin uygunluk değerinin daha iyi olduğu durumlarda pozisyon güncellemesine etkisinin de daha yüksek olacağı şekilde erkek ve dişi bireylerin konum güncellemeleri sırasıyla Denklem 4.5 ve 4.6 ile gerçekleştirilir.

$$X_{i,m}(j) = \begin{cases} X_{best,f}(j), & rand > FM \\ X_{i,m}(j), & else \end{cases} \quad (4.5)$$

$$X_{i,f}(j) = \begin{cases} X_{best,m}(j), & rand > FF \\ X_{i,f}(j), & else \end{cases} \quad (4.6)$$

Denklemlerde $X_{best,m}(j)$ ve $X_{best,f}(j)$ sırasıyla en iyi uygunluk değerine sahip erkek ve dişi bireyin j . boyut değerini göstermektedir.

SO algoritmasında yılanların çiftleşme davranışları, konumu güncellenen yılanın denklemde karşılaştırıldığı yılanın konumuna yönelme oranları sırasıyla Denklem 3.39 ve 3.40 ile hesaplanan M_m ve M_f adlı parametrelere göre belirlenmektedir. Konum güncelleme denklemlerinde karşılaştırılan yılanın uygunluk değerinin daha iyi olduğu durumlarda bu yılanın konum güncellemeye etki oranı daha yüksek olmaktadır. Orijinal SO algoritmasının bu davranışına uygun olacak şekilde BinSO yönteminde erkek ve dişi yılanların konum güncellemeleri Denklem 4.7 ve 4.8 ile hesaplanmaktadır.

$$X_{i,m}(j) = \begin{cases} X_{i,f}(j), & rand > M_m \\ X_{i,m}(j), & else \end{cases} \quad (4.7)$$

$$X_{i,f}(j) = \begin{cases} X_{i,m}(j), & rand > M_f \\ X_{i,f}(j), & else \end{cases} \quad (4.8)$$

4.2.1. Onarım ve iyileştirme metotları

0-1KP ve SUKP problemlerinin kısıtlı yapılarından dolayı algoritmaların çözüm üretme denklemlerinin uygun çözümler yanında uygun olmayan çözümleri de üretmesi kaçınılmazdır. Bu tür uygun olmayan çözümlerin işlenebilmesi için kullanılan yaygın yöntemler cezalandırma fonksiyonları, algoritmaların yalnızca uygun çözümler üretmesini sağlayacak operatörlerin eklenmesi ve onarım (repair) metotlarıdır (Mezura-Montes ve Coello Coello, 2011). Onarım metotlarının 0-1KP problemlerinde tatmin edici sonuçlar verdiği bilinmektedir (Abdel-Basset vd., 2022; Haklı, 2020).

Bu çalışmada 0-1 KP problemlerinin çözümleri üzerindeki onarım ve iyileştirme (improvement) işlemleri için Ervural ve Haklı tarafından önerilen (2023) stokastik onarım ve iyileştirme metodu kullanılmıştır. Bu yöntemde göre, çanta kapasitesinden daha fazla ağırlığa sahip çözümlerden çıkarılması gereken elemanlar ve çanta kapasitesini aşmadan eklenebilecek elemanlar diğer onarım ve geliştirme metotlarının aksine belirli bir sırayla değil, önceden belirlenen *SRate* adlı parametreye göre seçilir. Yöntemin onarım aşamasında *SRate* parametresine göre aday çözümdeki eleman ağırlıkları toplamı çanta kapasitesinden daha az olana dek en düşük kâr/ağırlık oranına sahip eleman veya çanta içerisinden rastgele seçilen bir eleman çantadan çıkarılmaya devam edilir. Daha sonra iyileştirme aşamasında, *SRate* parametresinin aldığı değere göre çanta kapasitesi aşılmadığı sürece çanta içerisinde olmayan elemanlardan en yüksek kâr/ağırlık oranına sahip olan veya rastgele seçilen bir eleman çantaya eklenmeye devam eder.

Çalışmada, onarım ve iyileştirme aşamasında izlenecek yolun stokastik olarak seçilme olasılığını temsil eden *SRate* parametresinin küçük boyutlu problemlerde yüksek değerler olarak seçilmesinin uygun olduğu, ancak problem boyutu büyüdükçe bu değerlerin olumsuz etkilerinin önüne geçilmesi için daha düşük seçilmesi gerektiği vurgulanarak, çok sayıda deney gerçekleştirilerek bu parametrenin seçilmesi için uygun bir denklem geliştirilmiştir. *SRate* parametresinin seçilmesi için kullanılan denklem Denklem 4.9'da gösterilmektedir.

$$SRate = \begin{cases} 0,5, & \text{if } D < 100 \\ 200 \times (D^{-1.45}), & \text{else} \end{cases} \quad (4.9)$$

Denklemden D problem boyutunu göstermekte olup, örneğin 200 boyutlu bir ikili optimizasyon problemi için $SRate$ parametresi 0,0922 değerini almaktadır.

SUKP problemlerinin çözümlerinin hesaplanması sırasında ortaya çıkan ve çözüm olarak kullanılması mümkün olmayan (infeasible) çözümlerin uygun hale getirilip çözüm uzayına dahil edilmesi amacıyla kullanılan onarım metodu ise açgözlü strateji olarak adlandırılır (Arulselvan, 2014) ve mümkün olmayan çözümlerde nesnelerin çantadan yoğunluk değerlerine göre en küçük olandan başlanarak çıkarılmasına dayanır. İyileştirme aşamasında ise çanta kapasitesi aşılmadıkça çantaya daha fazla kazanç sağlayacak nesnelerin eklenmesiyle çözüm iyileştirilir. SUKP probleminin yapısı gereği, çantaya yeni eklenen nesne elemanlarından bazıları zaten daha önce eklenen nesneler içerisinde varsa, bu elemanlar çantanın toplam ağırlığını artırmazken toplam faydasını artırır. Böylece algoritma tarafından üretilen mümkün olmayan çözümler sırası ile onarım ve iyileştirme aşamalarından geçerek kabul edilebilir ve daha kaliteli çözümlere dönüştürülür (Orucova Büyüköz ve Haklı, 2024).

5. ARAŞTIRMA SONUÇLARI VE TARTIŞMA

Bu çalışmada sürekli optimizasyon problemlerinin çözümü için geliştirilen SO algoritmasının iki farklı varyantı geliştirilmiştir. SO algoritmasının sürekli optimizasyon problemlerinin çözümündeki performansını artırmak amacıyla literatürde sıklıkla kullanılan PSO algoritmasıyla birleştirilerek yeni bir hibrit sürekli optimizasyon yöntemi önerilmiş, ayrıca SO algoritmasının denklem yapısının ikili arama uzayına entegre olacak şekilde modifiye edilmesiyle yeni bir ikili optimizasyon yöntemi geliştirilmiştir.

Geliştirilen sürekli optimizasyon yönteminin klasik benchmark fonksiyonları üzerinde test edilmesiyle gerçekleştirilen modifikasyonun faydalı olup olmadığı gözlemlenmiş, daha sonra geliştirilen yöntemin performansı kendisini oluşturan yöntemlerin orijinalleri ve literatürde kullanılan WOA (Mirjalili ve Lewis, 2016), GWO (Mirjalili vd., 2014), Denge Optimizasyonu (EO) (Faramarzi vd., 2020), Lineer Popülasyon Boyutu Azalmalı Diferansiyel Evrim (LSHADE) (Tanabe ve Fukunaga, 2014) yöntemleri ile farklı boyut ve özellikteki problemler üzerinde test edilerek karşılaştırılmıştır.

Önerilen ikili optimizasyon yöntemi BinSO ise, literatürde gerçekleştirilen çalışmalarda belirtilen şartlara uygun şekilde 4 farklı veri kümesinde toplam 93 farklı ikili problem üzerinde test edilmiş ve elde edilen sonuçlar literatürdeki çalışmalardan elde edilen sonuçlar ile karşılaştırılarak performans değerlendirmesine tabi tutulmuştur.

5.1. SO-PSO Hibrit Yönteminin Sonuçları

Önerilen SO-PSO yönteminin optimizasyon problemlerine uygunluğunun test edilmesi amacıyla, orijinal SO ve önerilen SO-PSO yöntemleri klasik benchmark problemlerinin çözümlerinde kullanılarak elde ettikleri sonuçlar karşılaştırılmıştır.

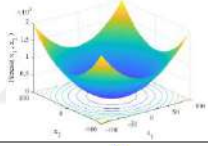
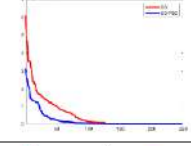
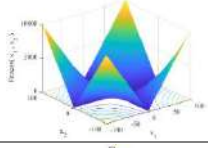
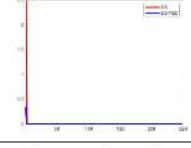
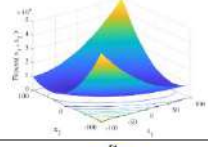
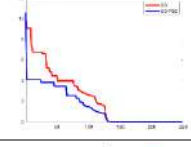
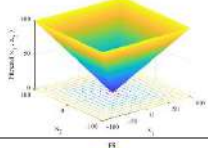
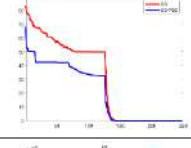
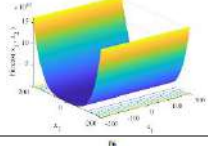
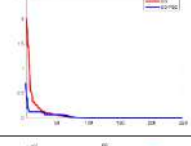
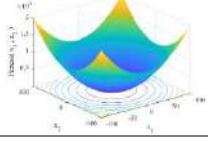
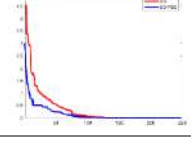
Daha sonra önerilen SO-PSO yönteminin farklı özellikteki problemlere uygulanabilirliğini ve farklı parametre değerlerine ölçeklenebilirliğini test etmek amacıyla, farklı popülasyon ve boyut değerleri için SO-PSO yöntemi kaydırılmış ve döndürülmüş benchmark fonksiyonlarına uygulanmış, yöntemin elde ettiği sonuçlar 6 farklı algoritmanın aynı koşullarda elde ettiği sonuçlarla karşılaştırılmıştır.

Önerilen yöntemin matematiksel problemlerdeki performans karşılaştırmasının ardından, SO-PSO yöntemi mühendislik tasarım problemlerinde farklı popülasyon değerleri ile test edilerek diğer optimizasyon yöntemleri ile karşılaştırılmıştır.

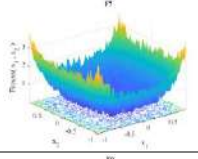
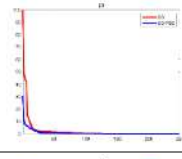
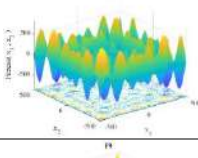
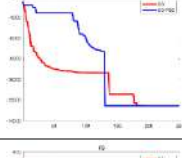
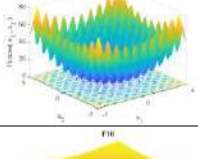
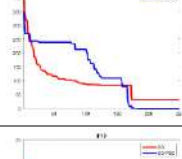
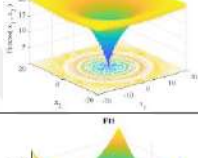
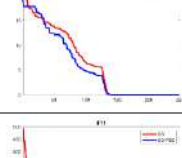
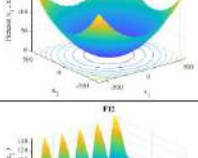
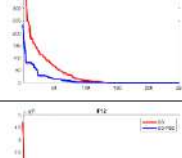
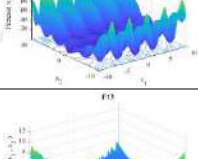
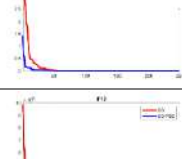
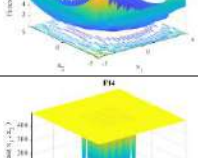
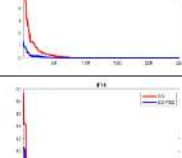
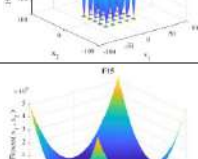
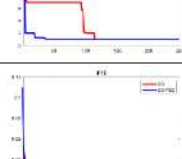
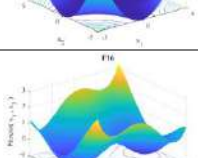
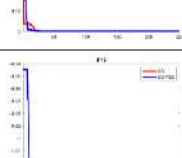
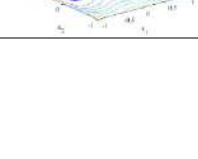
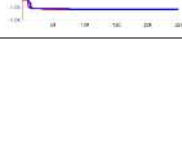
5.1.1. Klasik benchmark fonksiyonları

Orijinal SO algoritması üzerinde gerçekleştirilen modifikasyonun kabul edilebilirliğinin ve algoritmaya olan etkisinin değerlendirilebilmesi için orijinal SO algoritması ile önerilen hibrit SO-PSO yöntemi klasik benchmark fonksiyonları üzerinde test edilmiştir. Hibrit yöntemin orijinal yöntemden farkının zorlu şartlarda test edilmesi için toplam iterasyon sayısı düşük tutulmuş, yöntemler 250 iterasyon boyunca çalıştırılarak karşılaştırılmıştır. Yöntemler arasında gerçekleştirilen karşılaştırmanın adil olması ve aynı zamanda karşılaştırılan yöntemlerin stabilitesinin de kontrol edilebilmesi amacıyla yöntemler birbirinden bağımsız 30 kez çalıştırılmıştır ve elde edilen istatistiksel sonuçlar Çizelge 5.1’de gösterilmektedir. Çizelgede yöntemler 30 çalıştırma sonucunda elde edilen ortalama sonuca göre karşılaştırılmış ve en iyi sonuca ulaşan yöntemin metrikleri koyu renk ile belirtilmiştir.

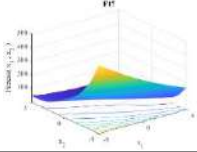
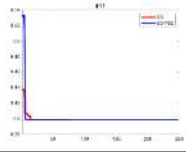
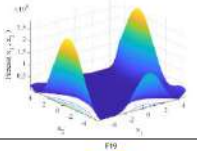
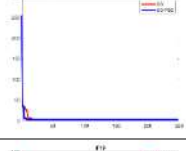
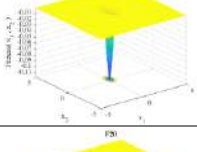
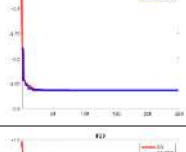
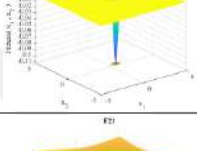
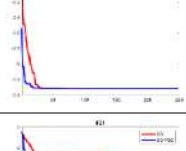
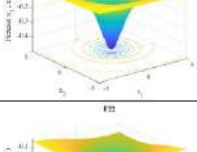
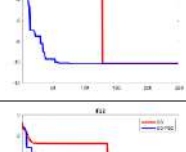
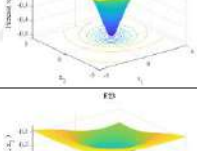
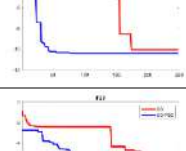
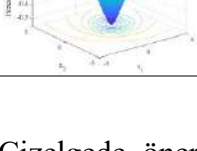
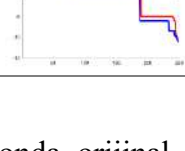
Çizelge 5.1. Klasik benchmark problemleri üzerinde SO ve SO-PSO yöntemlerinin performansları

F	FONKSİYON GRAFİĞİ	OPT		SO	SO-PSO	YAKINSAMA GRAFİĞİ
F1		0	MAX	1,65E-42	1,26E-45	
			MIN	2,09E-45	3,77E-48	
			ORT	1,19E-43	2,24E-46	
			STD	3,08E-43	3,07E-46	
F2		0	MAX	5,60E-15	1,17E-15	
			MIN	5,06E-16	3,04E-17	
			ORT	1,30E-15	5,40E-16	
			STD	1,03E-15	3,80E-16	
F3		0	MAX	6,45E-23	6,00E-29	
			MIN	9,68E-29	1,97E-33	
			ORT	2,23E-24	1,52E-29	
			STD	1,18E-23	1,83E-29	
F4		0	MAX	3,03E-16	1,99E-18	
			MIN	1,09E-18	1,03E-20	
			ORT	5,08E-17	6,38E-19	
			STD	8,46E-17	6,64E-19	
F5		0	MAX	2,90E+01	2,89E+01	
			MIN	2,89E+01	1,84E-01	
			ORT	2,90E+01	1,77E+01	
			STD	1,69E-02	1,20E+01	
F6		0	MAX	7,45E+00	4,81E+00	
			MIN	5,72E+00	1,08E-03	
			ORT	6,46E+00	1,77E+00	
			STD	4,92E-01	1,81E+00	

Çizelge 5.1.(devam) Klasik benchmark problemleri üzerinde SO ve SO-PSO yöntemlerinin performansları

F7		0	MAX	1,65E-03	5,33E-04	
			MIN	3,53E-04	9,54E-05	
			ORT	7,10E-04	2,79E-04	
			STD	3,21E-04	1,34E-04	
F8		-12569,487	MAX	-9,68E+03	-1,25E+04	
			MIN	-1,25E+04	-1,26E+04	
			ORT	-1,21E+04	-1,26E+04	
			STD	6,17E+02	1,05E+01	
F9		0	MAX	7,41E+01	5,91E-01	
			MIN	1,50E+00	0,00E+00	
			ORT	2,89E+01	4,98E-02	
			STD	2,06E+01	1,36E-01	
F10		0	MAX	7,55E-15	4,00E-15	
			MIN	4,00E-15	4,00E-15	
			ORT	6,37E-15	4,00E-15	
			STD	1,70E-15	0,00E+00	
F11		0	MAX	0,00E+00	0,00E+00	
			MIN	0,00E+00	0,00E+00	
			ORT	0,00E+00	0,00E+00	
			STD	0,00E+00	0,00E+00	
F12		0	MAX	1,62E+00	6,32E-02	
			MIN	5,22E-02	4,88E-06	
			ORT	9,00E-01	2,28E-02	
			STD	5,55E-01	1,76E-02	
F13		0	MAX	3,00E+00	3,06E-01	
			MIN	4,98E-01	1,15E-02	
			ORT	2,50E+00	1,43E-01	
			STD	8,53E-01	6,64E-02	
F14		1	MAX	7,86E+00	9,98E-01	
			MIN	9,98E-01	9,98E-01	
			ORT	1,64E+00	9,98E-01	
			STD	1,53E+00	1,93E-16	
F15		0,0003	MAX	2,00E-03	6,21E-04	
			MIN	6,43E-04	3,10E-04	
			ORT	8,43E-04	4,53E-04	
			STD	3,26E-04	9,92E-05	
F16		-1,0316	MAX	-1,03E+00	-1,03E+00	
			MIN	-1,03E+00	-1,03E+00	
			ORT	-1,03E+00	-1,03E+00	
			STD	4,46E-16	4,97E-16	

Çizelge 5.1.(devam) Klasik benchmark problemleri üzerinde SO ve SO-PSO yöntemlerinin performansları

F17		0,398	MAX	3,98E-01	3,98E-01	
			MIN	3,98E-01	3,98E-01	
			ORT	3,98E-01	3,98E-01	
			STD	0,00E+00	0,00E+00	
F18		3	MAX	8,40E+01	3,00E+00	
			MIN	3,00E+00	3,00E+00	
			ORT	2,13E+01	3,00E+00	
			STD	1,89E+01	2,74E-15	
F19		-3,86	MAX	-3,86E+00	-3,86E+00	
			MIN	-3,86E+00	-3,86E+00	
			ORT	-3,86E+00	-3,86E+00	
			STD	2,19E-15	2,37E-15	
F20		-3,32	MAX	-3,20E+00	-3,32E+00	
			MIN	-3,32E+00	-3,32E+00	
			ORT	-3,30E+00	-3,32E+00	
			STD	4,51E-02	2,07E-12	
F21		-10,1532	MAX	-5,03E+00	-1,02E+01	
			MIN	-1,01E+01	-1,02E+01	
			ORT	-9,68E+00	-1,02E+01	
			STD	1,01E+00	2,22E-04	
F22		-10,4028	MAX	-6,69E+00	-1,04E+01	
			MIN	-1,04E+01	-1,04E+01	
			ORT	-9,91E+00	-1,04E+01	
			STD	9,04E-01	9,74E-15	
F23		-10,5363	MAX	-8,14E+00	-1,05E+01	
			MIN	-1,05E+01	-1,05E+01	
			ORT	-9,83E+00	-1,05E+01	
			STD	7,43E-01	2,58E-14	

Çizelgede önerilen SO-PSO yönteminin az sayıdaki iterasyonda orijinal SO algoritmasından daha başarılı sonuçlara ulaştığı gözlemlenmekte, ayrıca gerçekleştirdiği bu hızlı yakınsamanın lokal optimum değerlerde takılı kalmaya sebep olmadığı görülmektedir. Bağımsız 30 çalıştırmanın sonucunda ortalama değerlerin problemin optimum sonucuna yakın olması ve standart sapma değerlerinin düşük olması, önerilen SO-PSO yönteminin tutarlı ve stabil bir performans sergilediğini göstermekte ve orijinal SO algoritması üzerinde gerçekleştirilen bu modifikasyonun algoritma performansını artırmada doğru bir geliştirmenin başlangıcı olduğunu göstermektedir.

5.1.2. Kaydırılmış ve döndürülmüş benchmark fonksiyonları

Önerilen modifikasyonun SO algoritmasının optimizasyon performansını artırdığının tespit edilmesinin ardından önerilen SO-PSO yönteminin parametreleri Bölüm 4.1.1’de açıklandığı şekilde analiz edilerek geliştirilen algoritma yeni parametrelerde kaydırılmış ve döndürülmüş benchmark problemleri üzerinde test edilmiştir. Algoritmanın bu tür kompleks problemlere uygunluğunun ve farklı boyut değerlerine ölçeklenebilirliğinin ölçülebilmesi için her bir problem 3 farklı boyut (30, 50, 100) ve 3 farklı popülasyon değeri (30, 50, 100) ile test edilerek elde edilen sonuçlar orijinal SO ve literatürdeki diğer optimizasyon yöntemlerinin ulaştığı sonuçlar ile karşılaştırılmıştır. Çizelge 5.2, 5.3 ve 5.4 sırasıyla 30, 50 ve 100 popülasyon değerleri ile algoritmaların 30 boyutlu kaydırılmış ve döndürülmüş problemlerdeki performans karşılaştırmalarını göstermektedir.

Çizelge 5.2. 30 popülasyon ve 30 boyut problemlerde elde edilen sonuçlar

Fonksiyon		SO-PSO	WOA	PSO	GWO	EO	LSHADE	SO
F1	ORT	4,31E+05	5,49E+09	7,70E+09	2,78E+09	1,14E+05	8,74E+08	1,04E+07
	STD	3,77E+05	2,07E+09	5,07E+09	1,66E+09	1,16E+05	2,32E+09	1,16E+07
	MAX	1,43E+06	1,14E+10	2,09E+10	7,37E+09	5,79E+05	1,22E+10	4,25E+07
	MIN	6,77E+04	1,70E+09	1,88E+06	4,41E+08	1,47E+04	7,20E+02	1,45E+06
F2	ORT	1,21E+19	1,52E+36	2,03E+40	4,21E+33	3,22E+17	3,07E+29	3,94E+23
	STD	4,80E+19	4,20E+36	9,92E+40	1,37E+34	7,62E+17	1,67E+30	1,38E+24
	MAX	2,47E+20	1,93E+37	5,42E+41	5,48E+34	3,94E+18	9,15E+30	7,38E+24
	MIN	2,99E+14	9,52E+27	4,34E+25	5,41E+18	4,29E+12	4,44E+17	7,90E+16
F3	ORT	5,11E+04	2,54E+05	1,44E+05	6,11E+04	5,32E+04	8,38E+04	6,98E+04
	STD	1,19E+04	5,76E+04	4,66E+04	1,31E+04	1,13E+04	2,81E+04	9,48E+03
	MAX	7,93E+04	3,94E+05	2,57E+05	8,51E+04	8,62E+04	1,37E+05	8,83E+04
	MIN	2,48E+04	1,06E+05	5,33E+04	3,58E+04	3,56E+04	2,64E+04	4,80E+04
F4	ORT	5,13E+02	1,33E+03	1,51E+03	6,36E+02	5,06E+02	6,81E+02	5,55E+02
	STD	2,47E+01	2,62E+02	8,51E+02	9,27E+01	2,15E+01	2,13E+02	3,21E+01
	MAX	5,76E+02	1,90E+03	3,76E+03	9,04E+02	5,69E+02	1,22E+03	6,47E+02
	MIN	4,56E+02	9,54E+02	6,35E+02	5,33E+02	4,61E+02	4,82E+02	4,98E+02
F5	ORT	5,54E+02	8,68E+02	6,39E+02	6,35E+02	5,93E+02	6,76E+02	6,04E+02
	STD	1,32E+01	5,12E+01	3,50E+01	4,78E+01	2,50E+01	3,46E+01	2,12E+01
	MAX	5,82E+02	9,95E+02	7,29E+02	7,74E+02	6,42E+02	7,25E+02	6,41E+02
	MIN	5,29E+02	7,83E+02	5,83E+02	5,82E+02	5,51E+02	5,75E+02	5,65E+02
F6	ORT	6,01E+02	6,82E+02	6,20E+02	6,13E+02	6,02E+02	6,03E+02	6,19E+02
	STD	5,71E-01	1,22E+01	9,25E+00	4,81E+00	1,54E+00	4,90E+00	7,46E+00
	MAX	6,03E+02	7,19E+02	6,44E+02	6,24E+02	6,08E+02	6,18E+02	6,33E+02
	MIN	6,00E+02	6,63E+02	6,08E+02	6,05E+02	6,00E+02	6,00E+02	6,05E+02
F7	ORT	8,02E+02	1,32E+03	9,40E+02	8,96E+02	8,65E+02	9,23E+02	9,06E+02
	STD	2,18E+01	6,89E+01	8,40E+01	4,41E+01	3,25E+01	4,09E+01	4,17E+01
	MAX	8,54E+02	1,47E+03	1,16E+03	1,01E+03	9,37E+02	1,04E+03	1,02E+03
	MIN	7,56E+02	1,20E+03	8,29E+02	8,02E+02	8,02E+02	8,29E+02	8,44E+02
F8	ORT	8,53E+02	1,08E+03	9,40E+02	9,08E+02	8,84E+02	9,75E+02	8,95E+02
	STD	1,38E+01	5,27E+01	3,32E+01	3,17E+01	2,67E+01	3,31E+01	1,70E+01
	MAX	8,90E+02	1,18E+03	1,02E+03	9,85E+02	9,64E+02	1,04E+03	9,37E+02
	MIN	8,33E+02	9,73E+02	8,61E+02	8,52E+02	8,33E+02	8,72E+02	8,64E+02
F9	ORT	1,01E+03	1,19E+04	5,52E+03	2,67E+03	1,09E+03	1,19E+03	2,65E+03
	STD	1,88E+02	4,45E+03	2,61E+03	1,35E+03	1,99E+02	4,03E+02	8,38E+02
	MAX	1,75E+03	2,71E+04	1,13E+04	7,68E+03	1,54E+03	2,38E+03	4,68E+03
	MIN	9,01E+02	6,44E+03	1,40E+03	1,37E+03	9,11E+02	9,00E+02	1,43E+03
F10	ORT	5,79E+03	7,71E+03	5,70E+03	5,38E+03	5,29E+03	7,71E+03	4,32E+03
	STD	1,08E+03	7,86E+02	1,07E+03	1,51E+03	7,56E+02	9,62E+02	1,00E+03
	MAX	8,23E+03	9,35E+03	8,78E+03	9,09E+03	6,42E+03	8,84E+03	7,20E+03
	MIN	3,05E+03	6,11E+03	4,02E+03	3,86E+03	3,30E+03	5,30E+03	2,57E+03

Çizelge 5.2.(devam) 30 popülasyon ve 30 boyut problemlerde elde edilen sonuçlar

F11	ORT	1,33E+03	1,03E+04	2,39E+03	2,32E+03	1,26E+03	1,38E+03	1,42E+03
	STD	7,09E+01	4,99E+03	3,30E+03	9,01E+02	5,38E+01	2,78E+02	1,21E+02
	MAX	1,48E+03	2,68E+04	1,87E+04	4,61E+03	1,39E+03	2,72E+03	1,77E+03
	MIN	1,19E+03	3,06E+03	1,29E+03	1,28E+03	1,16E+03	1,18E+03	1,25E+03
F12	ORT	7,51E+05	4,90E+08	8,69E+08	9,68E+07	2,32E+06	1,80E+07	4,32E+06
	STD	6,87E+05	3,02E+08	9,95E+08	8,54E+07	2,05E+06	4,13E+07	4,01E+06
	MAX	2,41E+06	1,26E+09	3,61E+09	3,35E+08	1,10E+07	1,85E+08	1,67E+07
	MIN	6,07E+04	1,00E+08	5,97E+06	3,99E+06	1,72E+05	2,27E+05	4,17E+05
F13	ORT	2,25E+04	1,47E+07	4,70E+08	7,75E+06	2,54E+04	1,98E+07	4,66E+04
	STD	1,83E+04	3,03E+07	1,04E+09	1,98E+07	2,05E+04	1,08E+08	2,86E+04
	MAX	8,35E+04	1,68E+08	4,33E+09	8,42E+07	7,53E+04	5,91E+08	1,31E+05
	MIN	3,79E+03	1,55E+06	1,08E+05	6,34E+04	2,29E+03	5,93E+03	5,60E+03
F14	ORT	2,23E+04	2,21E+06	4,68E+05	6,33E+05	9,42E+04	2,76E+04	7,08E+04
	STD	2,35E+04	2,12E+06	1,23E+06	8,79E+05	9,04E+04	6,07E+04	6,54E+04
	MAX	9,22E+04	8,17E+06	6,56E+06	3,97E+06	3,32E+05	3,32E+05	3,23E+05
	MIN	2,86E+03	5,07E+04	6,44E+03	1,20E+04	1,70E+04	1,50E+03	2,84E+03
F15	ORT	1,05E+04	7,40E+06	9,73E+04	5,51E+05	7,53E+03	5,25E+04	1,62E+04
	STD	8,59E+03	1,96E+07	8,63E+04	1,00E+06	6,04E+03	1,58E+05	1,04E+04
	MAX	3,03E+04	1,09E+08	3,10E+05	3,30E+06	2,89E+04	8,41E+05	4,82E+04
	MIN	2,40E+03	1,81E+05	2,81E+03	1,14E+04	2,09E+03	1,74E+03	3,07E+03
F16	ORT	2,45E+03	4,34E+03	3,06E+03	2,75E+03	2,53E+03	3,05E+03	2,60E+03
	STD	3,18E+02	5,90E+02	3,69E+02	3,40E+02	3,63E+02	3,25E+02	2,70E+02
	MAX	3,22E+03	5,75E+03	3,73E+03	3,53E+03	3,14E+03	3,75E+03	3,15E+03
	MIN	1,86E+03	3,54E+03	2,20E+03	2,21E+03	1,71E+03	2,52E+03	1,93E+03
F17	ORT	2,00E+03	2,78E+03	2,55E+03	2,19E+03	1,98E+03	2,10E+03	2,23E+03
	STD	1,81E+02	3,14E+02	3,16E+02	2,04E+02	1,92E+02	1,96E+02	2,16E+02
	MAX	2,41E+03	3,57E+03	3,27E+03	2,71E+03	2,44E+03	2,73E+03	2,63E+03
	MIN	1,78E+03	2,22E+03	1,90E+03	1,84E+03	1,77E+03	1,85E+03	1,79E+03
F18	ORT	2,75E+05	1,92E+07	1,96E+06	3,41E+06	8,95E+05	6,87E+05	1,22E+06
	STD	2,94E+05	1,98E+07	2,55E+06	5,63E+06	8,78E+05	8,23E+05	1,29E+06
	MAX	1,24E+06	7,20E+07	1,08E+07	2,81E+07	4,00E+06	3,92E+06	4,49E+06
	MIN	2,53E+04	3,85E+05	1,72E+05	7,40E+04	1,08E+05	3,17E+04	1,27E+05
F19	ORT	7,45E+03	2,12E+07	5,79E+07	1,85E+06	1,17E+04	2,95E+04	1,27E+04
	STD	9,77E+03	1,87E+07	2,44E+08	3,89E+06	1,31E+04	4,05E+04	1,18E+04
	MAX	5,42E+04	7,51E+07	1,33E+09	1,59E+07	4,59E+04	1,61E+05	4,69E+04
	MIN	2,13E+03	3,02E+06	2,56E+03	1,97E+04	2,06E+03	2,01E+03	3,09E+03
F20	ORT	2,34E+03	3,01E+03	2,53E+03	2,47E+03	2,51E+03	2,55E+03	2,52E+03
	STD	1,82E+02	2,24E+02	1,99E+02	1,95E+02	2,30E+02	1,77E+02	1,76E+02
	MAX	2,67E+03	3,57E+03	2,97E+03	3,04E+03	3,02E+03	2,93E+03	2,81E+03
	MIN	2,07E+03	2,66E+03	2,14E+03	2,17E+03	2,11E+03	2,26E+03	2,14E+03

Çizelge 5.2.(devam) 30 popülasyon ve 30 boyut problemlerde elde edilen sonuçlar

F21	ORT	2,36E+03	2,65E+03	2,46E+03	2,41E+03	2,38E+03	2,46E+03	2,40E+03
	STD	1,64E+01	7,86E+01	3,56E+01	3,57E+01	2,29E+01	4,19E+01	2,37E+01
	MAX	2,39E+03	2,83E+03	2,54E+03	2,51E+03	2,45E+03	2,54E+03	2,48E+03
	MIN	2,33E+03	2,51E+03	2,39E+03	2,36E+03	2,35E+03	2,38E+03	2,37E+03
F22	ORT	4,45E+03	8,79E+03	6,16E+03	5,13E+03	4,66E+03	2,40E+03	4,34E+03
	STD	2,40E+03	1,10E+03	2,03E+03	1,76E+03	2,19E+03	1,75E+02	1,62E+03
	MAX	8,47E+03	1,03E+04	9,30E+03	9,45E+03	7,69E+03	3,17E+03	7,15E+03
	MIN	2,30E+03	4,52E+03	2,56E+03	2,40E+03	2,30E+03	2,30E+03	2,33E+03
F23	ORT	2,72E+03	3,14E+03	2,99E+03	2,79E+03	2,73E+03	2,84E+03	2,80E+03
	STD	1,93E+01	9,72E+01	1,09E+02	4,65E+01	2,82E+01	3,36E+01	2,97E+01
	MAX	2,77E+03	3,33E+03	3,26E+03	2,92E+03	2,81E+03	2,91E+03	2,86E+03
	MIN	2,68E+03	2,94E+03	2,80E+03	2,73E+03	2,68E+03	2,77E+03	2,75E+03
F24	ORT	2,89E+03	3,24E+03	3,23E+03	2,94E+03	2,89E+03	3,00E+03	2,96E+03
	STD	2,65E+01	7,89E+01	1,22E+02	4,65E+01	2,39E+01	4,05E+01	3,57E+01
	MAX	2,99E+03	3,44E+03	3,48E+03	3,09E+03	2,95E+03	3,09E+03	3,05E+03
	MIN	2,86E+03	3,04E+03	3,00E+03	2,89E+03	2,84E+03	2,93E+03	2,90E+03
F25	ORT	2,90E+03	3,23E+03	3,15E+03	3,01E+03	2,90E+03	2,99E+03	2,92E+03
	STD	1,35E+01	7,61E+01	2,16E+02	4,26E+01	1,40E+01	1,02E+02	2,62E+01
	MAX	2,93E+03	3,45E+03	3,64E+03	3,12E+03	2,94E+03	3,28E+03	3,03E+03
	MIN	2,88E+03	3,09E+03	2,89E+03	2,93E+03	2,89E+03	2,89E+03	2,89E+03
F26	ORT	4,31E+03	8,68E+03	6,76E+03	4,99E+03	3,99E+03	5,03E+03	5,70E+03
	STD	2,61E+02	7,32E+02	1,07E+03	3,42E+02	7,39E+02	1,00E+03	4,69E+02
	MAX	5,10E+03	1,01E+04	8,74E+03	5,97E+03	4,99E+03	6,74E+03	6,51E+03
	MIN	3,93E+03	6,83E+03	4,52E+03	4,47E+03	2,81E+03	2,81E+03	4,88E+03
F27	ORT	3,24E+03	3,53E+03	3,35E+03	3,27E+03	3,22E+03	3,25E+03	3,30E+03
	STD	1,69E+01	1,28E+02	7,64E+01	2,76E+01	9,27E+00	2,38E+01	3,51E+01
	MAX	3,29E+03	3,85E+03	3,58E+03	3,32E+03	3,24E+03	3,30E+03	3,36E+03
	MIN	3,21E+03	3,33E+03	3,24E+03	3,23E+03	3,21E+03	3,21E+03	3,24E+03
F28	ORT	3,30E+03	3,91E+03	4,30E+03	3,54E+03	3,25E+03	3,39E+03	3,35E+03
	STD	4,35E+01	3,24E+02	1,10E+03	2,04E+02	2,68E+01	1,42E+02	5,03E+01
	MAX	3,44E+03	4,86E+03	7,65E+03	4,32E+03	3,31E+03	3,81E+03	3,46E+03
	MIN	3,24E+03	3,45E+03	3,42E+03	3,32E+03	3,21E+03	3,21E+03	3,27E+03
F29	ORT	3,69E+03	5,36E+03	4,05E+03	3,89E+03	3,71E+03	4,12E+03	4,07E+03
	STD	1,60E+02	5,17E+02	3,43E+02	1,96E+02	1,68E+02	2,19E+02	2,37E+02
	MAX	4,01E+03	6,31E+03	4,85E+03	4,32E+03	4,23E+03	4,48E+03	4,63E+03
	MIN	3,40E+03	4,45E+03	3,61E+03	3,57E+03	3,43E+03	3,72E+03	3,74E+03
F30	ORT	2,92E+04	7,54E+07	5,46E+06	1,78E+07	2,17E+04	4,68E+05	2,56E+05
	STD	4,93E+04	6,31E+07	7,68E+06	1,44E+07	1,50E+04	5,60E+05	3,20E+05
	MAX	2,86E+05	2,96E+08	3,14E+07	5,58E+07	8,46E+04	1,74E+06	1,48E+06
	MIN	8,75E+03	1,17E+07	4,88E+04	4,29E+06	5,68E+03	3,74E+04	2,13E+04
Friedman Sıralama		1,52	6,72	5,83	4,24	1,90	4,28	3,51
Final Sıralama		1	7	6	4	2	5	3

Çizelge 5.3. 50 popülasyon ve 30 boyut problemlerde elde edilen sonuçlar

Fonksiyon		SO-PSO	WOA	PSO	GWO	EO	LSHADE	SO
F1	ORT	1,03E+05	2,00E+09	7,13E+09	2,24E+09	6,37E+03	3,22E+08	5,54E+05
	STD	1,08E+05	8,62E+08	5,88E+09	1,86E+09	6,34E+03	6,52E+08	5,95E+05
	MAX	5,34E+05	4,72E+09	2,24E+10	8,09E+09	2,49E+04	2,76E+09	2,91E+06
	MIN	8,65E+03	8,30E+08	6,75E+03	1,23E+08	3,30E+02	2,64E+03	5,83E+04
F2	ORT	3,26E+17	3,52E+33	1,57E+35	7,68E+30	3,32E+15	1,92E+29	2,65E+22
	STD	1,55E+18	1,41E+34	7,93E+35	2,86E+31	6,75E+15	1,05E+30	1,01E+23
	MAX	8,54E+18	7,57E+34	4,35E+36	1,20E+32	3,21E+16	5,76E+30	4,27E+23
	MIN	1,14E+07	1,66E+23	3,56E+25	2,05E+18	4,86E+09	1,27E+16	2,85E+15
F3	ORT	3,76E+04	2,66E+05	1,07E+05	5,41E+04	3,38E+04	8,03E+04	6,36E+04
	STD	1,32E+04	7,17E+04	3,16E+04	1,14E+04	8,55E+03	2,62E+04	9,79E+03
	MAX	6,87E+04	4,06E+05	1,95E+05	7,42E+04	5,22E+04	1,21E+05	8,15E+04
	MIN	1,71E+04	1,49E+05	5,64E+04	3,39E+04	2,10E+04	2,04E+04	4,38E+04
F4	ORT	5,05E+02	9,33E+02	1,10E+03	5,85E+02	5,07E+02	5,70E+02	5,23E+02
	STD	2,28E+01	1,92E+02	4,96E+02	5,04E+01	2,26E+01	9,78E+01	2,90E+01
	MAX	5,50E+02	1,47E+03	2,14E+03	7,37E+02	5,79E+02	8,77E+02	5,84E+02
	MIN	4,26E+02	7,02E+02	5,26E+02	5,08E+02	4,47E+02	4,75E+02	4,74E+02
F5	ORT	5,45E+02	8,49E+02	6,33E+02	6,07E+02	5,77E+02	6,61E+02	5,58E+02
	STD	1,37E+01	6,41E+01	2,88E+01	3,01E+01	2,11E+01	3,89E+01	1,32E+01
	MAX	5,85E+02	9,71E+02	7,14E+02	7,18E+02	6,27E+02	7,28E+02	5,92E+02
	MIN	5,20E+02	7,11E+02	5,91E+02	5,64E+02	5,41E+02	5,88E+02	5,37E+02
F6	ORT	6,00E+02	6,79E+02	6,16E+02	6,10E+02	6,00E+02	6,02E+02	6,04E+02
	STD	1,28E-01	1,16E+01	7,70E+00	4,23E+00	2,95E-01	5,60E+00	2,67E+00
	MAX	6,01E+02	7,01E+02	6,35E+02	6,22E+02	6,01E+02	6,23E+02	6,12E+02
	MIN	6,00E+02	6,58E+02	6,04E+02	6,02E+02	6,00E+02	6,00E+02	6,01E+02
F7	ORT	7,75E+02	1,29E+03	8,85E+02	8,80E+02	8,15E+02	9,09E+02	8,40E+02
	STD	1,52E+01	8,52E+01	6,11E+01	4,49E+01	2,39E+01	2,88E+01	3,16E+01
	MAX	8,14E+02	1,50E+03	1,07E+03	9,88E+02	8,60E+02	9,54E+02	9,12E+02
	MIN	7,45E+02	1,11E+03	8,03E+02	8,20E+02	7,73E+02	8,38E+02	7,94E+02
F8	ORT	8,36E+02	1,05E+03	9,32E+02	9,00E+02	8,75E+02	9,61E+02	8,60E+02
	STD	1,22E+01	4,70E+01	3,62E+01	4,07E+01	2,40E+01	3,42E+01	1,39E+01
	MAX	8,64E+02	1,13E+03	1,01E+03	1,05E+03	9,36E+02	1,01E+03	8,88E+02
	MIN	8,13E+02	9,46E+02	8,62E+02	8,50E+02	8,33E+02	8,87E+02	8,33E+02
F9	ORT	9,02E+02	1,02E+04	3,92E+03	1,92E+03	9,99E+02	1,11E+03	1,40E+03
	STD	1,06E+00	3,35E+03	2,41E+03	6,26E+02	2,07E+02	4,57E+02	3,46E+02
	MAX	9,04E+02	1,96E+04	1,04E+04	3,40E+03	1,80E+03	3,17E+03	2,59E+03
	MIN	9,00E+02	6,16E+03	1,13E+03	1,06E+03	9,03E+02	9,00E+02	1,07E+03
F10	ORT	5,43E+03	7,21E+03	5,30E+03	4,73E+03	5,02E+03	7,44E+03	5,51E+03
	STD	1,09E+03	8,02E+02	7,39E+02	1,49E+03	6,83E+02	9,43E+02	1,15E+03
	MAX	8,47E+03	8,33E+03	7,89E+03	9,01E+03	6,64E+03	8,74E+03	8,16E+03
	MIN	3,55E+03	5,66E+03	4,27E+03	2,49E+03	3,64E+03	5,05E+03	3,39E+03

Çizelge 5.3.(devam) 50 popülasyon ve 30 boyut problemlerde elde edilen sonuçlar

F11	ORT	1,28E+03	7,17E+03	1,54E+03	2,46E+03	1,22E+03	1,28E+03	1,31E+03
	STD	6,60E+01	2,94E+03	2,20E+02	1,06E+03	3,75E+01	1,04E+02	6,00E+01
	MAX	1,41E+03	1,35E+04	2,52E+03	4,54E+03	1,30E+03	1,76E+03	1,49E+03
	MIN	1,17E+03	2,86E+03	1,29E+03	1,33E+03	1,13E+03	1,16E+03	1,23E+03
F12	ORT	3,86E+05	3,06E+08	5,68E+08	6,98E+07	1,00E+06	1,08E+07	1,37E+06
	STD	3,74E+05	2,50E+08	7,70E+08	7,36E+07	7,84E+05	2,09E+07	1,27E+06
	MAX	1,44E+06	8,29E+08	2,71E+09	3,17E+08	3,43E+06	8,34E+07	5,20E+06
	MIN	2,19E+04	4,14E+07	1,61E+07	3,59E+06	1,12E+05	1,71E+05	1,74E+05
F13	ORT	2,13E+04	2,77E+06	9,63E+07	2,68E+07	2,29E+04	1,12E+05	1,97E+04
	STD	1,63E+04	2,26E+06	3,06E+08	7,19E+07	1,89E+04	1,73E+05	1,15E+04
	MAX	6,40E+04	9,66E+06	1,36E+09	2,79E+08	6,66E+04	8,37E+05	3,97E+04
	MIN	2,83E+03	3,95E+05	1,78E+04	3,96E+04	1,65E+03	8,75E+03	5,77E+03
F14	ORT	1,48E+04	2,06E+06	1,53E+05	3,80E+05	5,84E+04	2,50E+04	1,02E+05
	STD	1,44E+04	2,74E+06	1,21E+05	5,20E+05	3,69E+04	3,71E+04	3,22E+05
	MAX	5,46E+04	1,24E+07	4,65E+05	1,86E+06	1,47E+05	1,38E+05	1,79E+06
	MIN	2,04E+03	8,95E+04	1,77E+04	4,58E+03	8,34E+03	1,50E+03	2,57E+03
F15	ORT	9,78E+03	1,83E+06	8,88E+04	2,74E+06	7,65E+03	1,84E+04	9,95E+03
	STD	7,27E+03	2,96E+06	8,00E+04	1,13E+07	5,65E+03	2,14E+04	7,43E+03
	MAX	3,57E+04	1,25E+07	2,93E+05	6,23E+07	2,49E+04	9,14E+04	3,43E+04
	MIN	2,51E+03	5,09E+04	5,53E+03	8,77E+03	1,68E+03	1,80E+03	2,13E+03
F16	ORT	2,17E+03	4,25E+03	2,92E+03	2,63E+03	2,42E+03	2,98E+03	2,40E+03
	STD	3,12E+02	7,25E+02	3,44E+02	4,06E+02	3,26E+02	2,74E+02	2,60E+02
	MAX	2,69E+03	6,43E+03	3,59E+03	3,74E+03	2,94E+03	3,47E+03	2,95E+03
	MIN	1,67E+03	3,15E+03	2,25E+03	1,89E+03	1,77E+03	2,48E+03	1,90E+03
F17	ORT	1,92E+03	2,76E+03	2,41E+03	2,07E+03	1,94E+03	2,07E+03	2,11E+03
	STD	1,32E+02	2,88E+02	2,51E+02	1,86E+02	1,41E+02	1,28E+02	1,51E+02
	MAX	2,23E+03	3,43E+03	3,00E+03	2,43E+03	2,38E+03	2,30E+03	2,47E+03
	MIN	1,75E+03	2,26E+03	1,98E+03	1,82E+03	1,74E+03	1,84E+03	1,79E+03
F18	ORT	4,38E+05	1,00E+07	2,69E+06	1,57E+06	5,34E+05	6,23E+05	9,22E+05
	STD	6,96E+05	1,16E+07	3,38E+06	1,78E+06	4,56E+05	6,33E+05	7,37E+05
	MAX	3,69E+06	5,91E+07	1,24E+07	7,44E+06	1,52E+06	1,98E+06	3,19E+06
	MIN	5,70E+04	2,45E+05	1,15E+05	1,55E+05	4,79E+04	4,04E+03	1,06E+05
F19	ORT	7,70E+03	1,19E+07	7,72E+06	3,48E+06	6,46E+03	6,80E+04	9,46E+03
	STD	6,47E+03	1,13E+07	1,90E+07	8,54E+06	5,17E+03	1,13E+05	7,37E+03
	MAX	2,38E+04	5,41E+07	7,55E+07	3,97E+07	2,44E+04	5,56E+05	2,60E+04
	MIN	2,06E+03	1,15E+06	2,84E+03	7,50E+03	1,92E+03	1,99E+03	2,46E+03
F20	ORT	2,36E+03	2,92E+03	2,44E+03	2,47E+03	2,35E+03	2,55E+03	2,38E+03
	STD	1,85E+02	2,28E+02	1,85E+02	1,73E+02	2,14E+02	1,46E+02	1,64E+02
	MAX	2,69E+03	3,32E+03	2,75E+03	3,02E+03	2,76E+03	2,90E+03	2,68E+03
	MIN	2,05E+03	2,46E+03	2,11E+03	2,19E+03	2,08E+03	2,28E+03	2,06E+03

Çizelge 5.3.(devam) 50 popülasyon ve 30 boyut problemlerde elde edilen sonuçlar

F21	ORT	2,34E+03	2,63E+03	2,45E+03	2,40E+03	2,36E+03	2,47E+03	2,36E+03
	STD	1,09E+01	6,35E+01	3,95E+01	4,32E+01	1,78E+01	2,93E+01	9,55E+00
	MAX	2,36E+03	2,77E+03	2,54E+03	2,55E+03	2,41E+03	2,52E+03	2,38E+03
	MIN	2,32E+03	2,50E+03	2,38E+03	2,36E+03	2,33E+03	2,39E+03	2,35E+03
F22	ORT	4,11E+03	7,45E+03	5,69E+03	5,08E+03	3,78E+03	2,35E+03	5,00E+03
	STD	2,32E+03	1,93E+03	1,58E+03	1,62E+03	2,14E+03	6,76E+01	2,84E+03
	MAX	8,62E+03	9,84E+03	8,84E+03	6,86E+03	7,51E+03	2,53E+03	1,03E+04
	MIN	2,30E+03	3,18E+03	2,78E+03	2,47E+03	2,30E+03	2,30E+03	2,31E+03
F23	ORT	2,70E+03	3,13E+03	2,96E+03	2,79E+03	2,71E+03	2,82E+03	2,75E+03
	STD	1,91E+01	9,92E+01	1,04E+02	5,75E+01	2,25E+01	3,06E+01	2,56E+01
	MAX	2,75E+03	3,31E+03	3,28E+03	2,93E+03	2,77E+03	2,86E+03	2,80E+03
	MIN	2,67E+03	2,93E+03	2,79E+03	2,72E+03	2,68E+03	2,74E+03	2,69E+03
F24	ORT	2,88E+03	3,23E+03	3,15E+03	2,93E+03	2,89E+03	2,99E+03	2,91E+03
	STD	2,02E+01	9,51E+01	9,52E+01	5,39E+01	2,39E+01	4,38E+01	2,43E+01
	MAX	2,93E+03	3,39E+03	3,43E+03	3,09E+03	2,95E+03	3,06E+03	2,96E+03
	MIN	2,86E+03	3,05E+03	3,01E+03	2,87E+03	2,85E+03	2,87E+03	2,86E+03
F25	ORT	2,89E+03	3,12E+03	3,10E+03	2,99E+03	2,90E+03	2,97E+03	2,91E+03
	STD	6,82E+00	7,33E+01	1,75E+02	4,23E+01	1,31E+01	8,76E+01	1,54E+01
	MAX	2,92E+03	3,34E+03	3,70E+03	3,14E+03	2,94E+03	3,20E+03	2,95E+03
	MIN	2,88E+03	3,03E+03	2,89E+03	2,93E+03	2,88E+03	2,89E+03	2,89E+03
F26	ORT	4,09E+03	8,61E+03	6,02E+03	4,69E+03	4,14E+03	5,10E+03	4,82E+03
	STD	1,24E+02	9,87E+02	7,38E+02	3,37E+02	5,60E+02	6,98E+02	2,39E+02
	MAX	4,32E+03	1,01E+04	7,06E+03	5,43E+03	4,83E+03	5,71E+03	5,32E+03
	MIN	3,75E+03	5,38E+03	3,95E+03	3,83E+03	2,80E+03	2,96E+03	4,30E+03
F27	ORT	3,22E+03	3,42E+03	3,33E+03	3,26E+03	3,22E+03	3,24E+03	3,26E+03
	STD	9,71E+00	8,64E+01	7,01E+01	2,42E+01	1,15E+01	2,09E+01	1,94E+01
	MAX	3,24E+03	3,67E+03	3,53E+03	3,32E+03	3,24E+03	3,32E+03	3,29E+03
	MIN	3,20E+03	3,27E+03	3,25E+03	3,24E+03	3,20E+03	3,21E+03	3,20E+03
F28	ORT	3,26E+03	3,60E+03	4,08E+03	3,42E+03	3,24E+03	3,34E+03	3,32E+03
	STD	3,03E+01	1,41E+02	8,61E+02	5,64E+01	2,46E+01	1,40E+02	3,21E+01
	MAX	3,34E+03	4,04E+03	6,39E+03	3,54E+03	3,30E+03	3,70E+03	3,42E+03
	MIN	3,22E+03	3,38E+03	3,34E+03	3,31E+03	3,21E+03	3,22E+03	3,27E+03
F29	ORT	3,57E+03	5,27E+03	4,00E+03	3,87E+03	3,70E+03	4,10E+03	3,84E+03
	STD	1,42E+02	5,10E+02	2,63E+02	1,87E+02	2,00E+02	2,45E+02	1,88E+02
	MAX	3,91E+03	6,46E+03	4,69E+03	4,21E+03	4,16E+03	4,60E+03	4,24E+03
	MIN	3,42E+03	4,56E+03	3,53E+03	3,51E+03	3,41E+03	3,67E+03	3,41E+03
F30	ORT	1,33E+04	4,59E+07	6,78E+06	1,05E+07	1,57E+04	3,92E+05	4,37E+04
	STD	5,81E+03	2,97E+07	8,77E+06	8,41E+06	1,55E+04	5,62E+05	4,79E+04
	MAX	2,68E+04	1,18E+08	4,15E+07	3,22E+07	8,88E+04	2,88E+06	2,48E+05
	MIN	6,80E+03	2,25E+06	2,73E+04	1,26E+06	6,37E+03	1,81E+04	1,04E+04
Friedman Sıralama		1,55	6,69	5,66	4,66	1,86	4,31	3,28
Final Sıralama		1	7	6	5	2	4	3

Çizelge 5.4. 100 popülasyon ve 30 boyut problemlerde elde edilen sonuçlar

Fonksiyon		SO-PSO	WOA	PSO	GWO	EO	LSHADE	SO
F1	ORT	2,03E+04	5,71E+08	6,05E+09	9,48E+08	3,67E+03	1,79E+08	5,57E+04
	STD	2,62E+04	2,30E+08	2,63E+09	7,87E+08	4,37E+03	3,92E+08	4,05E+04
	MAX	1,15E+05	9,76E+08	1,07E+10	3,04E+09	1,57E+04	1,40E+09	1,58E+05
	MIN	4,53E+02	1,89E+08	6,52E+08	7,17E+07	1,43E+02	2,56E+02	7,02E+03
F2	ORT	8,83E+15	1,44E+31	6,71E+32	3,89E+30	9,91E+13	9,30E+25	2,80E+18
	STD	4,64E+16	7,86E+31	3,48E+33	2,12E+31	2,98E+14	4,50E+26	6,89E+18
	MAX	2,54E+17	4,31E+32	1,91E+34	1,16E+32	1,37E+15	2,47E+27	3,75E+19
	MIN	5,06E+09	3,15E+23	2,26E+17	7,34E+17	3,09E+10	3,64E+15	1,41E+13
F3	ORT	1,83E+04	2,22E+05	6,75E+04	3,94E+04	1,53E+04	7,77E+04	5,72E+04
	STD	6,50E+03	4,96E+04	2,09E+04	1,23E+04	6,33E+03	2,55E+04	6,90E+03
	MAX	3,26E+04	3,23E+05	1,15E+05	6,82E+04	3,14E+04	1,20E+05	6,83E+04
	MIN	7,99E+03	1,22E+05	1,58E+04	1,80E+04	5,91E+03	7,50E+03	3,78E+04
F4	ORT	5,02E+02	6,92E+02	1,09E+03	5,57E+02	4,96E+02	5,20E+02	5,04E+02
	STD	1,39E+01	7,29E+01	5,04E+02	3,38E+01	2,87E+01	4,52E+01	2,18E+01
	MAX	5,20E+02	9,30E+02	2,65E+03	6,18E+02	5,18E+02	6,89E+02	5,46E+02
	MIN	4,86E+02	5,55E+02	5,51E+02	4,98E+02	4,04E+02	4,59E+02	4,68E+02
F5	ORT	5,36E+02	8,26E+02	6,34E+02	5,88E+02	5,64E+02	6,72E+02	5,37E+02
	STD	1,26E+01	5,88E+01	3,15E+01	1,87E+01	1,82E+01	3,29E+01	1,62E+01
	MAX	5,76E+02	9,18E+02	7,29E+02	6,33E+02	6,08E+02	7,27E+02	5,98E+02
	MIN	5,20E+02	7,41E+02	5,79E+02	5,52E+02	5,30E+02	5,98E+02	5,16E+02
F6	ORT	6,00E+02	6,74E+02	6,11E+02	6,06E+02	6,00E+02	6,01E+02	6,00E+02
	STD	7,16E-02	1,24E+01	6,48E+00	2,38E+00	1,13E-01	2,01E+00	1,46E-01
	MAX	6,00E+02	6,99E+02	6,27E+02	6,10E+02	6,01E+02	6,10E+02	6,01E+02
	MIN	6,00E+02	6,47E+02	6,03E+02	6,02E+02	6,00E+02	6,00E+02	6,00E+02
F7	ORT	7,67E+02	1,25E+03	8,78E+02	8,70E+02	7,99E+02	8,94E+02	8,28E+02
	STD	1,68E+01	7,96E+01	6,07E+01	5,60E+01	2,08E+01	2,91E+01	3,90E+01
	MAX	7,97E+02	1,36E+03	1,08E+03	9,90E+02	8,48E+02	9,40E+02	9,21E+02
	MIN	7,41E+02	1,09E+03	8,03E+02	8,07E+02	7,71E+02	8,32E+02	7,67E+02
F8	ORT	8,32E+02	1,03E+03	9,18E+02	8,93E+02	8,66E+02	9,55E+02	8,39E+02
	STD	1,08E+01	6,09E+01	3,82E+01	3,53E+01	2,13E+01	3,28E+01	9,37E+00
	MAX	8,62E+02	1,15E+03	9,92E+02	1,03E+03	9,36E+02	1,02E+03	8,59E+02
	MIN	8,19E+02	9,30E+02	8,63E+02	8,55E+02	8,26E+02	8,85E+02	8,25E+02
F9	ORT	9,01E+02	9,43E+03	3,20E+03	1,53E+03	9,11E+02	1,03E+03	9,26E+02
	STD	5,92E-01	3,47E+03	1,71E+03	3,84E+02	1,42E+01	5,87E+02	3,08E+01
	MAX	9,03E+02	1,77E+04	7,31E+03	2,54E+03	9,68E+02	4,13E+03	1,01E+03
	MIN	9,00E+02	4,83E+03	1,06E+03	1,03E+03	9,01E+02	9,00E+02	9,01E+02
F10	ORT	4,82E+03	6,53E+03	5,21E+03	4,65E+03	4,56E+03	7,55E+03	6,95E+03
	STD	8,99E+02	8,05E+02	9,69E+02	1,27E+03	9,14E+02	8,50E+02	1,36E+03
	MAX	7,53E+03	8,15E+03	7,96E+03	8,18E+03	6,42E+03	8,71E+03	8,41E+03
	MIN	3,48E+03	5,23E+03	3,45E+03	3,16E+03	2,38E+03	5,57E+03	3,50E+03

Çizelge 5.4.(devam) 100 popülasyon ve 30 boyut problemlerde elde edilen sonuçlar

F11	ORT	1,24E+03	4,68E+03	1,42E+03	1,56E+03	1,17E+03	1,27E+03	1,25E+03
	STD	5,17E+01	2,54E+03	1,13E+02	5,70E+02	3,06E+01	9,72E+01	6,63E+01
	MAX	1,35E+03	1,15E+04	1,80E+03	4,28E+03	1,23E+03	1,71E+03	1,43E+03
	MIN	1,13E+03	1,82E+03	1,21E+03	1,27E+03	1,12E+03	1,16E+03	1,15E+03
F12	ORT	9,14E+04	1,64E+08	3,90E+08	4,97E+07	4,22E+05	7,67E+06	7,13E+05
	STD	6,62E+04	1,12E+08	4,40E+08	4,61E+07	4,17E+05	2,11E+07	1,08E+06
	MAX	2,79E+05	4,35E+08	1,71E+09	1,94E+08	1,71E+06	1,11E+08	5,70E+06
	MIN	2,37E+04	1,43E+07	4,01E+06	5,24E+06	4,07E+04	1,37E+05	4,71E+04
F13	ORT	2,15E+04	6,70E+05	5,61E+07	9,99E+05	1,65E+04	1,74E+05	1,81E+04
	STD	1,78E+04	5,40E+05	1,92E+08	4,55E+06	1,34E+04	4,78E+05	1,44E+04
	MAX	6,63E+04	2,57E+06	1,06E+09	2,50E+07	5,29E+04	2,64E+06	5,59E+04
	MIN	4,14E+03	1,27E+05	6,81E+04	5,91E+04	2,86E+03	4,87E+03	3,83E+03
F14	ORT	9,01E+03	1,79E+06	7,56E+04	3,72E+05	4,02E+04	1,62E+04	3,25E+04
	STD	8,35E+03	1,56E+06	7,90E+04	5,82E+05	3,74E+04	2,29E+04	8,60E+04
	MAX	3,67E+04	5,51E+06	2,26E+05	2,64E+06	1,58E+05	8,97E+04	4,82E+05
	MIN	1,92E+03	1,28E+04	2,84E+03	3,41E+03	5,28E+03	1,49E+03	2,02E+03
F15	ORT	6,84E+03	2,52E+05	7,22E+04	3,82E+05	7,71E+03	2,09E+04	5,87E+03
	STD	5,75E+03	2,82E+05	5,91E+04	9,56E+05	1,08E+04	5,64E+04	4,73E+03
	MAX	2,48E+04	1,17E+06	2,44E+05	4,30E+06	4,31E+04	2,96E+05	2,01E+04
	MIN	1,79E+03	4,98E+04	3,64E+03	1,85E+04	1,62E+03	1,87E+03	1,74E+03
F16	ORT	2,20E+03	4,02E+03	2,72E+03	2,60E+03	2,34E+03	2,84E+03	2,44E+03
	STD	2,61E+02	5,81E+02	2,97E+02	3,90E+02	3,33E+02	2,97E+02	3,93E+02
	MAX	2,75E+03	5,44E+03	3,32E+03	3,65E+03	2,95E+03	3,46E+03	3,34E+03
	MIN	1,85E+03	3,02E+03	2,17E+03	1,97E+03	1,73E+03	2,13E+03	1,75E+03
F17	ORT	1,88E+03	2,70E+03	2,20E+03	1,99E+03	1,90E+03	2,02E+03	1,96E+03
	STD	1,00E+02	2,22E+02	1,87E+02	1,58E+02	1,60E+02	1,45E+02	1,11E+02
	MAX	2,15E+03	3,13E+03	2,66E+03	2,43E+03	2,31E+03	2,33E+03	2,12E+03
	MIN	1,77E+03	2,31E+03	1,88E+03	1,77E+03	1,74E+03	1,83E+03	1,75E+03
F18	ORT	2,22E+05	8,10E+06	1,28E+06	1,41E+06	2,63E+05	2,92E+05	5,86E+05
	STD	1,58E+05	8,48E+06	1,29E+06	1,75E+06	2,74E+05	2,93E+05	7,70E+05
	MAX	6,36E+05	2,60E+07	5,31E+06	7,52E+06	1,29E+06	1,09E+06	4,04E+06
	MIN	3,80E+04	1,39E+05	1,68E+05	6,82E+04	5,12E+04	6,41E+03	8,24E+04
F19	ORT	8,20E+03	7,19E+06	1,02E+07	7,82E+05	7,90E+03	3,00E+04	7,38E+03
	STD	5,96E+03	6,91E+06	3,47E+07	1,27E+06	7,88E+03	5,14E+04	6,28E+03
	MAX	2,22E+04	2,68E+07	1,79E+08	6,71E+06	3,85E+04	2,26E+05	3,45E+04
	MIN	2,15E+03	9,68E+04	3,87E+03	1,93E+04	1,99E+03	1,97E+03	2,05E+03
F20	ORT	2,26E+03	2,82E+03	2,45E+03	2,38E+03	2,27E+03	2,47E+03	2,29E+03
	STD	1,58E+02	2,30E+02	1,79E+02	1,87E+02	1,91E+02	1,35E+02	1,87E+02
	MAX	2,69E+03	3,23E+03	2,69E+03	2,99E+03	2,76E+03	2,76E+03	2,58E+03
	MIN	2,07E+03	2,39E+03	2,12E+03	2,16E+03	2,04E+03	2,24E+03	2,04E+03

Çizelge 5.4.(devam) 100 popülasyon ve 30 boyut problemlerde elde edilen sonuçlar

F21	ORT	2,34E+03	2,58E+03	2,44E+03	2,38E+03	2,35E+03	2,45E+03	2,34E+03
	STD	1,06E+01	6,18E+01	3,07E+01	2,06E+01	1,48E+01	3,06E+01	1,43E+01
	MAX	2,36E+03	2,72E+03	2,52E+03	2,43E+03	2,40E+03	2,50E+03	2,38E+03
	MIN	2,32E+03	2,46E+03	2,38E+03	2,35E+03	2,33E+03	2,38E+03	2,32E+03
F22	ORT	4,07E+03	6,50E+03	5,30E+03	4,72E+03	3,67E+03	2,33E+03	5,15E+03
	STD	1,98E+03	2,39E+03	1,82E+03	1,63E+03	1,91E+03	4,88E+01	2,99E+03
	MAX	6,97E+03	9,01E+03	7,92E+03	9,55E+03	7,49E+03	2,48E+03	9,46E+03
	MIN	2,30E+03	2,37E+03	2,62E+03	2,44E+03	2,30E+03	2,30E+03	2,30E+03
F23	ORT	2,69E+03	3,07E+03	2,90E+03	2,75E+03	2,70E+03	2,81E+03	2,70E+03
	STD	1,26E+01	9,46E+01	5,95E+01	4,67E+01	2,00E+01	3,51E+01	1,34E+01
	MAX	2,72E+03	3,22E+03	3,01E+03	2,90E+03	2,77E+03	2,87E+03	2,74E+03
	MIN	2,67E+03	2,92E+03	2,80E+03	2,70E+03	2,68E+03	2,71E+03	2,68E+03
F24	ORT	2,87E+03	3,20E+03	3,12E+03	2,92E+03	2,88E+03	2,99E+03	2,91E+03
	STD	1,47E+01	9,82E+01	6,79E+01	5,05E+01	1,45E+01	3,11E+01	4,68E+01
	MAX	2,90E+03	3,35E+03	3,30E+03	3,05E+03	2,90E+03	3,04E+03	3,01E+03
	MIN	2,84E+03	3,01E+03	3,01E+03	2,85E+03	2,85E+03	2,93E+03	2,85E+03
F25	ORT	2,89E+03	3,05E+03	3,01E+03	2,97E+03	2,89E+03	2,92E+03	2,89E+03
	STD	8,89E-01	5,25E+01	9,19E+01	3,55E+01	4,79E+00	5,21E+01	1,06E+01
	MAX	2,89E+03	3,14E+03	3,22E+03	3,07E+03	2,91E+03	3,08E+03	2,93E+03
	MIN	2,89E+03	2,91E+03	2,89E+03	2,90E+03	2,88E+03	2,89E+03	2,89E+03
F26	ORT	4,10E+03	7,93E+03	5,64E+03	4,57E+03	4,15E+03	4,67E+03	4,27E+03
	STD	1,63E+02	1,04E+03	9,33E+02	4,12E+02	3,07E+02	8,19E+02	1,55E+02
	MAX	4,47E+03	1,02E+04	7,81E+03	5,67E+03	4,91E+03	5,80E+03	4,52E+03
	MIN	3,83E+03	6,26E+03	3,79E+03	3,66E+03	2,90E+03	3,15E+03	3,89E+03
F27	ORT	3,21E+03	3,43E+03	3,30E+03	3,25E+03	3,22E+03	3,23E+03	3,24E+03
	STD	1,03E+01	1,21E+02	4,21E+01	1,58E+01	8,23E+00	1,15E+01	1,17E+01
	MAX	3,24E+03	3,78E+03	3,42E+03	3,29E+03	3,23E+03	3,27E+03	3,27E+03
	MIN	3,20E+03	3,25E+03	3,23E+03	3,22E+03	3,20E+03	3,21E+03	3,21E+03
F28	ORT	3,25E+03	3,47E+03	3,72E+03	3,40E+03	3,21E+03	3,29E+03	3,28E+03
	STD	2,36E+01	1,04E+02	3,97E+02	7,12E+01	1,87E+01	7,40E+01	1,76E+01
	MAX	3,29E+03	3,78E+03	4,86E+03	3,58E+03	3,26E+03	3,52E+03	3,32E+03
	MIN	3,21E+03	3,31E+03	3,33E+03	3,29E+03	3,20E+03	3,20E+03	3,24E+03
F29	ORT	3,54E+03	5,22E+03	3,91E+03	3,83E+03	3,56E+03	3,95E+03	3,60E+03
	STD	1,13E+02	3,66E+02	1,80E+02	1,64E+02	1,22E+02	1,62E+02	1,27E+02
	MAX	3,76E+03	5,81E+03	4,42E+03	4,19E+03	3,84E+03	4,27E+03	3,86E+03
	MIN	3,36E+03	4,47E+03	3,62E+03	3,58E+03	3,41E+03	3,72E+03	3,39E+03
F30	ORT	1,04E+04	3,48E+07	4,64E+06	6,79E+06	9,79E+03	2,99E+05	1,12E+04
	STD	6,48E+03	3,09E+07	6,61E+06	5,01E+06	4,55E+03	4,46E+05	4,91E+03
	MAX	3,97E+04	1,22E+08	2,59E+07	1,73E+07	2,18E+04	2,41E+06	2,74E+04
	MIN	5,31E+03	2,49E+06	7,93E+04	4,75E+05	5,61E+03	1,26E+04	6,78E+03
Friedman Sıralama		1,59	6,62	5,69	4,69	1,90	4,55	2,97
Final Sıralama		1	7	6	5	2	4	3

Algoritmaların 30 boyutlu problemler üzerinde elde ettikleri sonuçlar incelendiğinde, SO-PSO, F1, F10, F11, F15, F22 ve F28 dışındaki problemde Friedman sıralamasında birinci sırada yer aldığı görülmektedir. Bu, SO-PSO yönteminin optimizasyon problemlerini çözmedeki güçlü bir yöntem olduğunu göstermektedir. EO algoritması sıklıkla ikinci konumda bulunmakla birlikte SO-PSO'nun ulaştığı başarı derecesine ulaşamamaktadır. Problem türüne göre yorumlandığında MM, HY ve CP problemlerinde SO-PSO diğer algoritmaları geride bırakırken, UM problemlerinde EO'nun performansı SO-PSO'dan daha yüksektir. Genel olarak sonuçlar, SO-PSO'nun çok çeşitli sorun alanlarında tutarlı ve yüksek kaliteli çözümler sunabilen oldukça etkili bir optimizasyon yaklaşımı olduğunu göstermektedir.

Algoritmaların 50 boyutlu problemler üzerinde 30, 50 ve 100 popülasyon ile gerçekleştirdiği arama işlemlerinde ulaştığı sonuçlar sırası ile Çizelge 5.5, 5.6 ve 5.7'de gösterilmiştir.

Çizelge 5.5. 30 popülasyon ve 50 boyut problemlerde elde edilen sonuçlar

Fonksiyon		SO-PSO	WOA	PSO	GWO	EO	LSHADE	SO
F1	ORT	1,16E+07	2,12E+10	3,67E+10	1,13E+10	5,84E+07	7,95E+09	7,33E+08
	STD	4,66E+06	5,86E+09	1,19E+10	4,66E+09	1,24E+08	9,59E+09	5,33E+08
	MAX	1,90E+07	3,99E+10	6,38E+10	2,43E+10	7,02E+08	4,11E+10	2,62E+09
	MIN	3,56E+06	1,27E+10	1,52E+10	3,60E+09	1,02E+07	3,00E+06	1,84E+08
F2	ORT	3,48E+45	2,05E+77	4,39E+71	2,71E+55	5,95E+42	2,08E+60	5,14E+55
	STD	1,35E+46	8,53E+77	2,37E+72	1,47E+56	2,50E+43	8,97E+60	2,82E+56
	MAX	7,26E+46	4,48E+78	1,30E+73	8,04E+56	1,32E+44	4,73E+61	1,54E+57
	MIN	2,78E+35	3,71E+60	1,59E+52	1,62E+44	3,77E+33	9,85E+37	1,18E+43
F3	ORT	1,75E+05	3,02E+05	3,60E+05	1,78E+05	1,74E+05	1,83E+05	1,64E+05
	STD	3,39E+04	9,41E+04	8,81E+04	3,06E+04	3,49E+04	5,67E+04	1,61E+04
	MAX	2,48E+05	5,80E+05	5,55E+05	2,42E+05	2,48E+05	2,74E+05	1,96E+05
	MIN	9,43E+04	1,61E+05	2,21E+05	1,29E+05	1,09E+05	7,30E+04	1,34E+05
F4	ORT	6,46E+02	4,85E+03	5,24E+03	1,69E+03	6,48E+02	1,28E+03	8,40E+02
	STD	5,34E+01	1,71E+03	2,60E+03	5,87E+02	8,65E+01	1,14E+03	1,21E+02
	MAX	7,68E+02	1,02E+04	1,26E+04	3,34E+03	9,11E+02	5,69E+03	1,20E+03
	MIN	5,15E+02	2,76E+03	1,74E+03	8,90E+02	5,15E+02	5,88E+02	6,74E+02
F5	ORT	6,40E+02	1,11E+03	8,26E+02	7,59E+02	7,31E+02	8,85E+02	7,17E+02
	STD	3,24E+01	8,29E+01	4,75E+01	3,43E+01	4,95E+01	4,98E+01	3,30E+01
	MAX	7,12E+02	1,34E+03	9,55E+02	8,20E+02	8,58E+02	9,78E+02	8,03E+02
	MIN	5,90E+02	9,43E+02	7,47E+02	6,77E+02	6,56E+02	7,78E+02	6,70E+02
F6	ORT	6,05E+02	7,01E+02	6,39E+02	6,25E+02	6,09E+02	6,14E+02	6,31E+02
	STD	3,08E+00	1,41E+01	8,68E+00	7,02E+00	4,33E+00	1,13E+01	5,93E+00
	MAX	6,15E+02	7,33E+02	6,57E+02	6,41E+02	6,20E+02	6,37E+02	6,43E+02
	MIN	6,01E+02	6,78E+02	6,23E+02	6,14E+02	6,03E+02	6,01E+02	6,19E+02
F7	ORT	9,61E+02	1,90E+03	1,47E+03	1,18E+03	1,08E+03	1,22E+03	1,21E+03
	STD	4,73E+01	1,19E+02	2,17E+02	7,94E+01	9,72E+01	6,88E+01	6,89E+01
	MAX	1,06E+03	2,22E+03	2,07E+03	1,37E+03	1,38E+03	1,41E+03	1,35E+03
	MIN	8,59E+02	1,64E+03	1,13E+03	1,07E+03	9,44E+02	1,13E+03	1,11E+03
F8	ORT	9,45E+02	1,39E+03	1,15E+03	1,06E+03	1,06E+03	1,19E+03	1,02E+03
	STD	3,53E+01	6,37E+01	5,16E+01	3,70E+01	4,56E+01	5,62E+01	3,50E+01
	MAX	1,04E+03	1,50E+03	1,30E+03	1,14E+03	1,16E+03	1,29E+03	1,09E+03
	MIN	8,97E+02	1,30E+03	1,05E+03	9,95E+02	9,93E+02	1,06E+03	9,47E+02
F9	ORT	2,17E+03	3,58E+04	1,86E+04	1,28E+04	4,98E+03	5,79E+03	7,67E+03
	STD	7,47E+02	9,33E+03	7,96E+03	4,35E+03	1,97E+03	4,26E+03	3,48E+03
	MAX	4,18E+03	5,63E+04	4,02E+04	2,29E+04	9,58E+03	1,74E+04	1,88E+04
	MIN	1,30E+03	2,21E+04	6,42E+03	5,86E+03	1,84E+03	1,24E+03	2,68E+03
F10	ORT	1,17E+04	1,34E+04	1,03E+04	8,83E+03	9,94E+03	1,39E+04	9,65E+03
	STD	1,58E+03	7,02E+02	1,98E+03	2,59E+03	1,41E+03	1,38E+03	2,63E+03
	MAX	1,42E+04	1,45E+04	1,46E+04	1,60E+04	1,31E+04	1,57E+04	1,45E+04
	MIN	8,50E+03	1,15E+04	7,51E+03	5,65E+03	6,29E+03	1,10E+04	5,40E+03

Çizelge 5.5.(devam) 30 popülasyon ve 50 boyut problemlerde elde edilen sonuçlar

F11	ORT	2,08E+03	9,08E+03	3,70E+03	7,88E+03	1,77E+03	3,05E+03	3,66E+03
	STD	8,28E+02	2,25E+03	2,20E+03	2,96E+03	2,67E+02	1,93E+03	9,81E+02
	MAX	6,09E+03	1,44E+04	9,40E+03	1,37E+04	2,49E+03	1,05E+04	5,63E+03
	MIN	1,57E+03	4,77E+03	1,72E+03	2,70E+03	1,45E+03	1,56E+03	2,03E+03
F12	ORT	1,51E+07	4,52E+09	8,69E+09	1,33E+09	1,72E+07	9,35E+08	7,76E+07
	STD	1,03E+07	1,49E+09	5,13E+09	2,08E+09	1,11E+07	1,55E+09	4,35E+07
	MAX	3,92E+07	7,31E+09	1,81E+10	1,09E+10	4,51E+07	5,95E+09	2,00E+08
	MIN	4,74E+06	2,10E+09	1,96E+08	6,64E+07	3,36E+06	8,99E+06	1,66E+07
F13	ORT	4,44E+04	5,29E+08	3,37E+09	2,67E+08	2,50E+04	8,43E+06	2,79E+05
	STD	3,48E+04	2,78E+08	3,84E+09	2,11E+08	1,30E+04	2,46E+07	2,85E+05
	MAX	1,89E+05	1,27E+09	1,42E+10	1,01E+09	6,48E+04	1,29E+08	1,21E+06
	MIN	1,55E+04	7,96E+07	9,39E+06	8,45E+05	9,01E+03	1,95E+03	3,08E+04
F14	ORT	2,08E+05	8,84E+06	3,27E+06	1,54E+06	6,54E+05	4,12E+05	5,95E+05
	STD	1,90E+05	7,26E+06	3,79E+06	2,39E+06	4,79E+05	4,07E+05	5,32E+05
	MAX	1,09E+06	3,84E+07	1,71E+07	9,96E+06	2,29E+06	1,66E+06	1,94E+06
	MIN	2,32E+04	1,69E+06	2,36E+05	8,23E+04	9,07E+04	4,94E+03	4,76E+04
F15	ORT	1,54E+04	1,55E+08	1,78E+08	2,29E+07	1,71E+04	3,99E+05	3,93E+04
	STD	7,17E+03	3,76E+08	5,45E+08	2,70E+07	6,29E+03	1,28E+06	3,01E+04
	MAX	2,83E+04	2,07E+09	2,86E+09	8,18E+07	3,35E+04	6,99E+06	1,57E+05
	MIN	3,17E+03	7,44E+06	6,01E+04	4,90E+04	5,12E+03	7,32E+03	9,38E+03
F16	ORT	3,36E+03	6,40E+03	4,34E+03	3,51E+03	3,32E+03	4,39E+03	3,49E+03
	STD	5,93E+02	1,05E+03	5,49E+02	5,62E+02	5,27E+02	6,27E+02	3,61E+02
	MAX	4,67E+03	8,42E+03	5,52E+03	5,19E+03	4,31E+03	5,51E+03	4,03E+03
	MIN	2,21E+03	4,35E+03	3,44E+03	2,64E+03	2,31E+03	3,27E+03	2,83E+03
F17	ORT	3,15E+03	4,80E+03	3,90E+03	3,06E+03	3,10E+03	3,58E+03	3,22E+03
	STD	3,74E+02	6,36E+02	4,76E+02	3,29E+02	3,48E+02	3,11E+02	2,97E+02
	MAX	4,08E+03	6,33E+03	4,69E+03	3,80E+03	3,72E+03	4,20E+03	3,81E+03
	MIN	2,63E+03	3,66E+03	2,37E+03	2,27E+03	2,58E+03	2,98E+03	2,63E+03
F18	ORT	2,44E+06	5,55E+07	1,86E+07	1,44E+07	3,69E+06	5,47E+06	4,95E+06
	STD	2,20E+06	3,44E+07	4,08E+07	1,97E+07	2,83E+06	4,08E+06	2,92E+06
	MAX	7,71E+06	1,16E+08	1,99E+08	8,62E+07	1,29E+07	1,73E+07	1,22E+07
	MIN	2,61E+05	3,44E+06	2,54E+05	9,71E+05	6,01E+05	3,09E+05	6,07E+05
F19	ORT	1,96E+04	1,32E+07	1,38E+08	2,12E+07	2,12E+04	1,03E+06	1,16E+05
	STD	1,32E+04	1,52E+07	3,47E+08	6,06E+07	8,69E+03	5,18E+06	2,11E+05
	MAX	5,05E+04	8,30E+07	1,43E+09	2,63E+08	3,96E+04	2,85E+07	1,15E+06
	MIN	2,27E+03	1,96E+06	9,12E+05	1,51E+05	4,26E+03	1,45E+04	2,51E+03
F20	ORT	3,18E+03	4,06E+03	3,58E+03	3,30E+03	3,21E+03	3,79E+03	3,26E+03
	STD	4,20E+02	3,29E+02	4,16E+02	4,27E+02	2,76E+02	2,74E+02	3,35E+02
	MAX	3,96E+03	4,64E+03	4,37E+03	4,20E+03	3,63E+03	4,21E+03	4,02E+03
	MIN	2,27E+03	3,53E+03	2,86E+03	2,81E+03	2,61E+03	3,36E+03	2,75E+03

Çizelge 5.5.(devam) 30 popülasyon ve 50 boyut problemlerde elde edilen sonuçlar

F21	ORT	2,46E+03	3,08E+03	2,67E+03	2,55E+03	2,52E+03	2,68E+03	2,52E+03
	STD	3,35E+01	1,10E+02	6,83E+01	5,57E+01	4,55E+01	5,07E+01	4,50E+01
	MAX	2,54E+03	3,41E+03	2,81E+03	2,77E+03	2,59E+03	2,77E+03	2,62E+03
	MIN	2,40E+03	2,87E+03	2,55E+03	2,46E+03	2,43E+03	2,57E+03	2,45E+03
F22	ORT	1,22E+04	1,49E+04	1,18E+04	1,01E+04	1,06E+04	1,46E+04	1,16E+04
	STD	1,80E+03	1,16E+03	1,89E+03	2,58E+03	2,95E+03	2,98E+03	2,83E+03
	MAX	1,60E+04	1,70E+04	1,65E+04	1,78E+04	1,33E+04	1,72E+04	1,65E+04
	MIN	9,44E+03	1,23E+04	9,13E+03	7,20E+03	2,34E+03	3,81E+03	7,14E+03
F23	ORT	2,92E+03	3,86E+03	3,61E+03	3,06E+03	2,94E+03	3,17E+03	3,10E+03
	STD	3,68E+01	2,15E+02	1,65E+02	7,57E+01	5,43E+01	6,92E+01	4,48E+01
	MAX	3,00E+03	4,38E+03	3,87E+03	3,25E+03	3,04E+03	3,29E+03	3,22E+03
	MIN	2,84E+03	3,41E+03	3,27E+03	2,93E+03	2,84E+03	3,05E+03	3,02E+03
F24	ORT	3,11E+03	3,99E+03	3,78E+03	3,23E+03	3,08E+03	3,31E+03	3,22E+03
	STD	5,24E+01	1,52E+02	1,59E+02	1,03E+02	4,37E+01	6,66E+01	6,53E+01
	MAX	3,29E+03	4,31E+03	4,03E+03	3,51E+03	3,18E+03	3,47E+03	3,36E+03
	MIN	3,01E+03	3,68E+03	3,46E+03	3,10E+03	2,98E+03	3,22E+03	3,12E+03
F25	ORT	3,14E+03	5,16E+03	4,77E+03	3,75E+03	3,19E+03	3,83E+03	3,36E+03
	STD	5,02E+01	4,93E+02	1,67E+03	3,18E+02	5,30E+01	7,94E+02	1,73E+02
	MAX	3,24E+03	6,45E+03	1,18E+04	4,86E+03	3,32E+03	5,77E+03	3,87E+03
	MIN	3,04E+03	4,25E+03	3,27E+03	3,35E+03	3,08E+03	3,06E+03	3,13E+03
F26	ORT	5,54E+03	1,52E+04	1,15E+04	7,24E+03	5,95E+03	7,88E+03	8,08E+03
	STD	3,91E+02	1,71E+03	2,33E+03	6,45E+02	8,13E+02	1,36E+03	6,91E+02
	MAX	6,39E+03	1,87E+04	1,68E+04	8,89E+03	7,65E+03	1,06E+04	9,21E+03
	MIN	5,05E+03	1,12E+04	7,71E+03	5,71E+03	3,87E+03	3,73E+03	6,42E+03
F27	ORT	3,59E+03	4,84E+03	4,05E+03	3,74E+03	3,43E+03	3,57E+03	3,89E+03
	STD	9,77E+01	5,60E+02	2,03E+02	1,28E+02	7,42E+01	1,32E+02	1,44E+02
	MAX	3,87E+03	6,07E+03	4,48E+03	4,05E+03	3,63E+03	3,96E+03	4,18E+03
	MIN	3,41E+03	4,17E+03	3,65E+03	3,45E+03	3,29E+03	3,42E+03	3,65E+03
F28	ORT	3,72E+03	5,93E+03	8,24E+03	4,68E+03	3,51E+03	4,57E+03	4,26E+03
	STD	2,04E+02	5,32E+02	2,18E+03	4,44E+02	5,58E+01	1,03E+03	3,83E+02
	MAX	4,19E+03	7,26E+03	1,28E+04	5,68E+03	3,61E+03	7,35E+03	4,87E+03
	MIN	3,43E+03	5,05E+03	3,54E+03	3,89E+03	3,42E+03	3,46E+03	3,50E+03
F29	ORT	4,25E+03	9,48E+03	5,83E+03	4,98E+03	4,47E+03	5,07E+03	5,09E+03
	STD	3,44E+02	1,93E+03	9,78E+02	4,26E+02	3,87E+02	3,31E+02	4,01E+02
	MAX	4,98E+03	1,46E+04	8,66E+03	6,02E+03	5,23E+03	5,86E+03	5,95E+03
	MIN	3,73E+03	6,17E+03	4,29E+03	4,32E+03	3,62E+03	4,41E+03	4,42E+03
F30	ORT	2,79E+06	2,89E+08	3,11E+08	1,69E+08	1,71E+06	3,65E+07	1,58E+07
	STD	1,05E+06	1,01E+08	4,24E+08	8,11E+07	5,02E+05	4,92E+07	7,37E+06
	MAX	5,80E+06	5,23E+08	1,59E+09	4,81E+08	2,82E+06	2,19E+08	2,87E+07
	MIN	1,52E+06	1,04E+08	6,56E+06	7,30E+07	7,50E+05	2,22E+06	6,17E+06
Friedman Sıralama		1,69	6,62	5,97	4,03	1,93	4,48	3,28
Final Sıralama		1	7	6	4	2	5	3

Çizelge 5.6. 50 popülasyon ve 50 boyut problemlerde elde edilen sonuçlar

Fonksiyon		SO-PSO	WOA	PSO	GWO	EO	LSHADE	SO
F1	ORT	3,96E+06	1,12E+10	2,78E+10	7,28E+09	3,50E+06	3,09E+09	4,86E+07
	STD	2,12E+06	3,55E+09	8,57E+09	3,19E+09	4,90E+06	5,54E+09	3,15E+07
	MAX	1,03E+07	1,91E+10	5,35E+10	1,37E+10	2,74E+07	1,87E+10	1,21E+08
	MIN	1,53E+06	6,10E+09	1,35E+10	1,28E+09	5,31E+05	1,70E+06	9,03E+06
F2	ORT	1,63E+45	6,79E+80	7,04E+71	3,05E+55	2,21E+38	1,14E+62	7,20E+50
	STD	7,67E+45	3,72E+81	3,14E+72	1,67E+56	4,94E+38	6,13E+62	3,24E+51
	MAX	4,20E+46	2,04E+82	1,68E+73	9,15E+56	2,13E+39	3,36E+63	1,75E+52
	MIN	1,87E+35	1,88E+57	1,25E+47	6,45E+41	5,80E+30	6,84E+36	7,15E+37
F3	ORT	1,41E+05	2,70E+05	3,17E+05	1,36E+05	1,27E+05	1,97E+05	1,49E+05
	STD	2,65E+04	8,90E+04	8,06E+04	2,41E+04	2,56E+04	3,83E+04	1,64E+04
	MAX	1,89E+05	4,90E+05	4,98E+05	1,96E+05	1,87E+05	2,73E+05	1,83E+05
	MIN	8,40E+04	1,58E+05	2,08E+05	8,51E+04	7,80E+04	1,27E+05	1,07E+05
F4	ORT	6,11E+02	2,92E+03	4,57E+03	1,27E+03	5,80E+02	1,06E+03	7,20E+02
	STD	3,94E+01	8,63E+02	2,13E+03	3,95E+02	5,42E+01	7,96E+02	5,98E+01
	MAX	6,94E+02	4,61E+03	9,27E+03	2,18E+03	6,91E+02	3,57E+03	8,46E+02
	MIN	5,28E+02	1,60E+03	1,17E+03	7,63E+02	4,46E+02	5,63E+02	6,22E+02
F5	ORT	6,04E+02	1,06E+03	8,10E+02	7,40E+02	6,84E+02	8,70E+02	6,43E+02
	STD	2,90E+01	8,08E+01	4,61E+01	5,49E+01	3,62E+01	4,80E+01	2,24E+01
	MAX	6,86E+02	1,30E+03	9,16E+02	9,49E+02	7,91E+02	9,49E+02	6,90E+02
	MIN	5,56E+02	9,47E+02	7,10E+02	6,79E+02	6,28E+02	7,40E+02	5,90E+02
F6	ORT	6,01E+02	6,94E+02	6,31E+02	6,19E+02	6,04E+02	6,08E+02	6,11E+02
	STD	3,58E-01	1,27E+01	7,56E+00	4,43E+00	1,63E+00	8,01E+00	3,01E+00
	MAX	6,02E+02	7,21E+02	6,47E+02	6,27E+02	6,08E+02	6,31E+02	6,16E+02
	MIN	6,01E+02	6,73E+02	6,12E+02	6,08E+02	6,02E+02	6,00E+02	6,04E+02
F7	ORT	8,73E+02	1,88E+03	1,35E+03	1,10E+03	1,01E+03	1,16E+03	1,04E+03
	STD	3,09E+01	9,39E+01	1,91E+02	6,30E+01	7,01E+01	4,68E+01	5,01E+01
	MAX	9,59E+02	2,04E+03	1,74E+03	1,30E+03	1,17E+03	1,22E+03	1,14E+03
	MIN	8,24E+02	1,64E+03	1,01E+03	1,01E+03	8,88E+02	1,07E+03	9,62E+02
F8	ORT	9,02E+02	1,34E+03	1,11E+03	1,03E+03	1,00E+03	1,19E+03	9,45E+02
	STD	2,32E+01	5,99E+01	6,45E+01	3,38E+01	5,01E+01	4,88E+01	2,57E+01
	MAX	9,53E+02	1,47E+03	1,30E+03	1,09E+03	1,10E+03	1,27E+03	1,01E+03
	MIN	8,67E+02	1,24E+03	1,01E+03	9,70E+02	9,16E+02	1,04E+03	8,93E+02
F9	ORT	9,54E+02	3,20E+04	2,04E+04	9,74E+03	2,99E+03	3,79E+03	3,25E+03
	STD	4,86E+01	8,36E+03	1,09E+04	4,33E+03	2,04E+03	3,55E+03	1,24E+03
	MAX	1,11E+03	5,00E+04	4,56E+04	2,19E+04	1,16E+04	1,40E+04	6,35E+03
	MIN	9,06E+02	2,26E+04	6,54E+03	4,98E+03	1,43E+03	9,66E+02	1,92E+03
F10	ORT	9,87E+03	1,26E+04	9,71E+03	9,13E+03	9,39E+03	1,36E+04	1,30E+04
	STD	1,28E+03	9,56E+02	1,90E+03	3,02E+03	1,40E+03	1,56E+03	2,01E+03
	MAX	1,31E+04	1,41E+04	1,41E+04	1,57E+04	1,13E+04	1,57E+04	1,51E+04
	MIN	7,04E+03	9,70E+03	6,55E+03	6,23E+03	6,43E+03	8,50E+03	7,40E+03

Çizelge 5.6.(devam) 50 popülasyon ve 50 boyut problemlerde elde edilen sonuçlar

F11	ORT	1,70E+03	6,14E+03	3,82E+03	5,54E+03	1,44E+03	2,24E+03	2,30E+03
	STD	1,36E+02	1,49E+03	4,55E+03	2,10E+03	7,81E+01	9,74E+02	4,84E+02
	MAX	2,02E+03	9,52E+03	2,43E+04	1,08E+04	1,71E+03	5,74E+03	3,55E+03
	MIN	1,51E+03	3,53E+03	1,60E+03	2,52E+03	1,30E+03	1,38E+03	1,64E+03
F12	ORT	7,05E+06	2,10E+09	7,53E+09	8,42E+08	6,58E+06	1,90E+08	2,28E+07
	STD	3,19E+06	8,91E+08	4,41E+09	1,05E+09	4,82E+06	3,86E+08	1,49E+07
	MAX	1,66E+07	4,68E+09	2,12E+10	4,32E+09	2,36E+07	1,80E+09	7,19E+07
	MIN	2,57E+06	9,17E+08	1,80E+09	4,57E+07	8,62E+05	9,01E+05	4,13E+06
F13	ORT	2,09E+04	1,49E+08	2,79E+09	2,06E+08	1,62E+04	3,75E+07	6,48E+04
	STD	9,29E+03	1,01E+08	2,29E+09	1,56E+08	1,03E+04	1,57E+08	4,81E+04
	MAX	3,92E+04	4,47E+08	8,18E+09	8,18E+08	4,76E+04	8,53E+08	2,33E+05
	MIN	6,86E+03	4,99E+07	1,27E+05	1,53E+06	3,19E+03	2,85E+03	1,39E+04
F14	ORT	9,28E+04	4,80E+06	2,05E+06	1,36E+06	4,05E+05	4,11E+05	3,73E+05
	STD	6,97E+04	4,92E+06	2,17E+06	1,62E+06	2,74E+05	4,81E+05	3,18E+05
	MAX	2,88E+05	2,44E+07	9,73E+06	5,49E+06	1,29E+06	1,83E+06	1,47E+06
	MIN	6,92E+03	2,07E+05	8,36E+04	4,11E+04	9,51E+04	1,68E+03	6,70E+04
F15	ORT	1,27E+04	2,25E+07	9,95E+07	2,03E+07	1,40E+04	1,51E+05	1,82E+04
	STD	7,89E+03	2,09E+07	2,49E+08	2,98E+07	7,17E+03	6,00E+05	1,11E+04
	MAX	3,21E+04	1,05E+08	9,29E+08	1,13E+08	2,36E+04	3,32E+06	5,89E+04
	MIN	3,28E+03	1,96E+06	2,73E+04	3,68E+04	2,31E+03	8,54E+03	5,00E+03
F16	ORT	3,12E+03	6,08E+03	4,36E+03	3,30E+03	3,17E+03	4,35E+03	3,57E+03
	STD	4,74E+02	7,95E+02	5,32E+02	5,19E+02	5,47E+02	5,17E+02	7,21E+02
	MAX	4,40E+03	7,56E+03	5,25E+03	5,28E+03	4,23E+03	5,15E+03	5,08E+03
	MIN	2,21E+03	4,73E+03	3,23E+03	2,44E+03	2,18E+03	3,14E+03	2,35E+03
F17	ORT	3,01E+03	4,31E+03	3,67E+03	3,05E+03	3,03E+03	3,43E+03	2,96E+03
	STD	2,59E+02	6,16E+02	4,40E+02	3,28E+02	3,69E+02	2,81E+02	3,16E+02
	MAX	3,51E+03	6,06E+03	4,90E+03	3,94E+03	3,71E+03	3,96E+03	3,96E+03
	MIN	2,49E+03	3,47E+03	2,76E+03	2,58E+03	2,25E+03	2,85E+03	2,45E+03
F18	ORT	1,70E+06	3,28E+07	1,02E+07	1,01E+07	2,59E+06	4,28E+06	3,66E+06
	STD	1,01E+06	2,46E+07	1,11E+07	1,44E+07	1,66E+06	4,04E+06	3,67E+06
	MAX	3,64E+06	9,43E+07	5,53E+07	5,95E+07	8,33E+06	2,00E+07	1,80E+07
	MIN	2,77E+05	3,82E+06	9,85E+05	2,91E+05	2,32E+05	3,89E+05	2,87E+05
F19	ORT	1,92E+04	1,68E+07	5,87E+07	9,44E+06	2,02E+04	3,55E+04	2,38E+04
	STD	1,28E+04	1,36E+07	2,27E+08	2,17E+07	1,25E+04	2,37E+04	1,34E+04
	MAX	4,34E+04	4,40E+07	1,25E+09	1,09E+08	4,45E+04	1,08E+05	4,56E+04
	MIN	2,64E+03	1,56E+06	1,53E+05	9,00E+04	2,43E+03	2,16E+03	3,36E+03
F20	ORT	3,11E+03	3,91E+03	3,32E+03	3,18E+03	2,99E+03	3,73E+03	3,40E+03
	STD	3,40E+02	3,73E+02	2,89E+02	4,78E+02	2,33E+02	3,40E+02	4,31E+02
	MAX	3,75E+03	4,66E+03	4,04E+03	4,47E+03	3,58E+03	4,23E+03	4,00E+03
	MIN	2,47E+03	3,16E+03	2,95E+03	2,57E+03	2,39E+03	3,20E+03	2,41E+03

Çizelge 5.6.(devam) 50 popülasyon ve 50 boyut problemlerde elde edilen sonuçlar

F21	ORT	2,41E+03	3,07E+03	2,64E+03	2,55E+03	2,48E+03	2,65E+03	2,45E+03
	STD	3,33E+01	1,05E+02	6,07E+01	7,44E+01	3,47E+01	4,77E+01	2,71E+01
	MAX	2,50E+03	3,36E+03	2,77E+03	2,81E+03	2,56E+03	2,76E+03	2,51E+03
	MIN	2,37E+03	2,87E+03	2,54E+03	2,45E+03	2,42E+03	2,57E+03	2,38E+03
F22	ORT	1,12E+04	1,48E+04	1,11E+04	1,03E+04	1,01E+04	1,23E+04	1,44E+04
	STD	1,21E+03	1,17E+03	1,51E+03	2,22E+03	2,33E+03	4,56E+03	1,95E+03
	MAX	1,38E+04	1,72E+04	1,63E+04	1,68E+04	1,36E+04	1,70E+04	1,67E+04
	MIN	8,87E+03	1,27E+04	8,56E+03	8,44E+03	2,32E+03	4,14E+03	8,38E+03
F23	ORT	2,86E+03	3,80E+03	3,54E+03	3,02E+03	2,90E+03	3,13E+03	2,94E+03
	STD	2,99E+01	1,58E+02	1,82E+02	7,67E+01	3,56E+01	8,26E+01	3,35E+01
	MAX	2,94E+03	4,09E+03	3,87E+03	3,24E+03	2,95E+03	3,30E+03	3,02E+03
	MIN	2,80E+03	3,55E+03	3,20E+03	2,90E+03	2,81E+03	2,95E+03	2,90E+03
F24	ORT	3,04E+03	3,81E+03	3,69E+03	3,14E+03	3,04E+03	3,28E+03	3,12E+03
	STD	3,63E+01	1,41E+02	1,32E+02	6,92E+01	3,86E+01	5,14E+01	4,94E+01
	MAX	3,12E+03	4,06E+03	4,05E+03	3,39E+03	3,12E+03	3,42E+03	3,24E+03
	MIN	2,97E+03	3,54E+03	3,41E+03	3,03E+03	2,98E+03	3,16E+03	3,05E+03
F25	ORT	3,09E+03	4,51E+03	4,65E+03	3,66E+03	3,12E+03	3,34E+03	3,21E+03
	STD	3,19E+01	4,88E+02	1,69E+03	2,13E+02	3,29E+01	4,01E+02	7,27E+01
	MAX	3,17E+03	5,73E+03	1,23E+04	4,06E+03	3,20E+03	4,59E+03	3,39E+03
	MIN	3,03E+03	3,76E+03	3,28E+03	3,33E+03	3,06E+03	3,06E+03	3,10E+03
F26	ORT	4,96E+03	1,47E+04	1,08E+04	6,70E+03	5,52E+03	7,93E+03	6,04E+03
	STD	2,50E+02	1,35E+03	1,58E+03	7,07E+02	4,25E+02	6,80E+02	4,07E+02
	MAX	5,55E+03	1,79E+04	1,36E+04	9,05E+03	6,79E+03	9,75E+03	6,80E+03
	MIN	4,55E+03	1,23E+04	7,58E+03	5,52E+03	4,81E+03	6,32E+03	5,14E+03
F27	ORT	3,43E+03	4,80E+03	3,96E+03	3,67E+03	3,40E+03	3,57E+03	3,63E+03
	STD	6,71E+01	6,61E+02	2,39E+02	1,25E+02	7,38E+01	2,07E+02	6,93E+01
	MAX	3,56E+03	6,32E+03	4,53E+03	4,13E+03	3,58E+03	4,49E+03	3,77E+03
	MIN	3,31E+03	3,96E+03	3,50E+03	3,53E+03	3,28E+03	3,34E+03	3,49E+03
F28	ORT	3,46E+03	5,39E+03	7,57E+03	4,35E+03	3,42E+03	3,78E+03	3,81E+03
	STD	8,37E+01	4,01E+02	1,82E+03	3,10E+02	4,16E+01	4,99E+02	2,83E+02
	MAX	3,71E+03	6,40E+03	1,04E+04	5,04E+03	3,51E+03	5,55E+03	4,49E+03
	MIN	3,34E+03	4,66E+03	4,25E+03	3,65E+03	3,36E+03	3,35E+03	3,49E+03
F29	ORT	3,95E+03	9,74E+03	5,71E+03	4,63E+03	4,18E+03	5,09E+03	4,30E+03
	STD	1,84E+02	1,91E+03	1,05E+03	3,70E+02	3,91E+02	3,65E+02	2,92E+02
	MAX	4,26E+03	1,34E+04	9,82E+03	5,36E+03	5,31E+03	5,73E+03	4,92E+03
	MIN	3,57E+03	6,24E+03	4,26E+03	3,89E+03	3,41E+03	4,27E+03	3,81E+03
F30	ORT	1,45E+06	2,47E+08	1,89E+08	1,42E+08	1,26E+06	4,53E+07	5,35E+06
	STD	4,91E+05	9,92E+07	2,43E+08	4,68E+07	3,23E+05	5,97E+07	1,58E+06
	MAX	2,88E+06	4,73E+08	7,78E+08	2,59E+08	2,03E+06	2,45E+08	8,87E+06
	MIN	8,43E+05	7,59E+07	4,60E+06	6,65E+07	7,57E+05	1,65E+06	2,12E+06
Friedman Sıralama		1,62	6,59	5,90	4,28	1,79	4,55	3,28
Final Sıralama		1	7	6	4	2	5	3

Çizelge 5.7. 100 popülasyon ve 50 boyut problemlerde elde edilen sonuçlar

Fonksiyon		SO-PSO	WOA	PSO	GWO	EO	LSHADE	SO
F1	ORT	1,40E+06	3,85E+09	2,89E+10	5,62E+09	3,64E+04	1,62E+09	4,21E+06
	STD	8,81E+05	1,38E+09	9,25E+09	2,84E+09	2,13E+04	3,51E+09	2,26E+06
	MAX	4,07E+06	7,86E+09	4,75E+10	1,20E+10	8,31E+04	1,59E+10	9,82E+06
	MIN	3,59E+05	1,88E+09	1,02E+10	9,96E+08	7,61E+03	7,41E+03	1,18E+06
F2	ORT	1,12E+42	7,19E+69	3,11E+65	2,00E+51	1,52E+33	1,28E+58	4,24E+45
	STD	4,24E+42	3,75E+70	1,70E+66	6,27E+51	5,59E+33	6,27E+58	1,53E+46
	MAX	1,87E+43	2,06E+71	9,30E+66	2,50E+52	2,39E+34	3,42E+59	6,75E+46
	MIN	1,94E+32	1,41E+56	2,23E+47	7,70E+40	2,31E+25	1,97E+34	5,80E+36
F3	ORT	1,12E+05	2,25E+05	2,31E+05	1,14E+05	8,02E+04	1,69E+05	1,38E+05
	STD	2,19E+04	7,30E+04	4,60E+04	1,76E+04	1,69E+04	4,14E+04	1,23E+04
	MAX	1,48E+05	4,01E+05	3,44E+05	1,48E+05	1,25E+05	2,54E+05	1,59E+05
	MIN	5,57E+04	1,41E+05	1,67E+05	7,41E+04	5,46E+04	7,10E+04	1,14E+05
F4	ORT	5,95E+02	1,70E+03	3,23E+03	9,56E+02	5,52E+02	8,84E+02	6,10E+02
	STD	3,48E+01	4,48E+02	1,33E+03	2,85E+02	4,28E+01	5,01E+02	2,71E+01
	MAX	6,31E+02	2,91E+03	6,88E+03	1,79E+03	6,42E+02	2,97E+03	6,52E+02
	MIN	5,09E+02	9,99E+02	1,17E+03	6,36E+02	4,80E+02	4,71E+02	5,45E+02
F5	ORT	5,76E+02	1,02E+03	7,88E+02	7,14E+02	6,65E+02	8,57E+02	6,13E+02
	STD	2,48E+01	1,03E+02	6,56E+01	5,77E+01	4,49E+01	4,83E+01	3,31E+01
	MAX	6,35E+02	1,38E+03	9,55E+02	9,75E+02	7,86E+02	9,58E+02	7,15E+02
	MIN	5,37E+02	8,99E+02	6,36E+02	6,43E+02	5,82E+02	7,76E+02	5,55E+02
F6	ORT	6,01E+02	6,90E+02	6,25E+02	6,15E+02	6,01E+02	6,04E+02	6,02E+02
	STD	1,34E-01	1,06E+01	6,96E+00	4,33E+00	4,92E-01	5,15E+00	5,19E-01
	MAX	6,01E+02	7,12E+02	6,43E+02	6,24E+02	6,02E+02	6,21E+02	6,03E+02
	MIN	6,00E+02	6,74E+02	6,13E+02	6,07E+02	6,00E+02	6,00E+02	6,01E+02
F7	ORT	8,22E+02	1,78E+03	1,24E+03	1,06E+03	9,34E+02	1,12E+03	9,54E+02
	STD	2,12E+01	1,11E+02	1,65E+02	7,25E+01	4,96E+01	8,76E+01	5,40E+01
	MAX	8,73E+02	2,01E+03	1,65E+03	1,28E+03	1,06E+03	1,49E+03	1,08E+03
	MIN	7,92E+02	1,57E+03	9,47E+02	9,49E+02	8,54E+02	9,85E+02	8,85E+02
F8	ORT	8,69E+02	1,33E+03	1,08E+03	1,02E+03	9,60E+02	1,14E+03	9,04E+02
	STD	1,75E+01	1,14E+02	5,28E+01	6,24E+01	3,00E+01	5,34E+01	2,69E+01
	MAX	9,07E+02	1,67E+03	1,25E+03	1,25E+03	1,03E+03	1,23E+03	9,58E+02
	MIN	8,38E+02	1,17E+03	9,94E+02	9,42E+02	9,11E+02	1,00E+03	8,66E+02
F9	ORT	9,10E+02	3,10E+04	1,21E+04	7,04E+03	1,40E+03	1,95E+03	1,19E+03
	STD	4,67E+00	1,03E+04	6,83E+03	3,75E+03	3,20E+02	1,27E+03	1,74E+02
	MAX	9,25E+02	5,30E+04	2,93E+04	1,84E+04	1,99E+03	4,51E+03	1,65E+03
	MIN	9,02E+02	1,79E+04	4,09E+03	2,67E+03	9,45E+02	9,00E+02	9,55E+02
F10	ORT	9,16E+03	1,19E+04	9,08E+03	7,88E+03	8,18E+03	1,36E+04	1,30E+04
	STD	1,43E+03	1,06E+03	1,15E+03	2,33E+03	1,26E+03	9,94E+02	1,68E+03
	MAX	1,23E+04	1,48E+04	1,12E+04	1,48E+04	1,01E+04	1,50E+04	1,53E+04
	MIN	6,61E+03	1,01E+04	6,55E+03	5,13E+03	5,43E+03	1,18E+04	9,20E+03

Çizelge 5.7.(devam) 100 popülasyon ve 50 boyut problemlerde elde edilen sonuçlar

F11	ORT	1,53E+03	3,25E+03	2,09E+03	3,93E+03	1,35E+03	2,60E+03	1,75E+03
	STD	9,99E+01	6,62E+02	5,27E+02	1,97E+03	5,36E+01	1,47E+03	1,66E+02
	MAX	1,77E+03	4,86E+03	3,60E+03	9,88E+03	1,45E+03	6,86E+03	2,17E+03
	MIN	1,31E+03	2,26E+03	1,59E+03	1,59E+03	1,24E+03	1,45E+03	1,47E+03
F12	ORT	4,05E+06	1,09E+09	6,42E+09	3,80E+08	4,41E+06	2,83E+08	9,73E+06
	STD	2,70E+06	4,89E+08	4,24E+09	3,23E+08	3,24E+06	5,10E+08	7,72E+06
	MAX	1,33E+07	2,26E+09	1,47E+10	1,31E+09	1,26E+07	1,96E+09	4,05E+07
	MIN	1,21E+06	4,27E+08	3,89E+08	4,61E+07	9,99E+05	2,30E+06	2,16E+06
F13	ORT	1,59E+04	4,65E+07	1,53E+09	9,13E+07	1,04E+04	7,34E+06	2,38E+04
	STD	9,70E+03	4,65E+07	1,89E+09	1,10E+08	8,69E+03	2,25E+07	1,38E+04
	MAX	4,19E+04	1,92E+08	7,59E+09	3,64E+08	3,40E+04	1,17E+08	6,57E+04
	MIN	3,91E+03	3,46E+06	3,28E+05	3,80E+05	2,54E+03	5,07E+03	7,58E+03
F14	ORT	5,87E+04	2,53E+06	1,11E+06	1,21E+06	2,34E+05	2,43E+05	2,15E+05
	STD	4,21E+04	1,93E+06	9,81E+05	1,26E+06	1,57E+05	3,18E+05	2,04E+05
	MAX	2,06E+05	7,46E+06	4,04E+06	5,01E+06	7,49E+05	1,35E+06	9,47E+05
	MIN	7,56E+03	1,55E+05	4,37E+04	1,34E+05	3,56E+04	1,57E+03	2,93E+04
F15	ORT	7,65E+03	4,12E+06	1,65E+07	1,31E+07	1,34E+04	5,92E+04	1,23E+04
	STD	4,57E+03	6,31E+06	7,70E+07	2,09E+07	6,47E+03	1,17E+05	7,11E+03
	MAX	1,85E+04	3,08E+07	4,18E+08	7,70E+07	2,17E+04	6,42E+05	2,42E+04
	MIN	2,47E+03	1,87E+05	3,76E+04	3,76E+04	1,99E+03	2,61E+03	3,00E+03
F16	ORT	3,18E+03	5,88E+03	4,04E+03	2,99E+03	2,97E+03	4,01E+03	4,11E+03
	STD	4,00E+02	7,64E+02	3,98E+02	3,14E+02	4,67E+02	4,53E+02	6,15E+02
	MAX	4,03E+03	8,01E+03	4,92E+03	3,67E+03	4,18E+03	5,04E+03	5,04E+03
	MIN	2,38E+03	4,72E+03	3,34E+03	2,40E+03	2,23E+03	3,15E+03	2,91E+03
F17	ORT	2,90E+03	4,16E+03	3,55E+03	2,91E+03	2,78E+03	3,36E+03	2,97E+03
	STD	2,83E+02	5,58E+02	3,31E+02	3,19E+02	3,88E+02	2,65E+02	4,23E+02
	MAX	3,53E+03	5,55E+03	4,17E+03	3,98E+03	3,56E+03	3,82E+03	3,89E+03
	MIN	2,27E+03	3,27E+03	2,90E+03	2,48E+03	1,99E+03	2,82E+03	2,25E+03
F18	ORT	1,13E+06	2,67E+07	5,33E+06	4,64E+06	1,57E+06	3,45E+06	2,33E+06
	STD	1,30E+06	2,28E+07	5,81E+06	4,85E+06	9,66E+05	3,55E+06	1,70E+06
	MAX	6,46E+06	8,44E+07	3,11E+07	1,91E+07	4,60E+06	1,29E+07	6,99E+06
	MIN	1,04E+05	1,98E+06	9,01E+05	2,95E+05	3,77E+05	1,13E+04	5,58E+05
F19	ORT	1,52E+04	9,61E+06	1,29E+07	3,19E+06	1,96E+04	1,45E+05	1,49E+04
	STD	1,03E+04	8,65E+06	1,74E+07	3,95E+06	1,05E+04	3,78E+05	8,19E+03
	MAX	3,57E+04	3,63E+07	8,86E+07	1,26E+07	4,02E+04	1,68E+06	3,78E+04
	MIN	2,16E+03	1,44E+05	5,72E+04	7,85E+04	6,02E+03	1,03E+04	2,67E+03
F20	ORT	3,11E+03	3,83E+03	3,07E+03	2,92E+03	3,00E+03	3,65E+03	3,37E+03
	STD	3,19E+02	3,10E+02	3,44E+02	3,25E+02	3,57E+02	3,26E+02	3,30E+02
	MAX	3,88E+03	4,39E+03	3,69E+03	3,91E+03	3,81E+03	4,11E+03	3,88E+03
	MIN	2,57E+03	3,27E+03	2,44E+03	2,55E+03	2,38E+03	2,76E+03	2,72E+03

Çizelge 5.7.(devam) 100 popülasyon ve 50 boyut problemlerde elde edilen sonuçlar

F21	ORT	2,38E+03	2,95E+03	2,62E+03	2,50E+03	2,43E+03	2,66E+03	2,42E+03
	STD	2,06E+01	9,84E+01	5,41E+01	5,48E+01	2,94E+01	6,59E+01	3,24E+01
	MAX	2,43E+03	3,14E+03	2,75E+03	2,73E+03	2,50E+03	2,79E+03	2,53E+03
	MIN	2,35E+03	2,69E+03	2,53E+03	2,43E+03	2,38E+03	2,50E+03	2,37E+03
F22	ORT	1,05E+04	1,35E+04	1,04E+04	8,96E+03	9,58E+03	1,22E+04	1,44E+04
	STD	1,54E+03	1,44E+03	1,32E+03	1,80E+03	1,13E+03	4,28E+03	1,63E+03
	MAX	1,43E+04	1,63E+04	1,31E+04	1,72E+04	1,17E+04	1,64E+04	1,64E+04
	MIN	7,82E+03	1,09E+04	7,80E+03	6,80E+03	7,39E+03	3,12E+03	9,85E+03
F23	ORT	2,81E+03	3,73E+03	3,40E+03	2,96E+03	2,85E+03	3,10E+03	2,86E+03
	STD	1,73E+01	1,71E+02	1,34E+02	6,16E+01	2,82E+01	5,71E+01	2,36E+01
	MAX	2,85E+03	4,10E+03	3,79E+03	3,23E+03	2,92E+03	3,23E+03	2,91E+03
	MIN	2,79E+03	3,35E+03	3,16E+03	2,89E+03	2,80E+03	2,97E+03	2,82E+03
F24	ORT	3,02E+03	3,80E+03	3,60E+03	3,15E+03	3,02E+03	3,25E+03	3,14E+03
	STD	2,94E+01	1,53E+02	1,51E+02	1,11E+02	4,15E+01	6,78E+01	7,17E+01
	MAX	3,06E+03	4,11E+03	3,96E+03	3,41E+03	3,15E+03	3,35E+03	3,28E+03
	MIN	2,95E+03	3,54E+03	3,33E+03	3,03E+03	2,96E+03	3,10E+03	3,03E+03
F25	ORT	3,06E+03	3,77E+03	4,34E+03	3,42E+03	3,09E+03	3,31E+03	3,11E+03
	STD	1,53E+01	2,46E+02	1,18E+03	1,48E+02	2,97E+01	3,23E+02	2,62E+01
	MAX	3,10E+03	4,60E+03	8,92E+03	3,72E+03	3,15E+03	4,35E+03	3,16E+03
	MIN	3,03E+03	3,44E+03	3,21E+03	3,16E+03	3,02E+03	3,05E+03	3,05E+03
F26	ORT	4,62E+03	1,45E+04	9,42E+03	6,14E+03	5,08E+03	7,50E+03	5,06E+03
	STD	1,63E+02	1,26E+03	1,21E+03	3,45E+02	4,21E+02	6,39E+02	2,11E+02
	MAX	4,98E+03	1,75E+04	1,29E+04	6,83E+03	6,93E+03	9,03E+03	5,47E+03
	MIN	4,29E+03	1,14E+04	7,82E+03	5,45E+03	4,54E+03	6,37E+03	4,72E+03
F27	ORT	3,37E+03	4,40E+03	3,88E+03	3,56E+03	3,35E+03	3,52E+03	3,49E+03
	STD	4,14E+01	3,90E+02	1,70E+02	8,32E+01	6,54E+01	1,68E+02	4,74E+01
	MAX	3,47E+03	4,95E+03	4,16E+03	3,77E+03	3,53E+03	4,04E+03	3,59E+03
	MIN	3,28E+03	3,72E+03	3,58E+03	3,45E+03	3,23E+03	3,29E+03	3,42E+03
F28	ORT	3,39E+03	4,67E+03	6,97E+03	3,97E+03	3,35E+03	4,11E+03	3,50E+03
	STD	5,31E+01	2,62E+02	1,72E+03	3,12E+02	3,05E+01	8,12E+02	5,32E+01
	MAX	3,55E+03	5,38E+03	9,83E+03	4,84E+03	3,45E+03	5,87E+03	3,64E+03
	MIN	3,31E+03	4,17E+03	3,64E+03	3,55E+03	3,31E+03	3,37E+03	3,42E+03
F29	ORT	3,83E+03	8,78E+03	5,41E+03	4,50E+03	3,94E+03	4,84E+03	3,89E+03
	STD	2,31E+02	1,38E+03	7,94E+02	2,85E+02	3,77E+02	3,72E+02	2,52E+02
	MAX	4,48E+03	1,25E+04	7,75E+03	4,95E+03	4,77E+03	5,81E+03	4,40E+03
	MIN	3,50E+03	6,02E+03	4,45E+03	3,97E+03	3,35E+03	4,20E+03	3,42E+03
F30	ORT	1,12E+06	2,25E+08	1,78E+08	1,14E+08	1,18E+06	2,11E+07	1,78E+06
	STD	2,12E+05	1,21E+08	1,90E+08	4,97E+07	2,94E+05	2,20E+07	4,40E+05
	MAX	1,59E+06	6,64E+08	5,95E+08	2,56E+08	1,85E+06	1,10E+08	2,95E+06
	MIN	8,03E+05	6,19E+07	9,20E+06	5,18E+07	6,83E+05	2,81E+06	1,20E+06
Friedman Sıralama		1,69	6,45	5,76	4,24	2,00	4,72	3,14
Final Sıralama		1	7	6	4	2	5	3

50 boyutlu problemlerde algoritmaların elde ettiği sonuçlar incelendiğinde, SO-PSO sürekli olarak diğer algoritmalarından daha iyi performans göstererek en düşük Friedman sıralamasına ulaştığı görülmektedir. EO genellikle ikinci en verimli algoritma olurken, SO, çeşitli ölçümlerde istikrarlı performans göstererek üçüncü sırada yer alır, GWO ve LSHADE kendi aralarında rekabet halinde algoritmalar olup genellikle dördüncü veya beşinci sırada yer almaktadır. WOA ve PSO diğer yöntemlere göre daha düşük performans göstermektedir. SO-PSO'nun F3, F10, F11, F13, F17, F22, F27 ve F28 dışındaki birçok fonksiyonun için hem ortalama hem de standart sapma açısından en iyi sonuçları elde etmesi algoritmanın doğruluk ve kararlılığın bir göstergesidir.

Algoritmaların 100 boyutlu problemler 30, 50 ve 100 popülasyon değerleri ile gerçekleştirdiği optimizasyon işlemlerinde elde ettiği sonuçlar sırası ile Çizelge 5.8, 5.9 ve 5.10'da gösterilmiştir.

Çizelge 5.8. 30 popülasyon ve 100 boyut problemlerde elde edilen sonuçlar

Fonksiyon		SO-PSO	WOA	PSO	GWO	EO	LSHADE	SO
F1	ORT	1,07E+09	1,09E+11	1,31E+11	6,05E+10	1,62E+10	3,71E+10	1,59E+10
	STD	3,53E+08	9,76E+09	2,85E+10	1,15E+10	5,58E+09	3,54E+10	3,59E+09
	MAX	1,72E+09	1,28E+11	1,89E+11	8,00E+10	3,20E+10	1,12E+11	2,46E+10
	MIN	3,38E+08	9,15E+10	7,76E+10	3,54E+10	7,40E+09	1,38E+09	1,07E+10
F2	ORT	1,27E+121	1,12E+176	3,83E+161	2,57E+136	1,94E+118	1,00E+153	7,86E+135
	STD	6,90E+121	6,55E+04	6,55E+04	1,39E+137	6,32E+118	6,55E+04	4,26E+136
	MAX	3,78E+122	3,33E+177	1,15E+163	7,61E+137	2,99E+119	3,01E+154	2,33E+137
	MIN	8,38E+105	7,01E+150	1,24E+128	7,63E+111	2,93E+98	7,98E+101	3,46E+112
F3	ORT	5,06E+05	9,14E+05	9,56E+05	5,47E+05	5,53E+05	5,15E+05	3,69E+05
	STD	7,92E+04	1,24E+05	1,87E+05	8,58E+04	7,41E+04	1,04E+05	3,51E+04
	MAX	6,63E+05	1,19E+06	1,41E+06	7,15E+05	7,20E+05	6,75E+05	4,69E+05
	MIN	3,78E+05	6,56E+05	7,07E+05	4,08E+05	4,16E+05	3,06E+05	3,25E+05
F4	ORT	1,25E+03	2,17E+04	2,23E+04	5,77E+03	1,89E+03	5,14E+03	2,68E+03
	STD	1,43E+02	4,62E+03	7,35E+03	1,83E+03	3,02E+02	4,19E+03	6,20E+02
	MAX	1,62E+03	3,20E+04	3,61E+04	9,50E+03	2,66E+03	1,65E+04	4,46E+03
	MIN	1,00E+03	1,40E+04	1,11E+04	2,60E+03	1,33E+03	1,07E+03	1,84E+03
F5	ORT	1,04E+03	1,96E+03	1,60E+03	1,23E+03	1,28E+03	1,54E+03	1,15E+03
	STD	5,77E+01	1,11E+02	1,37E+02	6,27E+01	7,24E+01	9,68E+01	7,03E+01
	MAX	1,14E+03	2,22E+03	1,89E+03	1,38E+03	1,42E+03	1,72E+03	1,27E+03
	MIN	8,79E+02	1,73E+03	1,29E+03	1,11E+03	1,16E+03	1,30E+03	1,01E+03
F6	ORT	6,16E+02	7,05E+02	6,66E+02	6,44E+02	6,38E+02	6,28E+02	6,47E+02
	STD	3,52E+00	7,96E+00	8,33E+00	4,40E+00	8,50E+00	1,35E+01	5,48E+00
	MAX	6,22E+02	7,25E+02	6,84E+02	6,54E+02	6,65E+02	6,58E+02	6,56E+02
	MIN	6,08E+02	6,88E+02	6,51E+02	6,38E+02	6,20E+02	6,06E+02	6,32E+02
F7	ORT	1,57E+03	3,76E+03	3,82E+03	2,14E+03	2,12E+03	2,27E+03	2,29E+03
	STD	8,09E+01	1,45E+02	4,27E+02	1,77E+02	1,47E+02	2,47E+02	1,12E+02
	MAX	1,69E+03	4,11E+03	4,59E+03	2,59E+03	2,51E+03	2,87E+03	2,54E+03
	MIN	1,37E+03	3,42E+03	2,98E+03	1,87E+03	1,82E+03	1,80E+03	2,07E+03
F8	ORT	1,37E+03	2,38E+03	1,95E+03	1,56E+03	1,59E+03	1,86E+03	1,47E+03
	STD	5,96E+01	1,01E+02	1,49E+02	1,03E+02	1,04E+02	1,00E+02	6,96E+01
	MAX	1,50E+03	2,62E+03	2,20E+03	1,97E+03	1,82E+03	2,08E+03	1,62E+03
	MIN	1,26E+03	2,18E+03	1,55E+03	1,39E+03	1,39E+03	1,66E+03	1,37E+03
F9	ORT	1,35E+04	8,27E+04	9,22E+04	4,59E+04	3,50E+04	2,84E+04	2,84E+04
	STD	5,20E+03	2,00E+04	2,40E+04	1,44E+04	6,22E+03	1,16E+04	7,17E+03
	MAX	2,63E+04	1,34E+05	1,38E+05	6,85E+04	5,55E+04	4,84E+04	4,48E+04
	MIN	6,04E+03	5,71E+04	5,28E+04	2,10E+04	2,39E+04	4,92E+03	1,84E+04
F10	ORT	2,81E+04	2,95E+04	2,82E+04	2,08E+04	2,39E+04	3,11E+04	3,10E+04
	STD	2,79E+03	1,19E+03	3,32E+03	5,37E+03	1,87E+03	1,69E+03	1,64E+03
	MAX	3,36E+04	3,26E+04	3,22E+04	3,30E+04	2,75E+04	3,33E+04	3,33E+04
	MIN	2,34E+04	2,72E+04	2,18E+04	1,62E+04	2,06E+04	2,70E+04	2,67E+04

Çizelge 5.8.(devam) 30 popülasyon ve 100 boyut problemlerde elde edilen sonuçlar

F11	ORT	6,52E+04	2,93E+05	2,07E+05	9,77E+04	6,86E+04	1,22E+05	1,39E+05
	STD	1,62E+04	9,55E+04	5,97E+04	1,78E+04	1,40E+04	3,26E+04	2,30E+04
	MAX	9,73E+04	5,40E+05	3,55E+05	1,32E+05	1,04E+05	2,01E+05	1,96E+05
	MIN	3,58E+04	1,28E+05	1,00E+05	6,47E+04	4,30E+04	6,44E+04	1,06E+05
F12	ORT	2,68E+08	3,07E+10	4,56E+10	1,46E+10	3,81E+08	7,14E+09	1,74E+09
	STD	1,11E+08	7,13E+09	1,99E+10	5,52E+09	1,64E+08	9,18E+09	8,04E+08
	MAX	5,43E+08	5,06E+10	9,01E+10	3,05E+10	8,29E+08	3,40E+10	4,04E+09
	MIN	9,45E+07	1,89E+10	1,83E+10	4,26E+09	1,28E+08	2,59E+08	4,26E+08
F13	ORT	5,08E+05	2,67E+09	8,08E+09	1,35E+09	1,10E+05	8,42E+08	1,07E+07
	STD	1,14E+06	9,20E+08	3,55E+09	1,45E+09	4,09E+04	2,06E+09	1,85E+07
	MAX	6,48E+06	4,24E+09	1,55E+10	6,84E+09	2,10E+05	7,94E+09	8,28E+07
	MIN	8,99E+04	1,06E+09	9,53E+08	1,12E+08	4,72E+04	1,01E+04	1,01E+06
F14	ORT	4,24E+06	2,64E+07	1,67E+07	9,85E+06	4,49E+06	8,84E+06	8,25E+06
	STD	2,88E+06	1,27E+07	1,20E+07	4,62E+06	2,57E+06	7,22E+06	3,56E+06
	MAX	1,57E+07	5,81E+07	5,23E+07	1,99E+07	1,15E+07	2,72E+07	1,94E+07
	MIN	6,61E+05	5,86E+06	4,13E+06	2,75E+06	8,50E+05	1,19E+06	2,90E+06
F15	ORT	4,21E+04	5,08E+08	2,24E+09	2,93E+08	2,34E+04	1,04E+08	4,14E+05
	STD	1,79E+04	2,23E+08	2,31E+09	5,02E+08	1,27E+04	3,22E+08	5,88E+05
	MAX	9,69E+04	1,27E+09	1,04E+10	2,11E+09	6,95E+04	1,43E+09	2,81E+06
	MIN	1,81E+04	1,57E+08	1,99E+05	2,05E+06	8,59E+03	3,24E+03	3,67E+04
F16	ORT	6,75E+03	1,61E+04	8,90E+03	6,96E+03	6,91E+03	1,00E+04	7,00E+03
	STD	1,02E+03	2,39E+03	1,13E+03	7,01E+02	9,74E+02	8,91E+02	1,33E+03
	MAX	9,13E+03	2,22E+04	1,23E+04	8,34E+03	8,83E+03	1,14E+04	1,01E+04
	MIN	5,13E+03	1,25E+04	7,35E+03	5,63E+03	4,95E+03	7,96E+03	5,13E+03
F17	ORT	5,27E+03	2,07E+04	2,28E+04	5,67E+03	5,70E+03	7,07E+03	5,74E+03
	STD	6,11E+02	1,53E+04	4,12E+04	1,07E+03	6,63E+02	5,00E+02	5,86E+02
	MAX	6,60E+03	6,24E+04	2,08E+05	9,99E+03	7,23E+03	7,75E+03	6,75E+03
	MIN	4,36E+03	8,41E+03	7,76E+03	4,42E+03	4,20E+03	5,80E+03	4,26E+03
F18	ORT	6,85E+06	1,78E+07	3,06E+07	1,16E+07	5,59E+06	1,19E+07	1,02E+07
	STD	4,41E+06	9,36E+06	2,82E+07	6,31E+06	3,15E+06	1,10E+07	5,11E+06
	MAX	1,82E+07	4,90E+07	1,25E+08	2,97E+07	1,22E+07	5,08E+07	2,52E+07
	MIN	1,14E+06	2,98E+06	5,41E+06	3,33E+06	1,13E+06	1,13E+06	3,47E+06
F19	ORT	1,80E+05	4,88E+08	1,96E+09	2,81E+08	4,09E+04	2,70E+08	1,57E+06
	STD	1,26E+05	3,61E+08	2,25E+09	2,96E+08	6,82E+04	5,22E+08	1,28E+06
	MAX	5,18E+05	1,92E+09	1,03E+10	1,20E+09	3,07E+05	2,26E+09	5,18E+06
	MIN	3,47E+04	1,43E+08	1,22E+08	5,07E+06	4,50E+03	2,69E+03	5,74E+04
F20	ORT	6,35E+03	7,28E+03	6,98E+03	5,47E+03	5,84E+03	7,26E+03	7,31E+03
	STD	9,71E+02	7,12E+02	9,79E+02	8,97E+02	5,51E+02	5,89E+02	3,95E+02
	MAX	8,13E+03	8,36E+03	8,61E+03	7,93E+03	6,77E+03	8,22E+03	7,83E+03
	MIN	3,99E+03	5,53E+03	5,02E+03	4,36E+03	4,70E+03	5,56E+03	5,97E+03

Çizelge 5.8.(devam) 30 popülasyon ve 100 boyut problemlerde elde edilen sonuçlar

F21	ORT	2,91E+03	4,47E+03	3,73E+03	3,09E+03	3,01E+03	3,35E+03	3,09E+03
	STD	6,44E+01	2,09E+02	1,69E+02	7,34E+01	1,18E+02	9,02E+01	7,98E+01
	MAX	3,04E+03	4,92E+03	4,01E+03	3,25E+03	3,23E+03	3,57E+03	3,25E+03
	MIN	2,81E+03	4,08E+03	3,32E+03	2,97E+03	2,81E+03	3,09E+03	2,93E+03
F22	ORT	2,88E+04	3,16E+04	2,77E+04	2,25E+04	2,61E+04	3,36E+04	3,20E+04
	STD	2,60E+03	1,63E+03	3,84E+03	3,75E+03	2,35E+03	2,10E+03	2,40E+03
	MAX	3,44E+04	3,44E+04	3,53E+04	3,52E+04	3,06E+04	3,58E+04	3,52E+04
	MIN	2,30E+04	2,79E+04	2,21E+04	1,86E+04	1,97E+04	2,82E+04	2,74E+04
F23	ORT	3,41E+03	5,32E+03	4,95E+03	3,74E+03	3,39E+03	3,87E+03	3,70E+03
	STD	6,62E+01	2,47E+02	3,18E+02	1,32E+02	7,93E+01	1,34E+02	1,02E+02
	MAX	3,50E+03	5,80E+03	5,85E+03	4,16E+03	3,60E+03	4,11E+03	3,95E+03
	MIN	3,25E+03	4,84E+03	4,35E+03	3,58E+03	3,24E+03	3,63E+03	3,50E+03
F24	ORT	4,07E+03	6,68E+03	6,79E+03	4,45E+03	3,89E+03	4,59E+03	4,77E+03
	STD	1,04E+02	4,79E+02	4,79E+02	1,75E+02	7,40E+01	4,86E+02	2,19E+02
	MAX	4,28E+03	8,06E+03	7,70E+03	4,98E+03	4,07E+03	6,19E+03	5,31E+03
	MIN	3,85E+03	5,83E+03	5,86E+03	4,13E+03	3,75E+03	4,03E+03	4,21E+03
F25	ORT	3,96E+03	1,12E+04	1,46E+04	7,17E+03	4,64E+03	6,89E+03	5,54E+03
	STD	1,75E+02	9,76E+02	4,57E+03	1,35E+03	3,26E+02	2,70E+03	4,90E+02
	MAX	4,32E+03	1,33E+04	2,92E+04	1,10E+04	5,44E+03	1,38E+04	6,69E+03
	MIN	3,65E+03	9,22E+03	7,34E+03	5,36E+03	4,26E+03	3,79E+03	4,66E+03
F26	ORT	1,32E+04	3,93E+04	3,28E+04	1,78E+04	1,46E+04	1,98E+04	1,93E+04
	STD	9,52E+02	3,82E+03	5,53E+03	1,66E+03	2,54E+03	3,60E+03	1,45E+03
	MAX	1,55E+04	4,95E+04	4,89E+04	2,29E+04	2,16E+04	2,87E+04	2,30E+04
	MIN	1,16E+04	3,12E+04	2,30E+04	1,44E+04	1,13E+04	1,30E+04	1,66E+04
F27	ORT	3,81E+03	6,14E+03	5,14E+03	4,32E+03	3,65E+03	4,19E+03	4,34E+03
	STD	1,23E+02	8,25E+02	5,32E+02	2,25E+02	7,75E+01	5,14E+02	2,27E+02
	MAX	4,07E+03	8,09E+03	6,22E+03	4,91E+03	3,83E+03	5,52E+03	4,84E+03
	MIN	3,57E+03	4,96E+03	4,21E+03	3,93E+03	3,53E+03	3,64E+03	4,00E+03
F28	ORT	6,36E+03	1,46E+04	2,47E+04	9,32E+03	5,42E+03	9,82E+03	9,61E+03
	STD	1,07E+03	1,33E+03	3,87E+03	1,51E+03	5,83E+02	3,40E+03	1,40E+03
	MAX	8,40E+03	1,77E+04	3,10E+04	1,38E+04	6,63E+03	1,64E+04	1,27E+04
	MIN	4,50E+03	1,27E+04	1,55E+04	7,28E+03	4,38E+03	4,13E+03	6,87E+03
F29	ORT	7,57E+03	2,15E+04	1,29E+04	9,42E+03	7,70E+03	1,01E+04	9,18E+03
	STD	5,55E+02	4,58E+03	9,83E+03	5,45E+02	7,23E+02	7,66E+02	8,52E+02
	MAX	8,61E+03	3,50E+04	6,40E+04	1,06E+04	9,08E+03	1,20E+04	1,06E+04
	MIN	6,37E+03	1,56E+04	8,85E+03	8,06E+03	6,11E+03	8,65E+03	7,64E+03
F30	ORT	5,11E+06	2,54E+09	5,94E+09	1,32E+09	2,12E+06	9,40E+08	2,26E+07
	STD	2,27E+06	8,44E+08	4,60E+09	1,15E+09	9,67E+05	1,53E+09	1,38E+07
	MAX	1,12E+07	3,76E+09	2,20E+10	4,51E+09	4,88E+06	5,10E+09	7,78E+07
	MIN	1,62E+06	1,10E+09	1,24E+09	1,22E+08	5,16E+05	9,96E+05	8,22E+06
Friedman Sıralama		1,59	6,31	6,24	3,69	2,10	4,45	3,62
Final Sıralama		1	7	6	4	2	5	3

Çizelge 5.9. 50 popülasyon ve 100 boyut problemlerde elde edilen sonuçlar

Fonksiyon		SO-PSO	WOA	PSO	GWO	EO	LSHADE	SO
F1	ORT	1,58E+08	7,60E+10	1,19E+11	4,24E+10	3,99E+09	1,64E+10	3,63E+09
	STD	4,28E+07	1,24E+10	2,85E+10	9,97E+09	3,34E+09	2,00E+10	9,73E+08
	MAX	2,87E+08	9,63E+10	1,71E+11	6,19E+10	1,16E+10	7,16E+10	5,48E+09
	MIN	1,07E+08	5,23E+10	5,01E+10	2,23E+10	4,68E+08	1,19E+08	2,07E+09
F2	ORT	3,99E+119	9,70E+173	1,94E+155	4,95E+126	5,79E+114	5,26E+139	2,70E+126
	STD	1,85E+120	6,55E+04	6,55E+04	1,71E+127	3,17E+115	2,88E+140	1,07E+127
	MAX	1,01E+121	2,37E+175	5,82E+156	8,18E+127	1,74E+116	1,58E+141	5,32E+127
	MIN	6,17E+105	1,40E+150	1,01E+120	2,30E+104	2,23E+94	1,10E+98	2,09E+113
F3	ORT	4,43E+05	9,06E+05	8,48E+05	4,67E+05	4,98E+05	4,73E+05	3,56E+05
	STD	7,10E+04	1,59E+05	1,08E+05	4,77E+04	9,42E+04	8,82E+04	2,56E+04
	MAX	6,35E+05	1,42E+06	1,07E+06	5,64E+05	6,65E+05	5,99E+05	4,14E+05
	MIN	3,27E+05	6,33E+05	6,71E+05	3,76E+05	3,11E+05	2,73E+05	3,11E+05
F4	ORT	8,83E+02	1,31E+04	1,89E+04	4,33E+03	1,25E+03	3,89E+03	1,59E+03
	STD	6,19E+01	2,65E+03	5,98E+03	1,16E+03	2,24E+02	4,04E+03	2,32E+02
	MAX	1,03E+03	1,93E+04	3,02E+04	7,21E+03	1,94E+03	1,59E+04	2,08E+03
	MIN	7,83E+02	7,53E+03	7,33E+03	2,57E+03	9,74E+02	8,95E+02	1,20E+03
F5	ORT	9,05E+02	1,90E+03	1,46E+03	1,18E+03	1,23E+03	1,49E+03	1,02E+03
	STD	5,75E+01	1,34E+02	1,09E+02	6,16E+01	1,02E+02	8,56E+01	5,86E+01
	MAX	1,04E+03	2,30E+03	1,63E+03	1,29E+03	1,41E+03	1,70E+03	1,13E+03
	MIN	8,22E+02	1,69E+03	1,27E+03	1,06E+03	1,06E+03	1,37E+03	8,99E+02
F6	ORT	6,04E+02	7,05E+02	6,59E+02	6,41E+02	6,26E+02	6,28E+02	6,25E+02
	STD	1,06E+00	9,74E+00	6,71E+00	4,58E+00	5,77E+00	1,96E+01	5,63E+00
	MAX	6,07E+02	7,26E+02	6,70E+02	6,52E+02	6,40E+02	6,65E+02	6,37E+02
	MIN	6,02E+02	6,91E+02	6,43E+02	6,32E+02	6,14E+02	6,03E+02	6,18E+02
F7	ORT	1,25E+03	3,72E+03	3,64E+03	2,06E+03	1,83E+03	1,94E+03	1,73E+03
	STD	5,97E+01	1,98E+02	4,63E+02	2,11E+02	1,99E+02	2,27E+02	1,01E+02
	MAX	1,49E+03	4,12E+03	4,94E+03	2,64E+03	2,18E+03	2,39E+03	1,95E+03
	MIN	1,13E+03	3,33E+03	2,96E+03	1,70E+03	1,50E+03	1,60E+03	1,58E+03
F8	ORT	1,19E+03	2,33E+03	1,81E+03	1,47E+03	1,48E+03	1,78E+03	1,31E+03
	STD	5,43E+01	1,50E+02	1,09E+02	7,88E+01	7,74E+01	9,83E+01	5,43E+01
	MAX	1,34E+03	2,88E+03	2,07E+03	1,70E+03	1,63E+03	1,95E+03	1,42E+03
	MIN	1,11E+03	2,10E+03	1,55E+03	1,31E+03	1,33E+03	1,58E+03	1,23E+03
F9	ORT	2,35E+03	6,68E+04	8,75E+04	3,90E+04	2,88E+04	2,44E+04	1,26E+04
	STD	6,48E+02	1,06E+04	2,67E+04	1,15E+04	6,00E+03	1,11E+04	3,28E+03
	MAX	4,03E+03	8,59E+04	1,35E+05	5,85E+04	4,07E+04	4,45E+04	1,99E+04
	MIN	1,34E+03	5,20E+04	4,38E+04	1,80E+04	1,86E+04	5,66E+03	7,39E+03
F10	ORT	2,61E+04	2,82E+04	2,52E+04	1,96E+04	2,25E+04	3,08E+04	3,13E+04
	STD	3,37E+03	1,58E+03	3,85E+03	5,53E+03	2,52E+03	1,63E+03	1,19E+03
	MAX	3,15E+04	3,16E+04	3,16E+04	3,26E+04	2,69E+04	3,32E+04	3,26E+04
	MIN	1,83E+04	2,48E+04	1,89E+04	1,59E+04	1,58E+04	2,67E+04	2,76E+04

Çizelge 5.9.(devam) 50 popülasyon ve 100 boyut problemlerde elde edilen sonuçlar

F11	ORT	3,60E+04	2,33E+05	1,64E+05	7,52E+04	4,02E+04	9,81E+04	1,21E+05
	STD	1,17E+04	8,14E+04	5,38E+04	1,31E+04	8,49E+03	3,77E+04	1,66E+04
	MAX	7,12E+04	4,44E+05	2,91E+05	1,08E+05	5,64E+04	1,84E+05	1,49E+05
	MIN	1,76E+04	1,27E+05	8,58E+04	5,05E+04	2,40E+04	2,72E+04	9,28E+04
F12	ORT	1,31E+08	1,60E+10	4,31E+10	7,43E+09	1,44E+08	5,53E+09	4,42E+08
	STD	4,84E+07	3,61E+09	1,79E+10	3,96E+09	5,90E+07	8,07E+09	1,93E+08
	MAX	2,65E+08	2,43E+10	7,49E+10	1,83E+10	2,75E+08	2,50E+10	9,07E+08
	MIN	5,40E+07	1,10E+10	1,02E+10	1,22E+09	6,09E+07	1,12E+08	2,00E+08
F13	ORT	1,35E+05	9,90E+08	5,74E+09	9,43E+08	3,98E+04	1,62E+08	5,65E+05
	STD	1,01E+05	4,62E+08	4,15E+09	6,67E+08	1,66E+04	3,84E+08	5,87E+05
	MAX	4,60E+05	2,49E+09	1,77E+10	2,60E+09	9,44E+04	1,36E+09	2,56E+06
	MIN	4,95E+04	3,46E+08	7,73E+08	1,73E+07	2,02E+04	5,27E+03	1,18E+05
F14	ORT	2,44E+06	1,62E+07	1,71E+07	9,37E+06	3,16E+06	1,05E+07	3,88E+06
	STD	1,77E+06	6,42E+06	1,59E+07	5,02E+06	1,43E+06	1,18E+07	1,88E+06
	MAX	7,54E+06	2,73E+07	7,32E+07	2,06E+07	6,52E+06	5,12E+07	7,65E+06
	MIN	5,35E+05	3,64E+06	2,08E+06	1,16E+06	1,57E+06	7,08E+05	8,12E+05
F15	ORT	2,24E+04	1,12E+08	1,91E+09	1,13E+08	1,16E+04	2,63E+07	1,25E+05
	STD	9,14E+03	5,34E+07	1,43E+09	1,08E+08	6,07E+03	7,65E+07	1,03E+05
	MAX	4,79E+04	2,68E+08	6,07E+09	4,10E+08	3,58E+04	3,02E+08	4,60E+05
	MIN	1,07E+04	2,77E+07	7,81E+06	3,80E+06	2,97E+03	2,70E+03	1,66E+04
F16	ORT	6,34E+03	1,62E+04	8,59E+03	6,65E+03	6,33E+03	1,00E+04	8,59E+03
	STD	1,09E+03	1,75E+03	9,52E+02	6,90E+02	9,53E+02	8,80E+02	1,72E+03
	MAX	9,28E+03	1,94E+04	1,07E+04	7,86E+03	8,49E+03	1,12E+04	1,08E+04
	MIN	4,61E+03	1,19E+04	6,92E+03	5,11E+03	4,54E+03	8,08E+03	4,55E+03
F17	ORT	5,57E+03	1,66E+04	2,01E+04	5,18E+03	5,37E+03	6,81E+03	5,78E+03
	STD	8,11E+02	9,35E+03	5,00E+04	6,77E+02	6,47E+02	6,01E+02	9,07E+02
	MAX	7,40E+03	5,53E+04	2,83E+05	6,90E+03	6,81E+03	7,97E+03	7,84E+03
	MIN	4,10E+03	8,08E+03	6,94E+03	3,93E+03	3,87E+03	5,77E+03	4,62E+03
F18	ORT	6,09E+06	1,37E+07	2,81E+07	7,45E+06	4,22E+06	9,58E+06	8,75E+06
	STD	5,16E+06	7,32E+06	1,66E+07	4,40E+06	1,94E+06	8,10E+06	4,07E+06
	MAX	2,25E+07	2,94E+07	6,53E+07	1,71E+07	8,78E+06	3,50E+07	1,85E+07
	MIN	1,12E+06	3,43E+06	7,19E+06	1,69E+06	1,72E+06	1,20E+06	1,86E+06
F19	ORT	3,66E+04	1,68E+08	1,53E+09	2,19E+08	7,81E+03	4,53E+07	5,35E+05
	STD	2,97E+04	7,07E+07	1,33E+09	2,41E+08	9,47E+03	1,43E+08	5,88E+05
	MAX	1,64E+05	2,92E+08	5,67E+09	1,21E+09	5,15E+04	6,72E+08	2,79E+06
	MIN	8,65E+03	6,09E+07	2,81E+07	1,33E+07	2,48E+03	2,17E+03	2,63E+04
F20	ORT	6,15E+03	7,05E+03	6,83E+03	5,11E+03	5,28E+03	7,24E+03	7,19E+03
	STD	8,20E+02	5,78E+02	8,45E+02	9,13E+02	7,51E+02	5,03E+02	3,52E+02
	MAX	7,56E+03	8,02E+03	8,25E+03	8,02E+03	6,63E+03	7,96E+03	7,71E+03
	MIN	4,41E+03	5,92E+03	5,05E+03	3,90E+03	3,87E+03	6,17E+03	6,27E+03

Çizelge 5.9.(devam) 50 popülasyon ve 100 boyut problemlerde elde edilen sonuçlar

F21	ORT	2,75E+03	4,34E+03	3,59E+03	3,01E+03	2,90E+03	3,30E+03	2,92E+03
	STD	4,53E+01	2,18E+02	1,41E+02	5,82E+01	9,80E+01	9,09E+01	6,80E+01
	MAX	2,87E+03	4,77E+03	3,90E+03	3,10E+03	3,16E+03	3,42E+03	3,08E+03
	MIN	2,65E+03	3,88E+03	3,25E+03	2,87E+03	2,69E+03	3,13E+03	2,81E+03
F22	ORT	2,64E+04	3,07E+04	2,77E+04	2,20E+04	2,46E+04	3,38E+04	3,28E+04
	STD	2,34E+03	1,26E+03	3,84E+03	4,56E+03	2,62E+03	1,74E+03	1,45E+03
	MAX	3,38E+04	3,28E+04	3,39E+04	3,66E+04	3,02E+04	3,55E+04	3,48E+04
	MIN	2,22E+04	2,73E+04	1,93E+04	1,73E+04	2,05E+04	2,79E+04	2,82E+04
F23	ORT	3,26E+03	5,21E+03	4,87E+03	3,60E+03	3,29E+03	3,85E+03	3,37E+03
	STD	5,88E+01	1,88E+02	2,45E+02	1,05E+02	7,27E+01	1,65E+02	7,40E+01
	MAX	3,38E+03	5,65E+03	5,25E+03	3,83E+03	3,43E+03	4,28E+03	3,50E+03
	MIN	3,16E+03	4,83E+03	4,23E+03	3,32E+03	3,15E+03	3,51E+03	3,21E+03
F24	ORT	3,75E+03	6,45E+03	6,60E+03	4,31E+03	3,77E+03	4,36E+03	4,17E+03
	STD	6,69E+01	3,96E+02	4,95E+02	1,85E+02	8,23E+01	3,07E+02	1,47E+02
	MAX	3,92E+03	7,11E+03	8,18E+03	4,85E+03	3,97E+03	5,28E+03	4,39E+03
	MIN	3,63E+03	5,82E+03	5,69E+03	4,06E+03	3,64E+03	4,06E+03	3,86E+03
F25	ORT	3,62E+03	8,61E+03	1,12E+04	6,37E+03	3,94E+03	5,82E+03	4,32E+03
	STD	7,50E+01	8,58E+02	2,85E+03	8,38E+02	1,29E+02	2,42E+03	2,31E+02
	MAX	3,75E+03	1,08E+04	1,75E+04	8,34E+03	4,16E+03	1,35E+04	4,73E+03
	MIN	3,45E+03	7,17E+03	5,30E+03	4,92E+03	3,69E+03	3,69E+03	3,94E+03
F26	ORT	1,05E+04	3,69E+04	3,23E+04	1,54E+04	1,23E+04	1,77E+04	1,44E+04
	STD	5,16E+02	4,12E+03	4,13E+03	1,12E+03	1,55E+03	2,54E+03	6,39E+02
	MAX	1,16E+04	4,67E+04	3,87E+04	1,79E+04	1,90E+04	2,49E+04	1,57E+04
	MIN	9,50E+03	3,01E+04	2,42E+04	1,35E+04	1,03E+04	1,40E+04	1,34E+04
F27	ORT	3,59E+03	6,03E+03	5,08E+03	4,17E+03	3,56E+03	4,03E+03	3,89E+03
	STD	6,65E+01	8,11E+02	5,80E+02	1,40E+02	6,25E+01	3,88E+02	8,48E+01
	MAX	3,70E+03	7,82E+03	6,73E+03	4,50E+03	3,68E+03	4,98E+03	4,06E+03
	MIN	3,47E+03	4,85E+03	4,21E+03	3,95E+03	3,43E+03	3,57E+03	3,74E+03
F28	ORT	4,95E+03	1,22E+04	2,37E+04	8,95E+03	4,32E+03	6,39E+03	7,84E+03
	STD	5,77E+02	1,51E+03	3,71E+03	1,34E+03	3,43E+02	2,46E+03	1,10E+03
	MAX	5,99E+03	1,55E+04	3,40E+04	1,16E+04	5,72E+03	1,42E+04	1,07E+04
	MIN	3,97E+03	9,96E+03	1,62E+04	6,51E+03	3,91E+03	4,02E+03	5,44E+03
F29	ORT	6,72E+03	1,95E+04	1,08E+04	8,72E+03	7,24E+03	9,77E+03	7,20E+03
	STD	5,61E+02	2,71E+03	1,50E+03	4,72E+02	7,03E+02	8,13E+02	4,42E+02
	MAX	7,80E+03	2,40E+04	1,51E+04	9,66E+03	8,39E+03	1,23E+04	8,04E+03
	MIN	5,69E+03	1,37E+04	8,48E+03	7,91E+03	5,70E+03	8,40E+03	6,30E+03
F30	ORT	1,10E+06	1,57E+09	4,80E+09	8,98E+08	4,95E+05	6,27E+08	6,22E+06
	STD	5,93E+05	6,52E+08	2,99E+09	1,10E+09	2,56E+05	1,26E+09	3,57E+06
	MAX	3,36E+06	3,39E+09	1,54E+10	4,95E+09	1,22E+06	4,39E+09	1,28E+07
	MIN	4,11E+05	4,92E+08	6,19E+08	1,49E+08	1,56E+05	3,79E+05	9,21E+05
Friedman Sıralama		1,62	6,24	6,17	3,90	2,17	4,66	3,24
Final Sıralama		1	7	6	4	2	5	3

Çizelge 5.10. 100 popülasyon ve 100 boyut problemlerde elde edilen sonuçlar

Fonksiyon		SO-PSO	WOA	PSO	GWO	EO	LSHADE	SO
F1	ORT	7,17E+07	4,36E+10	1,13E+11	3,04E+10	5,01E+08	7,05E+09	2,60E+08
	STD	1,74E+07	7,76E+09	2,50E+10	6,87E+09	1,13E+09	1,05E+10	7,00E+07
	MAX	1,23E+08	6,37E+10	2,02E+11	4,33E+10	5,57E+09	4,46E+10	3,90E+08
	MIN	3,83E+07	3,13E+10	7,74E+10	1,56E+10	4,25E+07	1,79E+07	1,18E+08
F2	ORT	2,10E+117	5,10E+167	4,95E+143	2,49E+129	1,65E+103	6,66E+144	1,95E+124
	STD	1,13E+118	6,55E+04	1,75E+144	1,19E+130	7,94E+103	3,17E+145	1,06E+125
	MAX	6,17E+118	1,53E+169	9,23E+144	6,47E+130	4,35E+104	1,72E+146	5,83E+125
	MIN	7,25E+97	1,64E+135	9,10E+122	9,47E+101	2,39E+83	3,83E+88	8,45E+105
F3	ORT	3,78E+05	8,39E+05	7,64E+05	3,62E+05	4,04E+05	4,36E+05	3,28E+05
	STD	4,62E+04	1,36E+05	1,16E+05	4,91E+04	6,81E+04	1,04E+05	1,72E+04
	MAX	4,60E+05	1,04E+06	1,07E+06	5,23E+05	5,55E+05	5,47E+05	3,62E+05
	MIN	2,92E+05	4,28E+05	5,68E+05	2,96E+05	2,94E+05	2,33E+05	2,96E+05
F4	ORT	7,33E+02	7,51E+03	1,82E+04	3,30E+03	9,57E+02	3,01E+03	1,00E+03
	STD	3,09E+01	1,40E+03	6,38E+03	6,62E+02	6,46E+01	2,64E+03	5,65E+01
	MAX	8,39E+02	1,01E+04	3,70E+04	4,68E+03	1,14E+03	1,09E+04	1,13E+03
	MIN	6,76E+02	3,90E+03	4,25E+03	1,79E+03	8,36E+02	8,24E+02	8,99E+02
F5	ORT	7,90E+02	1,75E+03	1,40E+03	1,10E+03	1,06E+03	1,45E+03	1,03E+03
	STD	5,19E+01	9,86E+01	1,38E+02	6,31E+01	7,79E+01	9,65E+01	8,56E+01
	MAX	9,36E+02	2,03E+03	1,75E+03	1,23E+03	1,20E+03	1,60E+03	1,26E+03
	MIN	7,15E+02	1,56E+03	1,15E+03	9,42E+02	8,69E+02	1,18E+03	8,81E+02
F6	ORT	6,02E+02	7,01E+02	6,53E+02	6,33E+02	6,16E+02	6,19E+02	6,07E+02
	STD	3,27E-01	1,04E+01	8,68E+00	4,61E+00	4,15E+00	1,83E+01	1,58E+00
	MAX	6,03E+02	7,26E+02	6,76E+02	6,43E+02	6,25E+02	6,56E+02	6,11E+02
	MIN	6,02E+02	6,86E+02	6,41E+02	6,25E+02	6,09E+02	6,01E+02	6,04E+02
F7	ORT	1,09E+03	3,61E+03	3,14E+03	1,90E+03	1,58E+03	1,84E+03	1,40E+03
	STD	4,26E+01	1,65E+02	4,55E+02	1,74E+02	1,18E+02	1,48E+02	7,04E+01
	MAX	1,21E+03	3,90E+03	4,34E+03	2,36E+03	1,83E+03	2,24E+03	1,54E+03
	MIN	1,02E+03	3,17E+03	2,42E+03	1,64E+03	1,34E+03	1,59E+03	1,26E+03
F8	ORT	1,08E+03	2,15E+03	1,73E+03	1,41E+03	1,34E+03	1,75E+03	1,34E+03
	STD	4,87E+01	8,47E+01	1,11E+02	1,03E+02	8,97E+01	9,17E+01	8,31E+01
	MAX	1,17E+03	2,30E+03	2,00E+03	1,80E+03	1,53E+03	1,92E+03	1,50E+03
	MIN	9,89E+02	1,96E+03	1,50E+03	1,26E+03	1,18E+03	1,54E+03	1,18E+03
F9	ORT	1,19E+03	6,78E+04	7,72E+04	3,06E+04	2,21E+04	1,50E+04	3,47E+03
	STD	1,01E+02	2,02E+04	2,49E+04	1,20E+04	6,23E+03	1,19E+04	9,43E+02
	MAX	1,50E+03	1,19E+05	1,31E+05	5,42E+04	3,56E+04	4,10E+04	7,53E+03
	MIN	1,03E+03	4,11E+04	2,97E+04	1,43E+04	7,60E+03	1,27E+03	2,32E+03
F10	ORT	2,38E+04	2,71E+04	2,23E+04	1,83E+04	2,01E+04	3,06E+04	3,09E+04
	STD	3,13E+03	2,19E+03	3,08E+03	4,86E+03	2,06E+03	1,98E+03	1,07E+03
	MAX	3,15E+04	3,23E+04	3,01E+04	3,36E+04	2,36E+04	3,27E+04	3,24E+04
	MIN	1,69E+04	2,33E+04	1,76E+04	1,49E+04	1,52E+04	2,42E+04	2,83E+04

Çizelge 5.10.(devam) 100 popülasyon ve 100 boyut problemlerde elde edilen sonuçlar

F11	ORT	1,74E+04	1,68E+05	1,13E+05	5,44E+04	2,06E+04	1,10E+05	9,91E+04
	STD	6,45E+03	7,50E+04	3,03E+04	1,12E+04	5,56E+03	3,78E+04	1,73E+04
	MAX	3,42E+04	3,93E+05	1,97E+05	8,18E+04	3,38E+04	1,92E+05	1,25E+05
	MIN	7,51E+03	9,46E+04	6,54E+04	3,14E+04	1,31E+04	2,86E+04	5,51E+04
F12	ORT	8,16E+07	7,40E+09	3,27E+10	4,90E+09	4,83E+07	3,89E+09	1,47E+08
	STD	4,05E+07	2,32E+09	1,25E+10	2,04E+09	1,59E+07	8,32E+09	6,62E+07
	MAX	1,83E+08	1,55E+10	6,56E+10	9,51E+09	8,08E+07	4,11E+10	3,55E+08
	MIN	2,60E+07	3,71E+09	7,88E+09	2,01E+09	2,01E+07	3,44E+07	6,44E+07
F13	ORT	4,54E+04	2,19E+08	3,64E+09	6,70E+08	2,33E+04	5,23E+07	1,75E+05
	STD	1,97E+04	1,29E+08	2,51E+09	6,80E+08	8,80E+03	2,16E+08	1,73E+05
	MAX	1,04E+05	7,68E+08	1,08E+10	2,09E+09	4,42E+04	1,19E+09	8,39E+05
	MIN	2,21E+04	3,89E+07	4,74E+08	1,05E+07	9,47E+03	4,69E+03	3,43E+04
F14	ORT	1,44E+06	1,15E+07	1,12E+07	5,52E+06	1,75E+06	9,78E+06	2,55E+06
	STD	7,74E+05	4,78E+06	9,78E+06	2,75E+06	9,02E+05	9,60E+06	1,24E+06
	MAX	3,66E+06	2,79E+07	4,61E+07	1,19E+07	4,01E+06	3,74E+07	5,22E+06
	MIN	1,64E+05	4,79E+06	1,49E+06	1,80E+06	4,97E+05	3,76E+05	8,62E+05
F15	ORT	1,14E+04	2,75E+07	1,91E+09	8,33E+07	6,40E+03	1,39E+07	2,82E+04
	STD	4,58E+03	3,75E+07	1,19E+09	1,04E+08	3,27E+03	4,20E+07	1,11E+04
	MAX	2,06E+04	2,05E+08	4,26E+09	3,96E+08	2,00E+04	1,87E+08	5,55E+04
	MIN	5,34E+03	5,48E+06	1,87E+05	1,89E+05	3,07E+03	2,82E+03	1,44E+04
F16	ORT	6,25E+03	1,46E+04	8,58E+03	6,09E+03	5,86E+03	9,59E+03	9,37E+03
	STD	1,12E+03	1,94E+03	1,24E+03	9,39E+02	9,09E+02	8,29E+02	8,26E+02
	MAX	9,22E+03	1,95E+04	1,12E+04	1,03E+04	7,73E+03	1,15E+04	1,05E+04
	MIN	3,90E+03	1,10E+04	6,36E+03	4,72E+03	4,16E+03	8,21E+03	7,06E+03
F17	ORT	4,98E+03	9,80E+03	9,84E+03	4,82E+03	5,12E+03	6,43E+03	6,57E+03
	STD	6,66E+02	2,16E+03	4,17E+03	4,64E+02	5,31E+02	7,52E+02	9,63E+02
	MAX	6,21E+03	1,59E+04	2,42E+04	5,78E+03	6,17E+03	7,94E+03	7,90E+03
	MIN	4,15E+03	6,35E+03	6,12E+03	4,12E+03	3,74E+03	4,69E+03	3,55E+03
F18	ORT	3,45E+06	1,10E+07	2,08E+07	6,34E+06	3,38E+06	8,65E+06	6,23E+06
	STD	3,54E+06	5,12E+06	1,40E+07	3,47E+06	1,64E+06	1,17E+07	4,86E+06
	MAX	1,87E+07	2,76E+07	8,26E+07	1,50E+07	6,86E+06	5,24E+07	2,06E+07
	MIN	7,52E+05	4,37E+06	3,92E+06	1,46E+06	8,75E+05	2,36E+05	1,35E+06
F19	ORT	7,84E+03	6,68E+07	1,77E+09	1,43E+08	6,04E+03	5,34E+07	4,13E+04
	STD	5,70E+03	4,92E+07	1,63E+09	2,19E+08	3,15E+03	1,83E+08	3,19E+04
	MAX	3,30E+04	2,05E+08	7,06E+09	1,15E+09	1,59E+04	9,93E+08	1,28E+05
	MIN	2,84E+03	1,49E+07	1,02E+08	8,72E+06	2,35E+03	2,29E+03	4,53E+03
F20	ORT	5,43E+03	6,48E+03	6,16E+03	4,95E+03	5,15E+03	6,91E+03	6,91E+03
	STD	5,90E+02	5,98E+02	8,03E+02	6,73E+02	5,37E+02	5,55E+02	3,64E+02
	MAX	6,63E+03	7,64E+03	7,97E+03	7,53E+03	5,99E+03	7,62E+03	7,48E+03
	MIN	4,26E+03	5,39E+03	4,88E+03	3,86E+03	4,01E+03	5,73E+03	6,12E+03

Çizelge 5.10.(devam) 100 popülasyon ve 100 boyut problemlerde elde edilen sonuçlar

F21	ORT	2,60E+03	4,20E+03	3,45E+03	2,94E+03	2,77E+03	3,24E+03	2,87E+03
	STD	3,68E+01	1,90E+02	1,44E+02	6,70E+01	7,25E+01	1,16E+02	7,05E+01
	MAX	2,68E+03	4,63E+03	3,71E+03	3,14E+03	2,94E+03	3,50E+03	3,02E+03
	MIN	2,52E+03	3,80E+03	3,16E+03	2,81E+03	2,66E+03	3,01E+03	2,76E+03
F22	ORT	2,44E+04	2,93E+04	2,36E+04	2,24E+04	2,25E+04	3,32E+04	3,26E+04
	STD	3,13E+03	1,70E+03	2,97E+03	5,93E+03	1,91E+03	2,32E+03	1,92E+03
	MAX	3,13E+04	3,27E+04	3,12E+04	3,55E+04	2,67E+04	3,50E+04	3,48E+04
	MIN	1,89E+04	2,62E+04	1,91E+04	1,42E+04	1,84E+04	2,55E+04	2,76E+04
F23	ORT	3,12E+03	5,03E+03	4,66E+03	3,49E+03	3,20E+03	3,79E+03	3,14E+03
	STD	3,84E+01	2,64E+02	2,37E+02	8,29E+01	6,58E+01	1,85E+02	4,08E+01
	MAX	3,22E+03	5,99E+03	5,28E+03	3,67E+03	3,34E+03	4,39E+03	3,21E+03
	MIN	3,07E+03	4,55E+03	4,28E+03	3,35E+03	3,09E+03	3,44E+03	3,06E+03
F24	ORT	3,59E+03	6,38E+03	6,25E+03	4,10E+03	3,65E+03	4,23E+03	3,79E+03
	STD	4,75E+01	3,76E+02	3,98E+02	1,52E+02	6,73E+01	1,27E+02	5,09E+01
	MAX	3,71E+03	7,28E+03	6,90E+03	4,70E+03	3,75E+03	4,51E+03	3,89E+03
	MIN	3,51E+03	5,74E+03	5,33E+03	3,88E+03	3,53E+03	3,90E+03	3,68E+03
F25	ORT	3,53E+03	6,72E+03	9,91E+03	5,76E+03	3,64E+03	4,64E+03	3,77E+03
	STD	4,00E+01	6,24E+02	2,59E+03	7,57E+02	6,66E+01	1,23E+03	8,55E+01
	MAX	3,60E+03	7,91E+03	1,77E+04	7,45E+03	3,77E+03	8,53E+03	3,94E+03
	MIN	3,43E+03	5,56E+03	6,19E+03	4,85E+03	3,52E+03	3,49E+03	3,63E+03
F26	ORT	9,01E+03	3,52E+04	3,02E+04	1,40E+04	1,05E+04	1,64E+04	1,10E+04
	STD	3,64E+02	3,83E+03	3,53E+03	1,17E+03	9,57E+02	2,73E+03	5,03E+02
	MAX	9,72E+03	4,64E+04	3,69E+04	1,69E+04	1,27E+04	2,26E+04	1,21E+04
	MIN	8,47E+03	2,68E+04	2,44E+04	1,17E+04	8,99E+03	1,20E+04	9,86E+03
F27	ORT	3,47E+03	5,63E+03	4,82E+03	3,92E+03	3,50E+03	4,05E+03	3,65E+03
	STD	3,24E+01	7,24E+02	4,33E+02	9,97E+01	6,37E+01	4,18E+02	6,01E+01
	MAX	3,55E+03	7,28E+03	5,85E+03	4,12E+03	3,66E+03	4,91E+03	3,80E+03
	MIN	3,42E+03	4,46E+03	4,02E+03	3,76E+03	3,41E+03	3,47E+03	3,53E+03
F28	ORT	4,17E+03	9,23E+03	2,12E+04	7,30E+03	3,78E+03	6,88E+03	5,62E+03
	STD	4,26E+02	1,01E+03	2,83E+03	1,10E+03	6,35E+01	3,30E+03	6,54E+02
	MAX	5,73E+03	1,19E+04	2,58E+04	9,41E+03	3,87E+03	1,60E+04	7,07E+03
	MIN	3,72E+03	7,35E+03	1,13E+04	4,83E+03	3,62E+03	3,75E+03	4,37E+03
F29	ORT	6,43E+03	1,75E+04	1,09E+04	8,08E+03	6,61E+03	9,50E+03	6,45E+03
	STD	5,75E+02	2,54E+03	1,56E+03	7,51E+02	7,50E+02	6,18E+02	6,19E+02
	MAX	7,41E+03	2,28E+04	1,49E+04	9,71E+03	8,50E+03	1,08E+04	7,73E+03
	MIN	4,89E+03	1,36E+04	8,26E+03	6,57E+03	4,86E+03	8,26E+03	5,24E+03
F30	ORT	3,02E+05	9,12E+08	4,07E+09	7,56E+08	2,49E+05	1,54E+08	9,94E+05
	STD	1,48E+05	4,80E+08	1,85E+09	8,48E+08	1,72E+05	4,76E+08	5,11E+05
	MAX	6,49E+05	2,78E+09	7,93E+09	3,60E+09	8,05E+05	2,02E+09	2,61E+06
	MIN	8,68E+04	4,04E+08	4,87E+08	4,98E+07	4,76E+04	4,00E+05	2,71E+05
Friedman Sıralama		1,69	6,28	6,00	3,93	2,10	4,76	3,24
Final Sıralama		1	7	6	4	2	5	3

100 boyutlu problemlerde elde edilen sonuçlar, SO-PSO yönteminin sürekli olarak üstün performans elde ettiğini ortaya koymaktadır. Her ne kadar WOA ve PSO

bazı 100 boyutlu problemler içerisinde rekabetçi sonuçlara ulaşmış olsa, yüksek standart sapma değerleri ve tutarsız performansları bu algoritmaların kararlılıklarının düşük olduğunu göstermektedir. 3 farklı boyut ve 3 farklı popülasyon büyüklüğü değerleri için elde edilen sonuçların Friedman sıralamaları aşağıdaki çizelgede toplu halde sunulmuştur.

Çizelge 5.11. Farklı boyut ve popülasyon değerlerinde algoritmaların sıralamaları

Boyut	Popülasyon	SO-PSO	WOA	PSO	GWO	EO	LSHADE	SO
30	30	1,52	6,72	5,83	4,24	1,90	4,28	3,52
	50	1,55	6,69	5,66	4,66	1,86	4,31	3,28
	100	1,59	6,62	5,69	4,69	1,90	4,55	2,97
50	30	1,69	6,62	5,97	4,03	1,93	4,48	3,28
	50	1,62	6,59	5,90	4,28	1,79	4,55	3,28
	100	1,69	6,45	5,76	4,24	2,00	4,72	3,14
100	30	1,59	6,31	6,24	3,69	2,10	4,45	3,62
	50	1,62	6,24	6,17	3,90	2,17	4,66	3,24
	100	1,69	6,28	6,00	3,93	2,10	4,76	3,24
Friedman Sıralama		1,62	6,50	5,91	4,18	1,98	4,53	3,28
Final Sıralama		1	7	6	4	2	5	3

Algoritmaların 30 kaydırılmış ve döndürülmüş fonksiyonda ulaşılmış oldukları sonuçlar ayrıca Wilcoxon işaretli sıralar testine tabi tutulmuştur, 30 boyutlu problemler için algoritmaların 30, 50 ve 100 popülasyon değerleri ile gerçekleştirdikleri optimizasyon işlemlerinde elde ettikleri Wilcoxon işaretli sıralar testi sonuçları sırası ile Çizelge 5.12, 5.13 ve 5.14'te gösterilmiştir.

Çizelge 5.12. 30 popülasyon ve 30 boyut için Wilcoxon testi sonuçları

	SOPSO-WOA		SOPSO-PSO		SOPSO-GWO		SOPSO-EO		SOPSO-LSHADE		SOPSO-SO	
	p	h	p	h	p	h	p	h	p	h	p	h
F1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	4,73E-06	1	1,73E-06	1
F2	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	3,41E-05	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F3	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	5,29E-04	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F4	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	3,41E-05	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F5	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F6	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	6,14E-01	0	1,73E-06	1
F7	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F8	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,92E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F9	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	8,19E-05	1	2,13E-06	1	1,73E-06	1
F10	1,73E-06	1	5,32E-03	1	9,84E-03	1	3,18E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F11	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	2,62E-01	0	1,73E-06	1
F12	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F13	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	6,42E-03	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F14	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	4,90E-04	1	2,35E-06	1
F15	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	2,13E-06	1	2,61E-04	1	1,73E-06	1
F16	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	4,20E-04	1	1,73E-06	1	3,88E-06	1
F17	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	8,31E-04	1	1,92E-06	1	1,73E-06	1
F18	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F19	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	5,31E-05	1	1,92E-06	1	1,97E-05	1
F20	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F21	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F22	1,73E-06	1	1,73E-06	1	9,78E-02	0	1,65E-01	0	2,41E-04	1	5,86E-01	0
F23	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	9,32E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F24	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	2,56E-02	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F25	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,36E-04	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F26	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	2,18E-02	1	1,74E-04	1	1,73E-06	1
F27	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	2,35E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F28	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	6,32E-05	1	1,73E-06	1
F29	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	2,70E-02	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F30	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	9,37E-02	0	1,73E-06	1	1,73E-06	1
Red/Kabul	30/0		30/0		29/1		28/2		28/2		29/1	

Çizelge 5.13. 50 popülasyon ve 30 boyut için Wilcoxon testi sonuçları

	SOPSO-WOA		SOPSO-PSO		SOPSO-GWO		SOPSO-EO		SOPSO-LSHADE		SOPSO-SO	
	p	h	p	h	p	h	p	h	p	h	p	h
F1	1,73E-06	1	1,92E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	7,69E-06	1	1,73E-06	1
F2	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	2,60E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F3	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,25E-04	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F4	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	9,92E-01	0	1,73E-06	1	3,52E-06	1
F5	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F6	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	3,88E-04	1	8,59E-02	0	1,73E-06	1
F7	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F8	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F9	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	3,18E-06	1	1,73E-06	1
F10	1,92E-06	1	1,41E-01	0	3,32E-04	1	1,64E-05	1	1,73E-06	1	9,78E-02	0
F11	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,06E-04	1	2,13E-06	1
F12	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F13	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	6,27E-02	0	1,73E-06	1	2,62E-01	0
F14	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,16E-01	0	1,73E-06	1
F15	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,97E-05	1	5,29E-04	1	9,59E-01	0
F16	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F17	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	6,42E-03	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F18	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	3,41E-05	1	9,63E-04	1	5,75E-06	1
F19	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,53E-01	0	2,88E-06	1	2,60E-06	1
F20	1,73E-06	1	3,18E-06	1	1,73E-06	1	9,10E-01	0	1,73E-06	1	2,26E-03	1
F21	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F22	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,04E-02	1	1,36E-05	1	6,04E-03	1	1,73E-06	1
F23	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F24	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,36E-05	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F25	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	5,19E-02	0	4,29E-06	1	1,73E-06	1
F26	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,66E-02	1	4,73E-06	1	1,73E-06	1
F27	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	6,14E-01	0	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F28	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,04E-02	1	1,73E-06	1
F29	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	2,13E-06	1	1,73E-06	1	1,92E-06	1
F30	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	4,65E-01	0	1,73E-06	1	1,73E-06	1
Red/Kabul	30/0		29/1		30/0		23/7		28/2		27/3	

Çizelge 5.14. 100 popülasyon ve 30 boyut için Wilcoxon testi sonuçları

	SOPSO-WOA		SOPSO-PSO		SOPSO-GWO		SOPSO-EO		SOPSO-LSHADE		SOPSO-SO	
	p	h	p	h	p	h	p	h	p	h	p	h
F1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	4,07E-05	1	1,73E-06	1
F2	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	2,58E-03	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F3	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,92E-06	1	1,73E-06	1
F4	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	4,49E-02	1	2,58E-03	1	2,13E-01	0
F5	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	8,29E-01	0
F6	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	3,11E-05	1	9,78E-02	0	1,73E-06	1
F7	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F8	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	3,52E-06	1
F9	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,59E-03	1	1,73E-06	1
F10	1,73E-06	1	2,13E-06	1	2,77E-03	1	4,29E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F11	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	9,75E-01	0
F12	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F13	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,92E-06	1	1,73E-06	1	2,16E-05	1
F14	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,20E-01	0	1,73E-06	1
F15	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	3,16E-02	1	3,16E-03	1	2,83E-04	1
F16	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,80E-05	1	1,73E-06	1	3,88E-06	1
F17	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,92E-01	0	1,73E-06	1	4,07E-05	1
F18	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	4,41E-01	0	2,21E-01	0	1,73E-06	1
F19	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	4,49E-02	1	7,69E-06	1	3,68E-02	1
F20	1,73E-06	1	1,92E-06	1	2,35E-06	1	6,14E-01	0	1,73E-06	1	3,00E-02	1
F21	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,92E-06	1
F22	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,20E-01	0	3,59E-04	1	5,71E-04	1	1,73E-06	1
F23	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F24	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	2,13E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F25	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	2,41E-03	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F26	1,73E-06	1	2,35E-06	1	2,35E-06	1	3,41E-05	1	3,59E-04	1	1,73E-06	1
F27	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	4,11E-03	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F28	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	8,47E-06	1	1,73E-06	1
F29	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	3,41E-05	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F30	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	3,68E-02	1	1,73E-06	1	7,51E-05	1
Red/Kabul	30/0		30/0		29/1		27/3		27/3		27/3	

50 boyutlu problemler için algoritmaların 30,50 ve 100 popülasyon değerleri ile gerçekleştirdikleri optimizasyon işlemlerinde elde ettikleri Wilcoxon işaretli sıralar testi sonuçları sırası ile Çizelge 5.15, 5.16 ve 5.17’de gösterilmiştir.

Çizelge 5.15. 30 popülasyon ve 50 boyut için Wilcoxon testi sonuçları

	SOPSO-WOA		SOPSO-PSO		SOPSO-GWO		SOPSO-EO		SOPSO-LSHADE		SOPSO-SO	
	p	h	p	h	p	h	p	h	p	h	p	h
F1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	3,18E-06	1	1,73E-06	1
F2	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F3	1,73E-06	1	1,73E-06	1	8,59E-02	0	9,92E-01	0	1,11E-01	0	1,29E-03	1
F4	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	2,45E-01	0	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F5	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F6	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	7,69E-06	1	1,73E-06	1
F7	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F8	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F9	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,92E-06	1	1,73E-06	1
F10	1,73E-06	1	2,88E-06	1	5,75E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,92E-06	1
F11	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	3,52E-06	1	2,13E-06	1
F12	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,04E-03	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F13	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	3,41E-05	1	1,73E-06	1
F14	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	7,71E-04	1	1,73E-06	1
F15	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,38E-03	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F16	1,73E-06	1	1,73E-06	1	2,16E-05	1	3,49E-01	0	1,73E-06	1	3,85E-03	1
F17	1,73E-06	1	1,92E-06	1	2,41E-04	1	1,24E-05	1	1,73E-06	1	3,85E-03	1
F18	1,73E-06	1	1,92E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F19	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,53E-01	0	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F20	1,73E-06	1	1,73E-06	1	4,68E-03	1	5,72E-01	0	1,73E-06	1	1,11E-02	1
F21	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F22	1,73E-06	1	9,32E-06	1	3,88E-06	1	1,73E-06	1	6,32E-05	1	7,27E-03	1
F23	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	5,22E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F24	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F25	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F26	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	2,61E-04	1	2,35E-06	1	1,73E-06	1
F27	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	8,22E-03	1	1,73E-06	1
F28	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	2,35E-06	1	1,73E-06	1
F29	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,92E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F30	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
Red/Kabul	30/0		30/0		29/1		25/5		29/1		30/0	

Çizelge 5.16. 50 popülasyon ve 50 boyut için Wilcoxon testi sonuçları

	SOPSO-WOA		SOPSO-PSO		SOPSO-GWO		SOPSO-EO		SOPSO-LSHADE		SOPSO-SO	
	p	h	p	h	p	h	p	h	p	h	p	h
F1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	3,11E-05	1	1,92E-06	1	1,73E-06	1
F2	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F3	1,73E-06	1	1,73E-06	1	2,83E-04	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,59E-03	1
F4	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	2,60E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F5	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F6	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	6,34E-06	1	1,73E-06	1
F7	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F8	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F9	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F10	1,73E-06	1	7,52E-02	0	1,65E-01	0	1,80E-05	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F11	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	8,31E-04	1	1,73E-06	1
F12	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,40E-02	1	3,52E-06	1	1,73E-06	1
F13	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	3,11E-05	1	5,31E-05	1	1,73E-06	1
F14	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	7,69E-06	1	1,73E-06	1
F15	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,40E-02	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F16	1,73E-06	1	1,73E-06	1	2,13E-06	1	7,86E-02	0	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F17	1,73E-06	1	1,73E-06	1	2,21E-01	0	3,60E-01	0	1,73E-06	1	2,61E-04	1
F18	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,92E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F19	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	9,27E-03	1	1,92E-06	1	1,73E-06	1
F20	1,73E-06	1	1,73E-06	1	5,98E-02	0	4,53E-04	1	1,73E-06	1	2,35E-06	1
F21	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F22	1,73E-06	1	1,04E-03	1	2,77E-03	1	1,73E-06	1	1,65E-01	0	2,13E-06	1
F23	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F24	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	3,33E-02	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F25	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F26	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F27	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	2,37E-05	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F28	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,13E-05	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F29	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,24E-05	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F30	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
Red/Kabul	30/0		29/1		27/3		28/2		29/1		30/0	

Çizelge 5.17. 100 popülasyon ve 50 boyut için Wilcoxon testi sonuçları

	SOPSO-WOA		SOPSO-PSO		SOPSO-GWO		SOPSO-EO		SOPSO-LSHADE		SOPSO-SO	
	p	h	p	h	p	h	p	h	p	h	p	h
F1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	4,45E-05	1	1,73E-06	1
F2	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F3	1,73E-06	1	1,73E-06	1	2,37E-01	0	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F4	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	2,35E-06	1	1,49E-05	1	1,92E-06	1
F5	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F6	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	2,37E-05	1	1,73E-06	1
F7	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F8	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F9	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	2,60E-06	1	1,73E-06	1
F10	1,73E-06	1	2,89E-01	0	2,77E-03	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F11	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F12	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,41E-01	0	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F13	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F14	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	2,60E-05	1	1,73E-06	1
F15	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	3,18E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F16	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,92E-06	1	2,88E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F17	1,73E-06	1	1,73E-06	1	9,75E-01	0	3,11E-05	1	1,73E-06	1	1,66E-02	1
F18	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	3,59E-04	1	6,98E-06	1	1,73E-06	1
F19	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	8,45E-01	0
F20	1,73E-06	1	1,75E-02	1	2,88E-06	1	5,75E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F21	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F22	1,73E-06	1	4,17E-01	0	2,60E-05	1	1,73E-06	1	1,04E-02	1	1,73E-06	1
F23	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F24	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,31E-01	0	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F25	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	3,52E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F26	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F27	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	4,20E-04	1	1,92E-06	1	1,73E-06	1
F28	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F29	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	8,94E-04	1	1,73E-06	1	7,51E-05	1
F30	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	3,16E-02	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
Red/Kabul	30/0		28/2		28/2		28/2		30/0		29/1	

100 boyutlu problemler için algoritmaların 30,50 ve 100 popülasyon değerleri ile gerçekleştirdikleri optimizasyon işlemlerinde elde ettikleri Wilcoxon işaretli sıralar testi sonuçları sırası ile Çizelge 5.18, 5.19 ve 5.20’de gösterilmiştir,

Çizelge 5.18. 30 popülasyon ve 100 boyut için Wilcoxon testi sonuçları

	SOPSO-WOA		SOPSO-PSO		SOPSO-GWO		SOPSO-EO		SOPSO-LSHADE		SOPSO-SO	
	p	h	p	h	p	h	p	h	p	h	p	h
F1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F2	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	2,29E-01	0	3,18E-06	1	1,73E-06	1
F3	1,73E-06	1	1,73E-06	1	4,29E-06	1	1,73E-06	1	1,41E-01	0	1,73E-06	1
F4	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F5	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F6	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	4,73E-06	1	1,73E-06	1
F7	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F8	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F9	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	2,88E-06	1	1,73E-06	1
F10	3,88E-04	1	5,58E-01	0	1,92E-06	1	1,73E-06	1	2,60E-06	1	2,35E-06	1
F11	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	3,32E-04	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F12	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F13	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	2,61E-04	1	1,73E-06	1
F14	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	9,78E-02	0	5,22E-06	1	1,73E-06	1
F15	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,02E-01	0	1,73E-06	1
F16	1,73E-06	1	1,73E-06	1	6,04E-03	1	1,20E-03	1	1,73E-06	1	2,26E-03	1
F17	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,92E-06	1	2,35E-06	1	1,73E-06	1	1,92E-06	1
F18	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	2,84E-05	1	4,29E-06	1	1,73E-06	1
F19	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	4,20E-04	1	1,73E-06	1
F20	1,73E-06	1	1,73E-06	1	2,35E-06	1	2,60E-05	1	2,35E-06	1	4,29E-06	1
F21	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,92E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F22	1,92E-06	1	7,71E-04	1	2,35E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F23	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	8,19E-05	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F24	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F25	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F26	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,97E-05	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F27	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F28	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	2,60E-06	1	1,73E-06	1
F29	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	8,73E-03	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F30	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	3,18E-06	1	1,73E-06	1
Red/Kabul	30/0		29/1		30/0		28/2		28/2		30/0	

Çizelge 5.19. 50 popülasyon ve 100 boyut için Wilcoxon testi sonuçları

	SOPSO-WOA		SOPSO-PSO		SOPSO-GWO		SOPSO-EO		SOPSO-LSHADE		SOPSO-SO	
	p	h	p	h	p	h	p	h	p	h	p	h
F1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F2	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,92E-06	1	1,73E-06	1	3,52E-06	1	1,73E-06	1
F3	1,73E-06	1	1,73E-06	1	2,26E-03	1	2,60E-06	1	4,90E-04	1	1,73E-06	1
F4	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F5	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F6	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F7	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F8	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F9	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F10	8,47E-06	1	6,16E-04	1	7,69E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F11	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	3,88E-04	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F12	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	4,86E-05	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F13	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,15E-04	1	1,73E-06	1
F14	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	6,89E-05	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F15	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	2,05E-04	1	1,73E-06	1
F16	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,29E-03	1	9,26E-01	0	1,73E-06	1	1,92E-06	1
F17	1,73E-06	1	1,73E-06	1	2,13E-06	1	6,32E-05	1	1,73E-06	1	8,19E-05	1
F18	1,73E-06	1	1,73E-06	1	3,59E-04	1	2,16E-05	1	6,98E-06	1	1,89E-04	1
F19	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	4,72E-02	1	1,73E-06	1
F20	1,73E-06	1	1,73E-06	1	2,35E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F21	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F22	1,92E-06	1	1,20E-03	1	1,80E-05	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F23	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	4,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F24	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	3,52E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F25	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F26	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F27	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F28	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,92E-06	1	1,73E-06	1
F29	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F30	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	2,35E-06	1	1,73E-06	1
Red/Kabul	30/0		30/0		30/0		29/1		30/0		30/0	

Çizelge 5.20. 100 popülasyon ve 100 boyut için Wilcoxon testi sonuçları

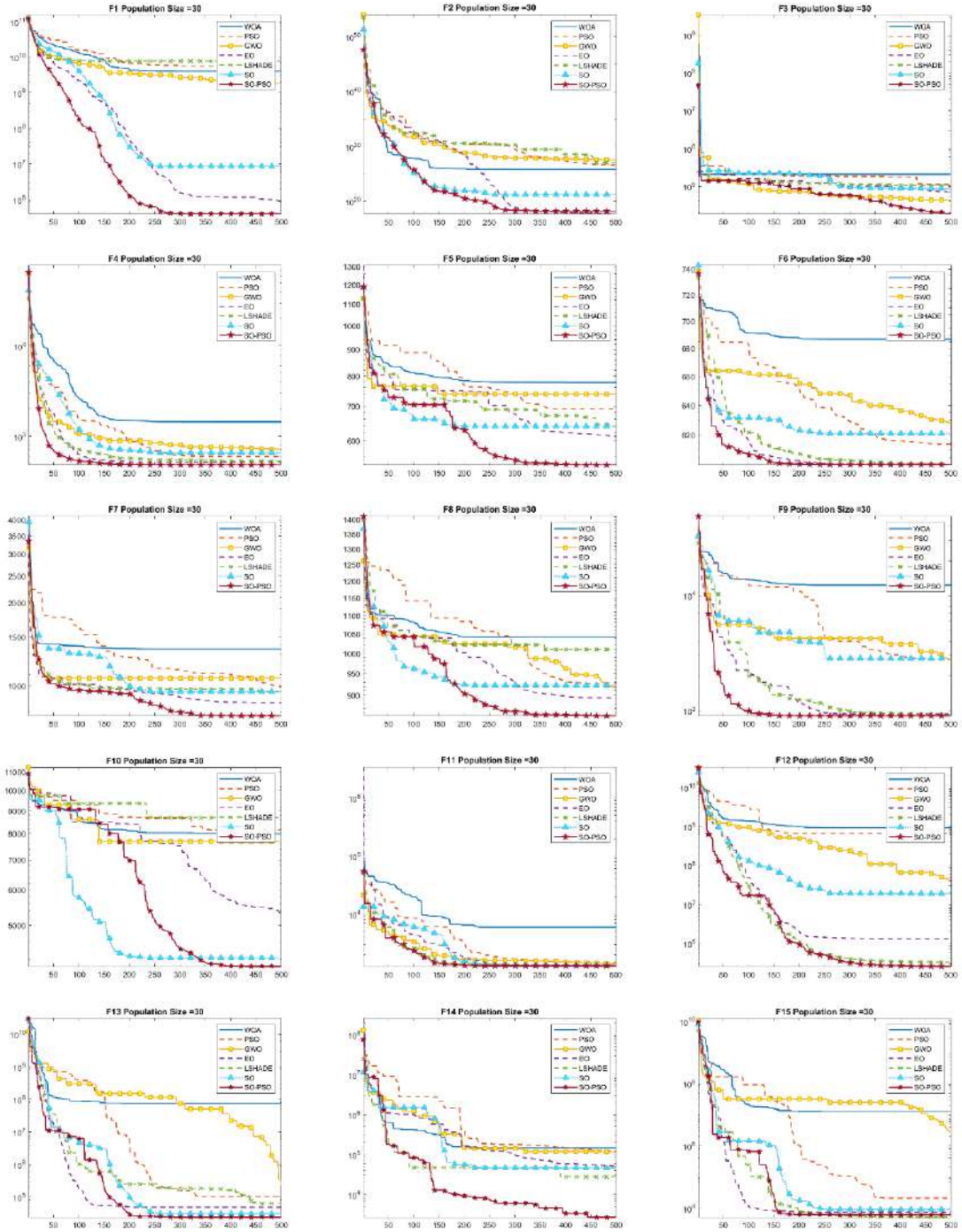
	SOPSO-WOA		SOPSO-PSO		SOPSO-GWO		SOPSO-EO		SOPSO-LSHADE		SOPSO-SO	
	p	h	p	h	p	h	p	h	p	h	p	h
F1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,92E-06	1	2,35E-06	1	1,73E-06	1
F2	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	6,16E-04	1	1,73E-06	1
F3	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,74E-04	1	1,73E-06	1	2,61E-04	1	2,35E-06	1
F4	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F5	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F6	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	2,35E-06	1	1,73E-06	1
F7	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F8	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F9	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F10	1,73E-06	1	1,97E-05	1	7,69E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F11	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,92E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F12	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F13	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	3,32E-04	1	1,73E-06	1
F14	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F15	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	2,16E-05	1	1,73E-06	1
F16	1,73E-06	1	1,73E-06	1	5,19E-02	0	5,75E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F17	1,73E-06	1	1,73E-06	1	8,94E-04	1	7,27E-03	1	1,73E-06	1	1,92E-06	1
F18	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,02E-05	1	5,29E-04	1	6,89E-05	1	1,73E-06	1
F19	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,60E-04	1	1,73E-06	1
F20	1,73E-06	1	1,73E-06	1	3,11E-05	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F21	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F22	1,73E-06	1	1,59E-03	1	2,85E-02	1	2,13E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F23	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	9,71E-05	1
F24	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F25	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F26	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F27	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	6,32E-05	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F28	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
F29	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	6,34E-06	1	1,73E-06	1	8,61E-01	0
F30	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	4,45E-05	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
Red/Kabul	30/0		30/0		29/1		30/0		30/0		29/1	

Wilcoxon testi sonuçları incelendiğinde SO-PSO yönteminin diğer yöntemlerden daha başarılı sonuçlara ulaşmasının istatistiksel olarak önemli bir fark oluşturduğu görülmektedir, 30 bağımsız çalıştırma sonuçlarının karşılaştırıldığı testlerde SO-PSO yöntemi, problemlerin çoğunda 30/0 oranında başarı elde etmiştir. Yöntemlerin karşılaştırılması sonucunda elde edilen Wilcoxon işaretli sıralar testi sonuçları toplu halde aşağıdaki çizelgede gösterilmiştir.

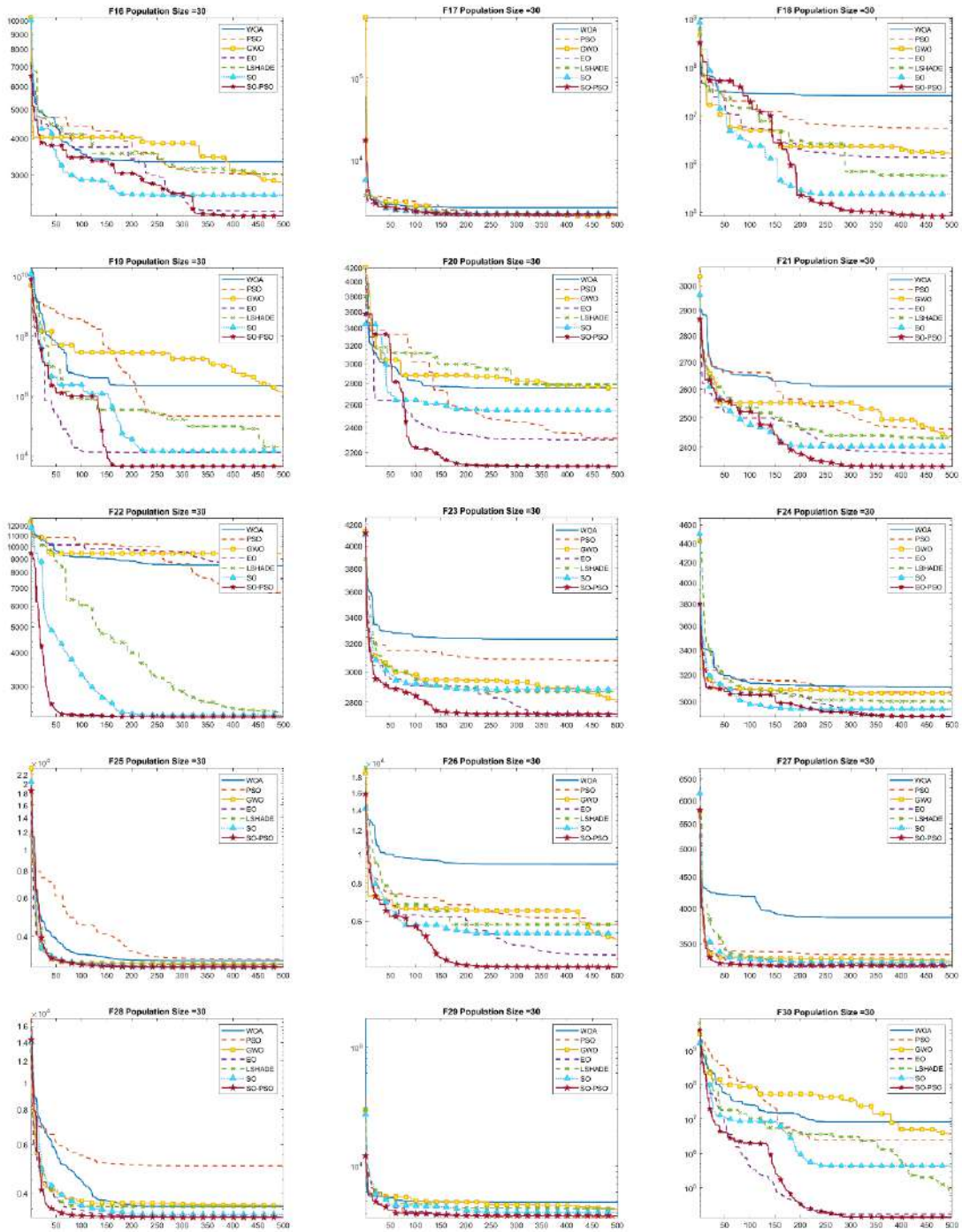
Çizelge 5.21. Farklı boyut ve popülasyon değerlerindeki Wilcoxon testi sonuçları

Boyut	Popülasyon	SOPSO-WOA	SOPSO-PSO	SOPSO-GWO	SOPSO-EO	SOPSO-LSHADE	SOPSO-SO
30	30	30/0	30/0	29/1	28/2	28/2	29/1
	50	30/0	29/1	30/0	23/7	28/2	27/3
	100	30/0	30/0	29/1	27/3	27/3	27/3
50	30	30/0	30/0	29/1	25/5	29/1	30/0
	50	30/0	29/1	27/3	28/2	29/1	30/0
	100	30/0	28/2	28/2	28/2	30/0	29/1
100	30	30/0	29/1	30/0	28/2	28/2	30/0
	50	30/0	30/0	30/0	29/1	30/0	30/0
	100	30/0	30/0	29/1	30/0	30/0	29/1
Toplam		270/0	267/3	262/8	243/27	258/12	262/8

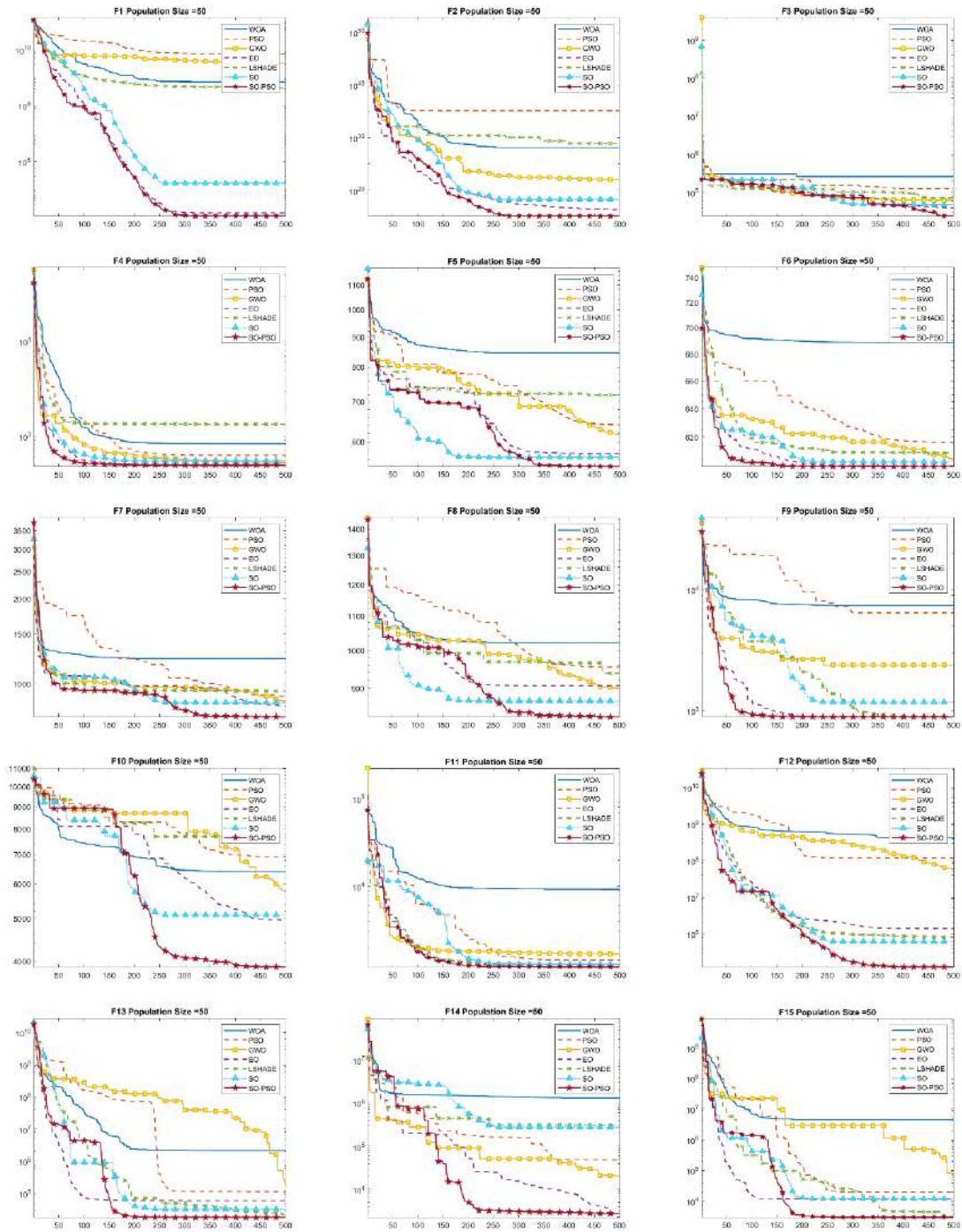
Algoritmaların bu fonksiyonlar üzerinde yakınsama hızlarının karşılaştırılması için iterasyonlar boyunca elde edilen sonuçlar grafik üzerinde incelenmiştir, Şekil 5.1-5.6 arası algoritmaların 30 boyutlu problemlerdeki yakınsama grafiklerini göstermektedir.



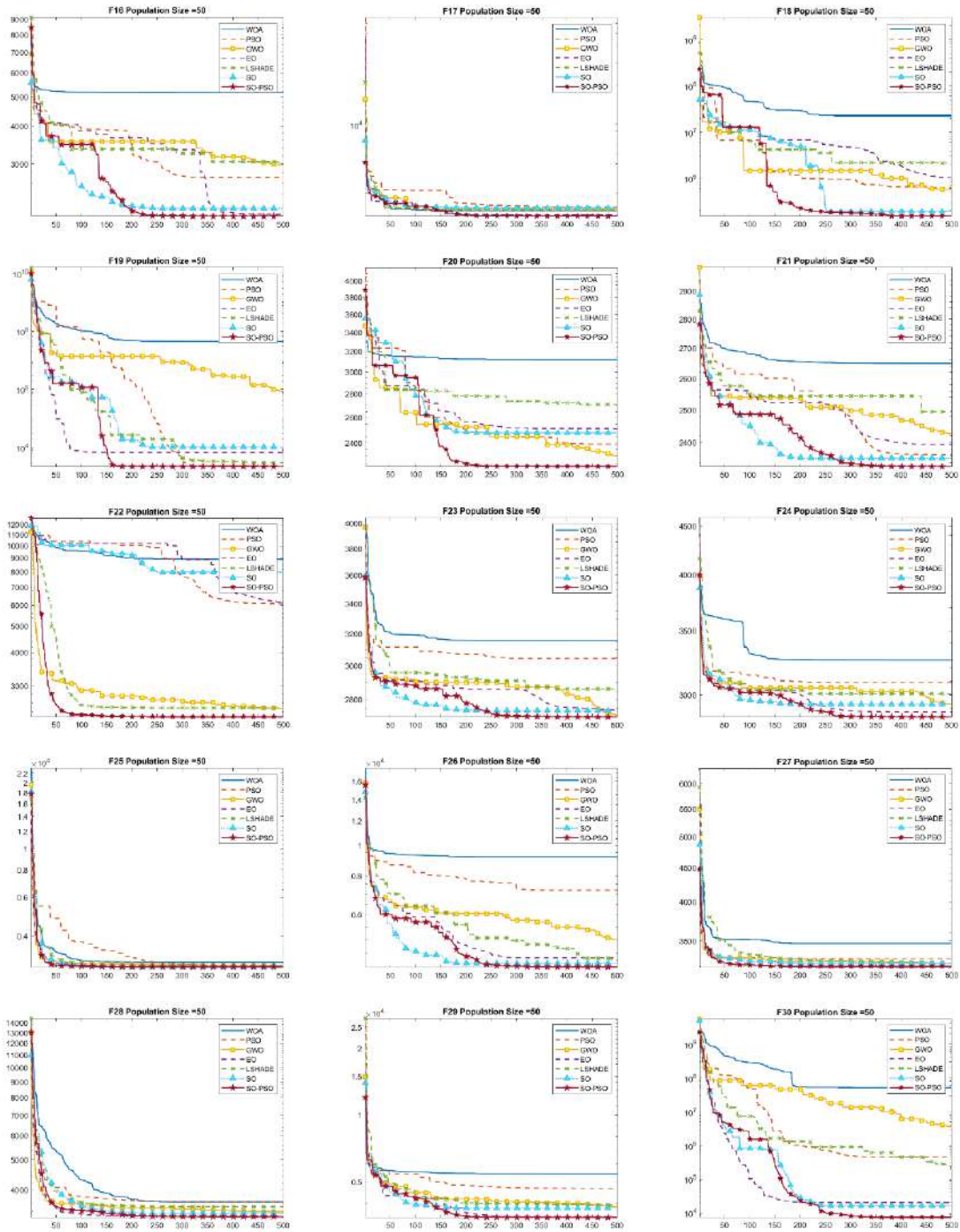
Şekil 5.1. 30 popülasyon ve 30 boyut için yakınsama grafikleri (F1-F15)



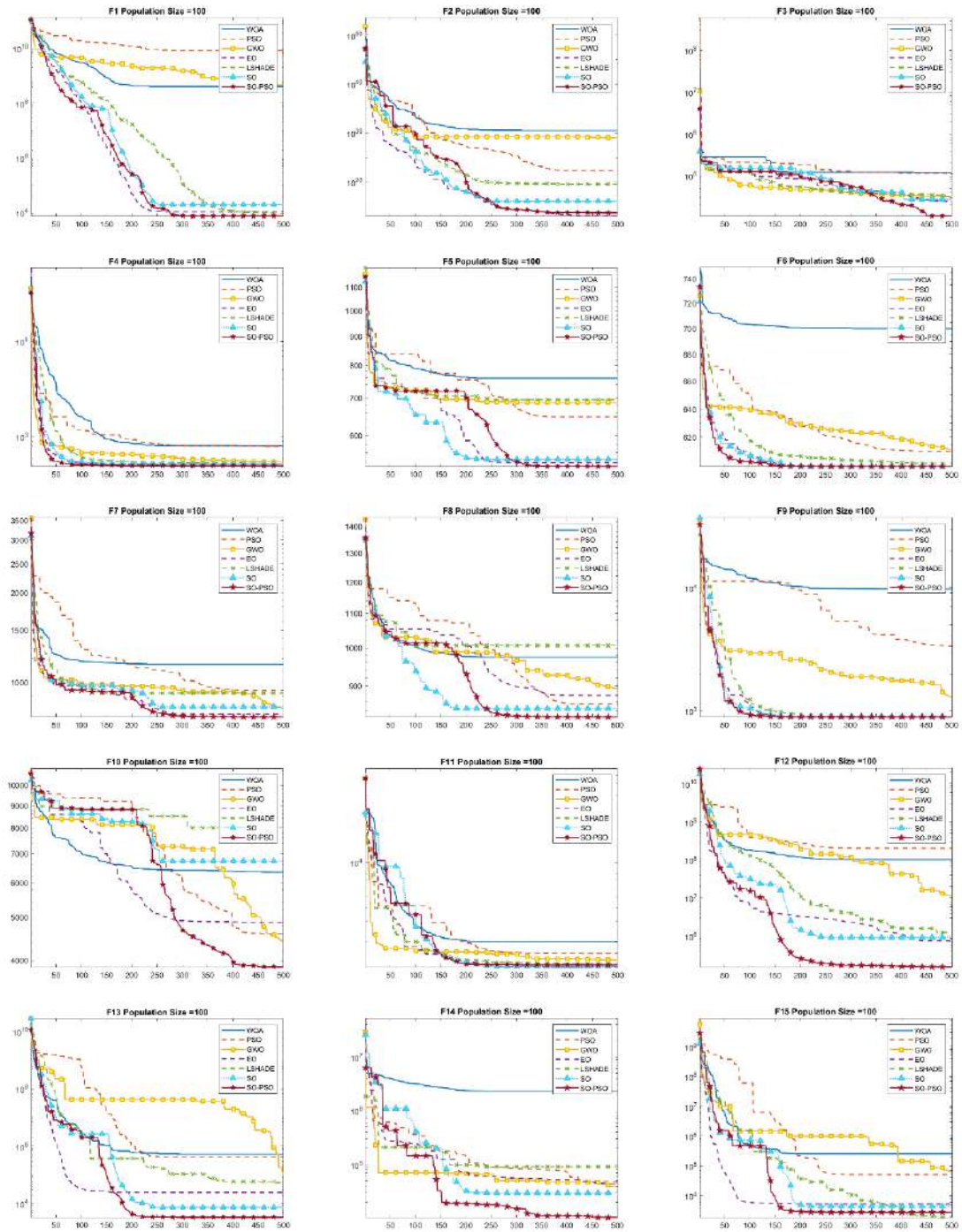
Şekil 5.2. 30 popülasyon ve 30 boyut için yakınsama grafikleri (F16-F30)



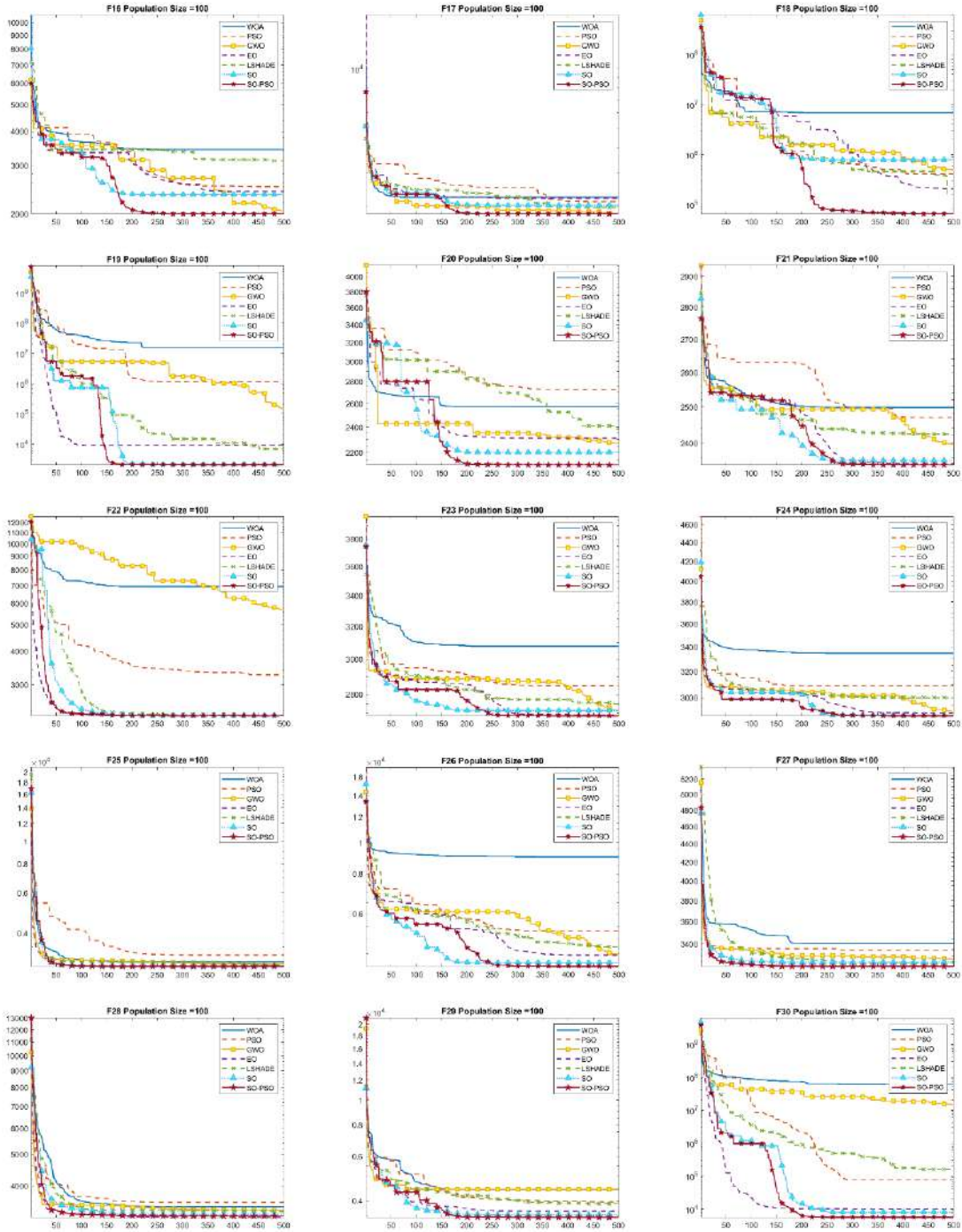
Şekil 5.3. 50 popülasyon ve 30 boyut için yakınsama grafikleri (F1-F15)



Şekil 5.4. 50 popülasyon ve 30 boyut için yakınsama grafikleri (F16-F30)



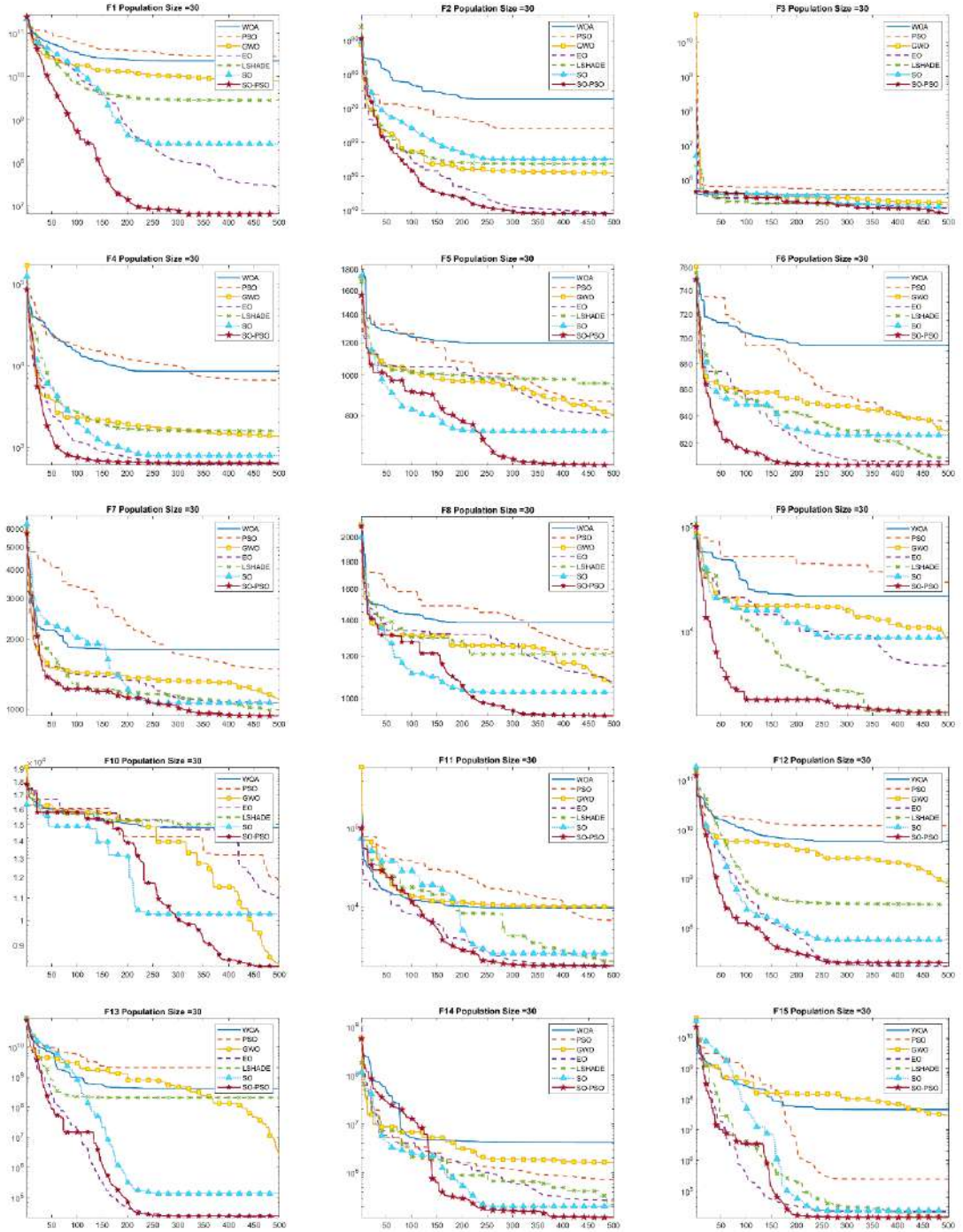
Şekil 5.5. 100 popülasyon ve 30 boyut için yakınsama grafikleri (F1-F15)



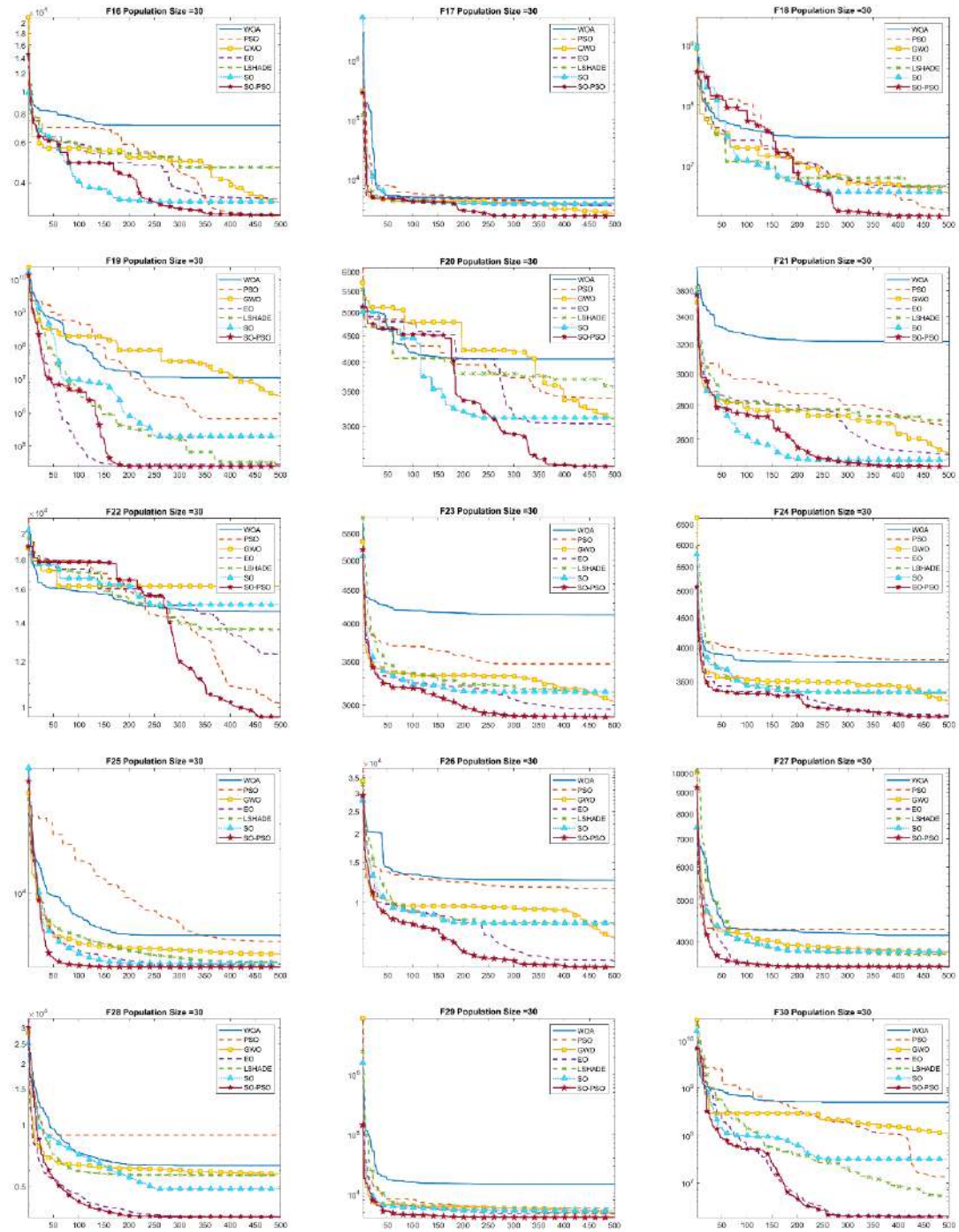
Şekil 5.6. 100 popülasyon ve 30 boyut için yakınsama grafikleri (F16-F30)

Grafikler incelendiğinde önerilen SO-PSO yönteminin yakınsama hızının diğer algoritmalara göre daha yüksek olduğu görülmektedir. Ayrıca SO-PSO'nun, lokal minimum değerlerde takılı kalmadığı, ilerleyen iterasyonlarda lokal minimum değerlerden kurtularak daha optimum sonuçlara ulaştığı da görülmektedir. Aynı optimum sonuca ulaşan algoritmalar arasında önerilen SO-PSO yönteminin bu değere daha hızlı ulaştığı görülmektedir. Buradan yola çıkarak SO-PSO'nun düşük iterasyon sayılarında dahi diğer yöntemlerden daha başarılı bir optimizasyon yöntemi olduğu söylenebilir.

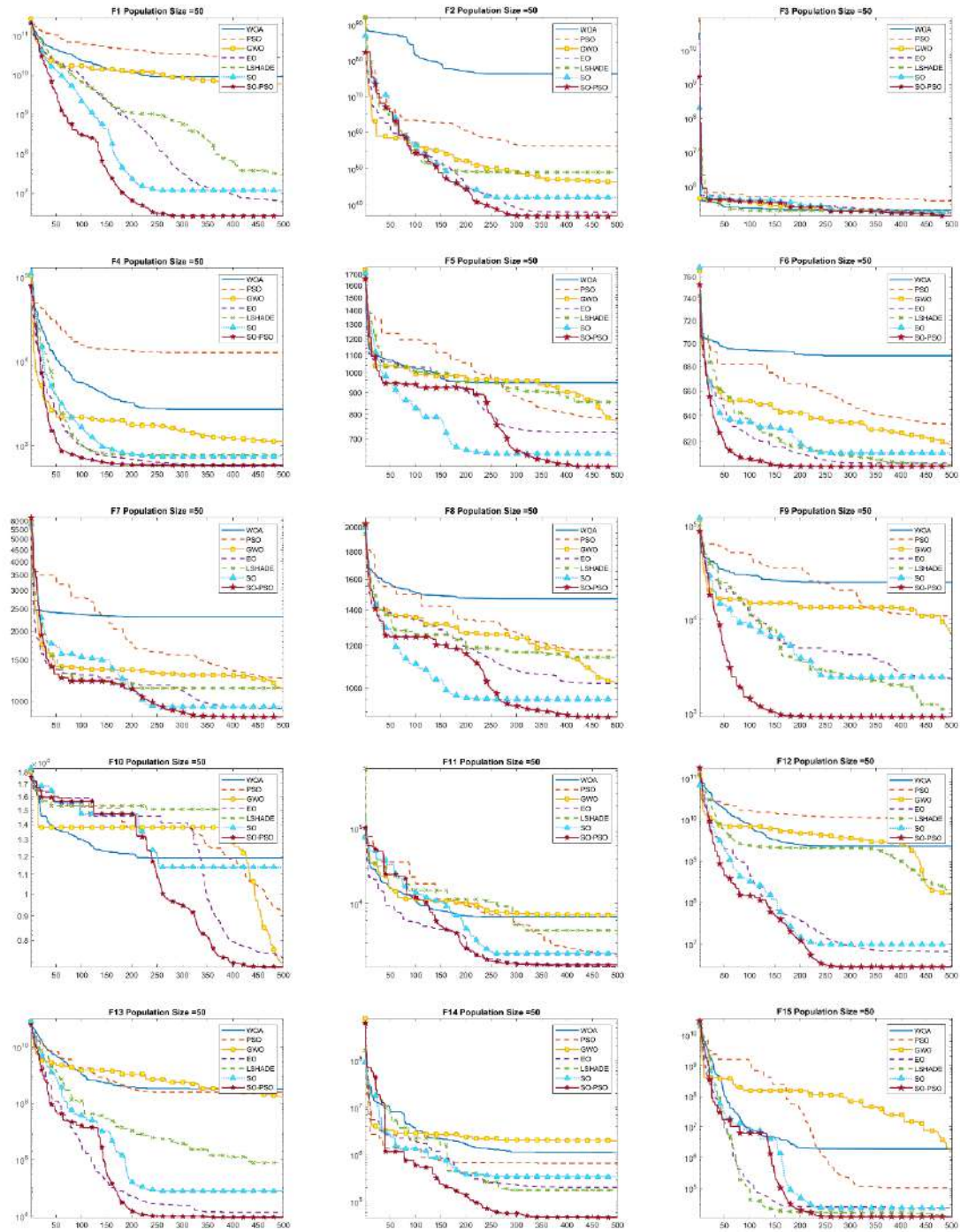
Şekil 5.7-5.12 arası algoritmaların 50 boyutlu problemlerdeki yakınsama grafiklerini göstermektedir.



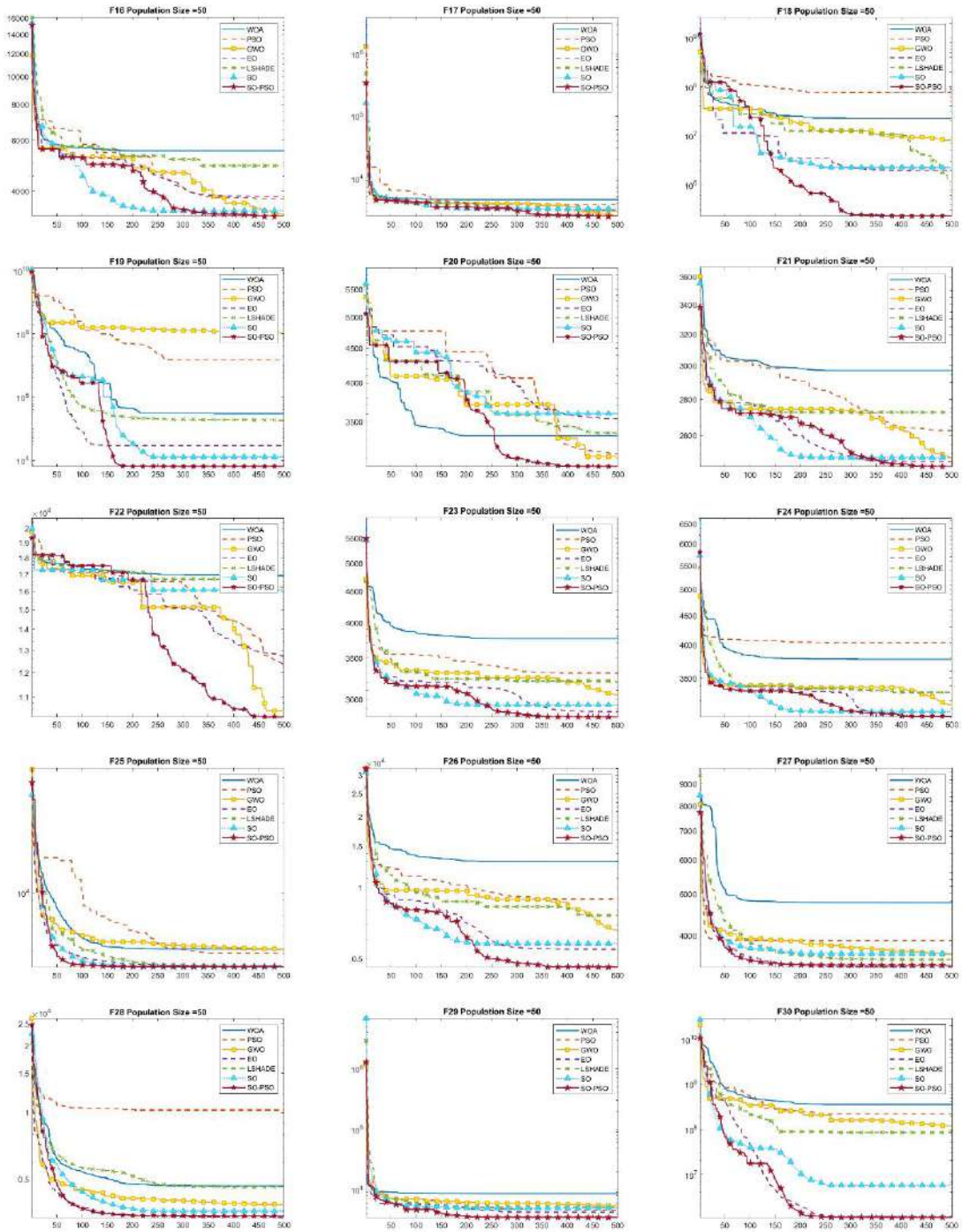
Şekil 5.7. 30 popülasyon ve 50 boyut için yakınsama grafikleri (F1-F15)



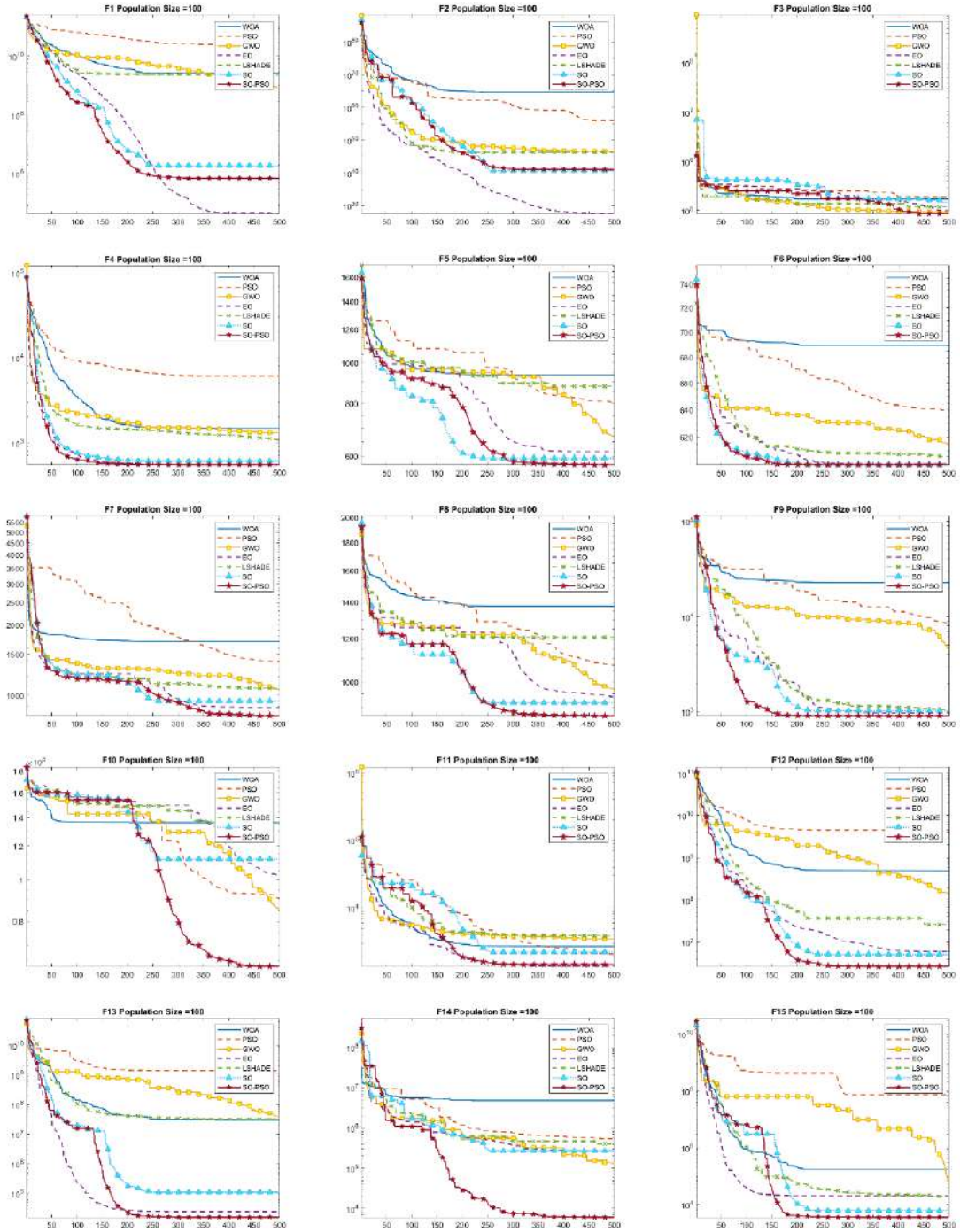
Şekil 5.8. 30 popülasyon ve 50 boyut için yakınsama grafikleri (F16-F30)



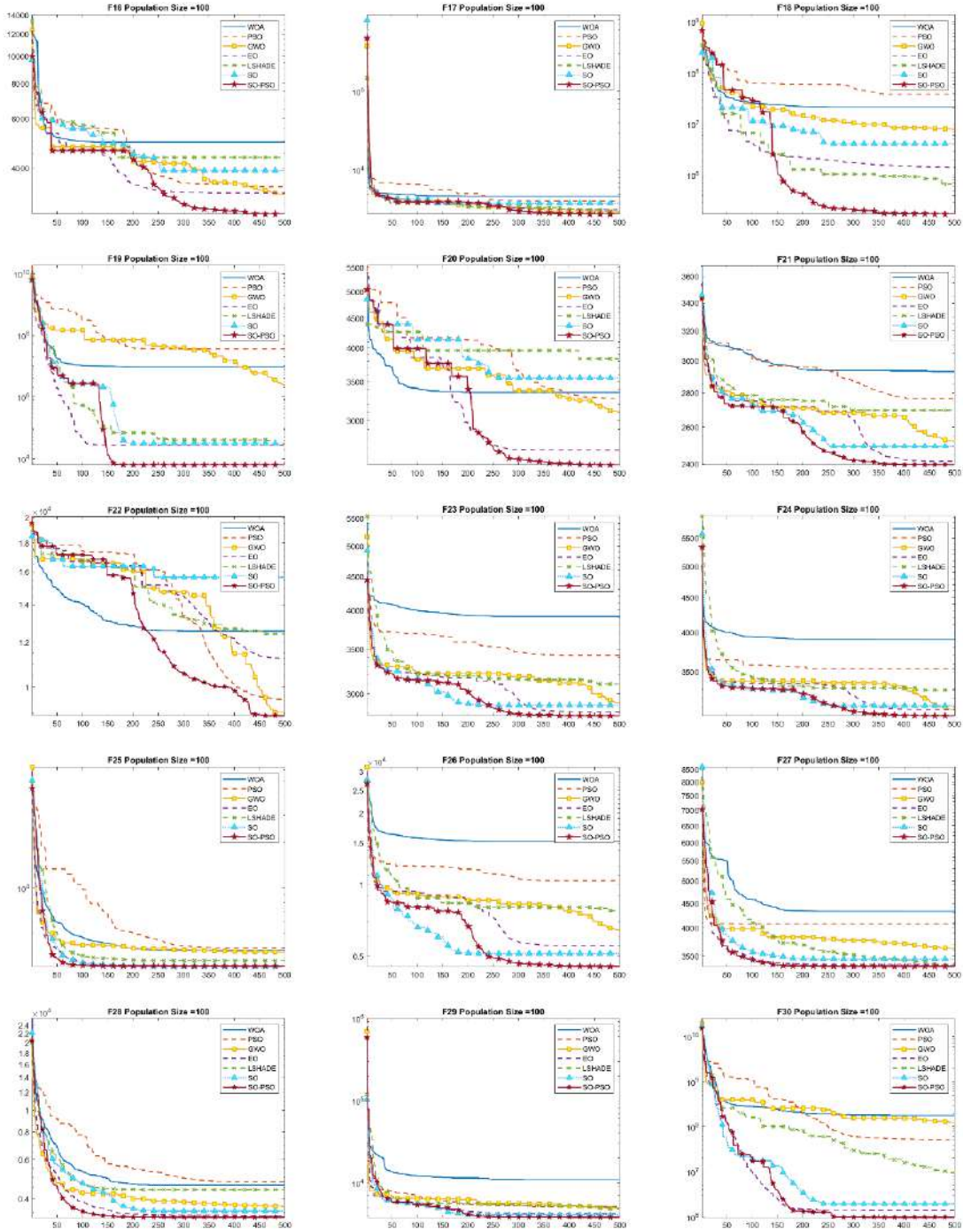
Şekil 5.9. 50 popülasyon ve 50 boyut için yakınsama grafikleri (F1-F15)



Şekil 5.10. 50 popülasyon ve 50 boyut için yakınsama grafikleri (F15-F30)



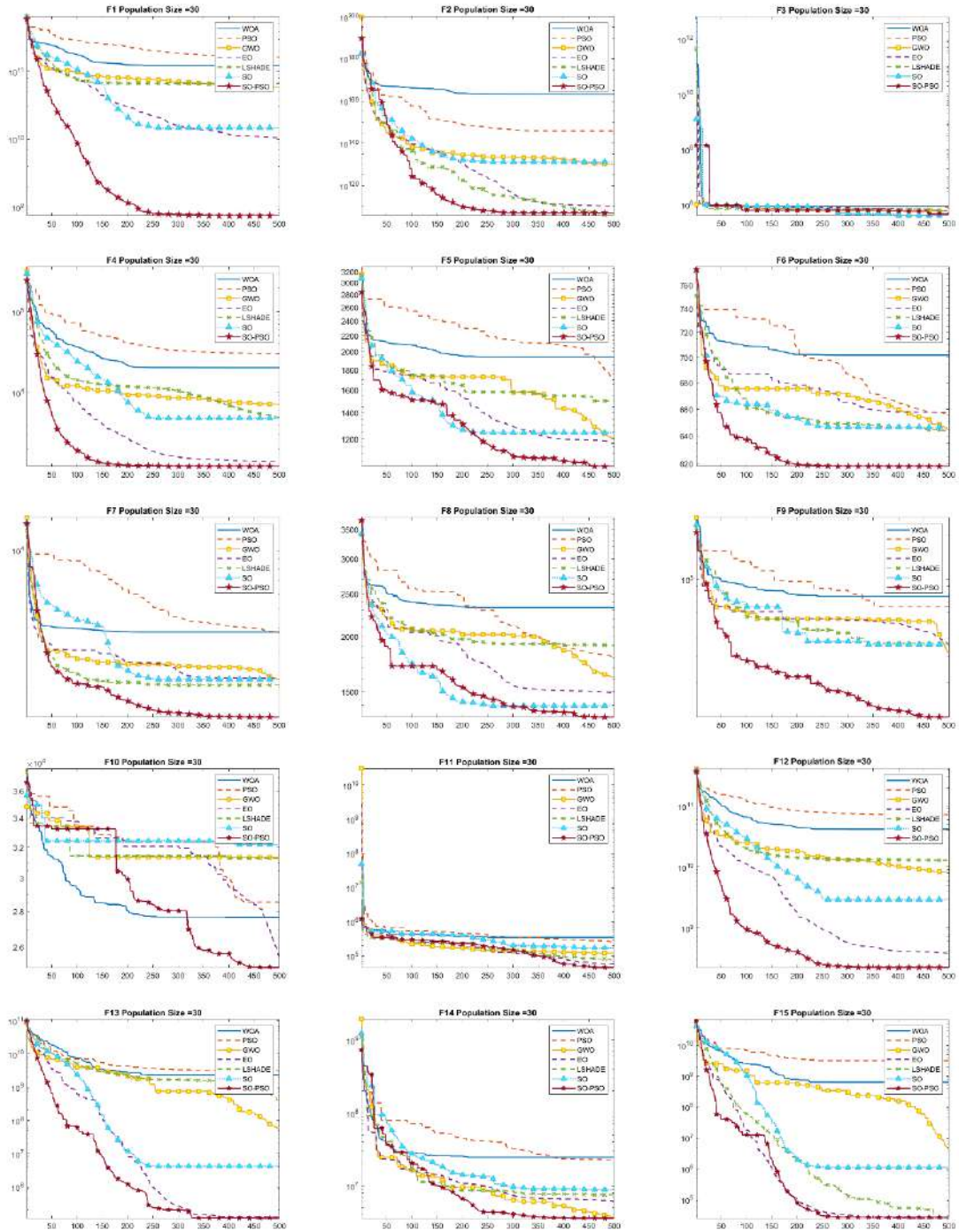
Şekil 5.11. 100 popülasyon ve 50 boyut için yakınsama grafikleri (F1-F15)



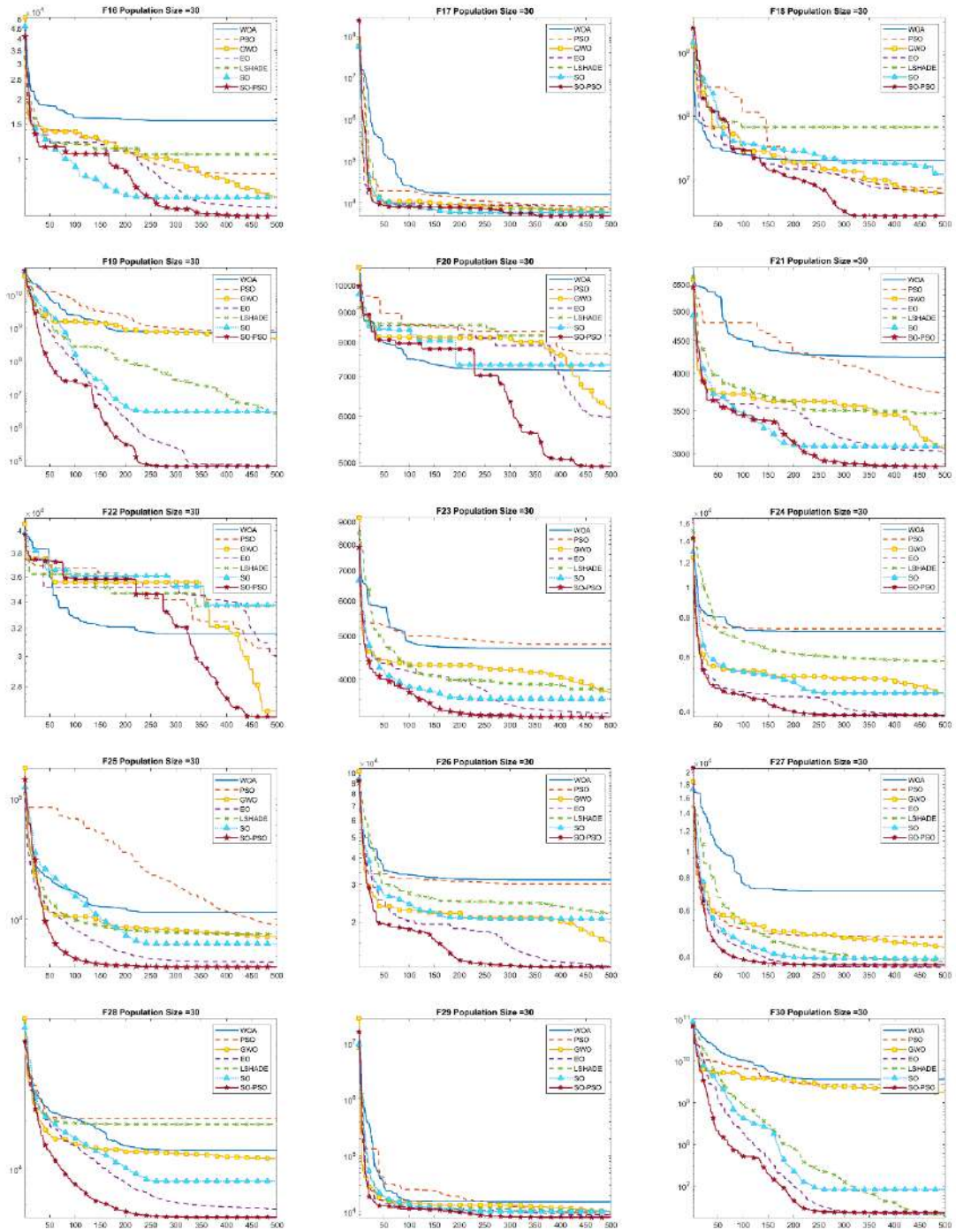
Şekil 5.12. 100 popülasyon ve 50 boyut için yakınsama grafikleri (F16-F30)

50 boyutlu problemler için algoritmaların yakınsama hızları incelendiğinde, tüm algoritmaların optimum sonuca ulaşmak için daha fazla kaynak tükettiği görülmektedir. Böylece problem boyutunun artmasının, algoritmaların optimum sonuca ulaşma sürelerinin uzattığı görülmektedir. SO-PSO yönteminin diğer yöntemlerden daha hızlı yakınsama gösterdiği görülmektedir.

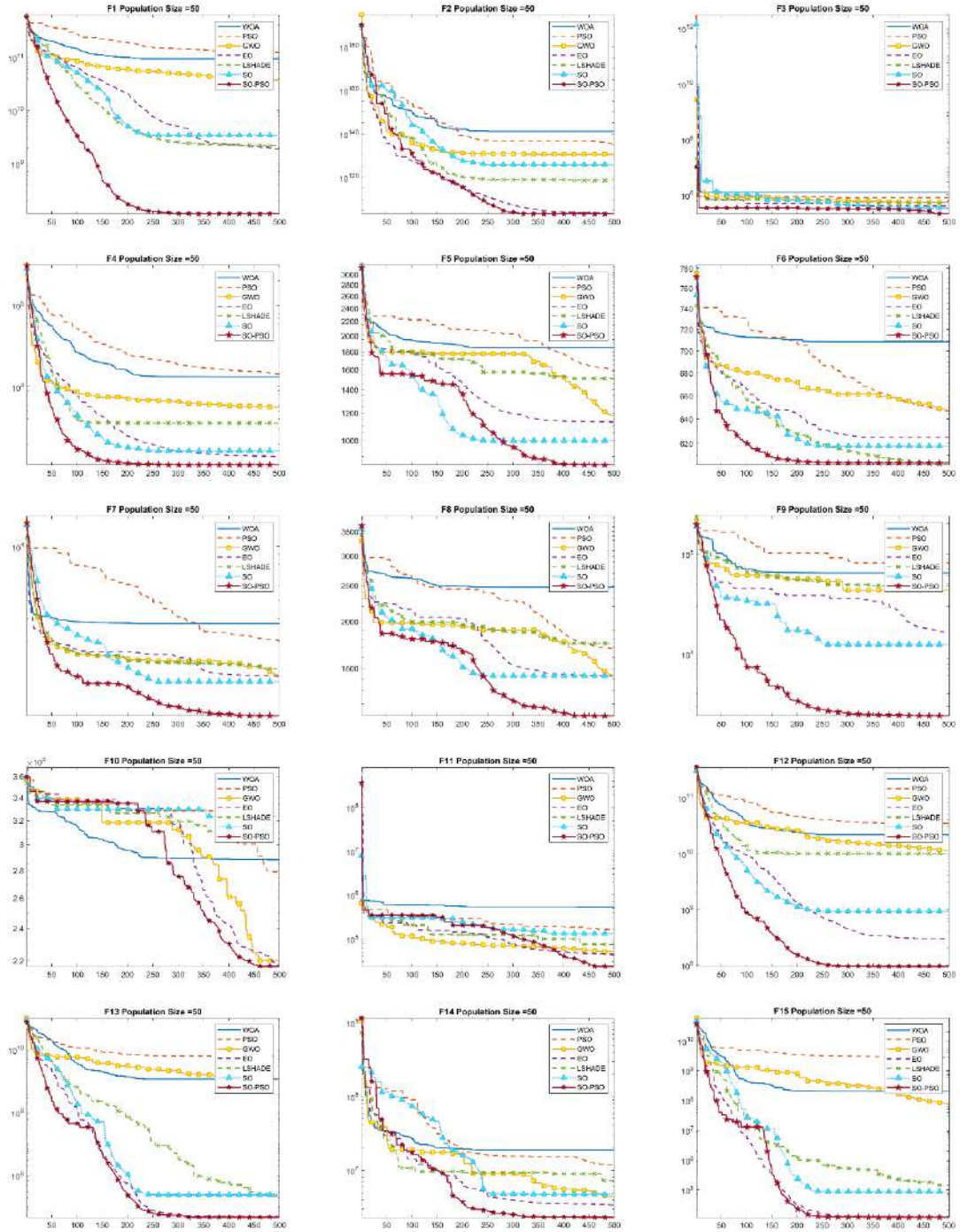
Şekil 5.13-5.18 arası algoritmaların 100 boyutlu problemlerdeki yakınsama grafiklerini göstermektedir.



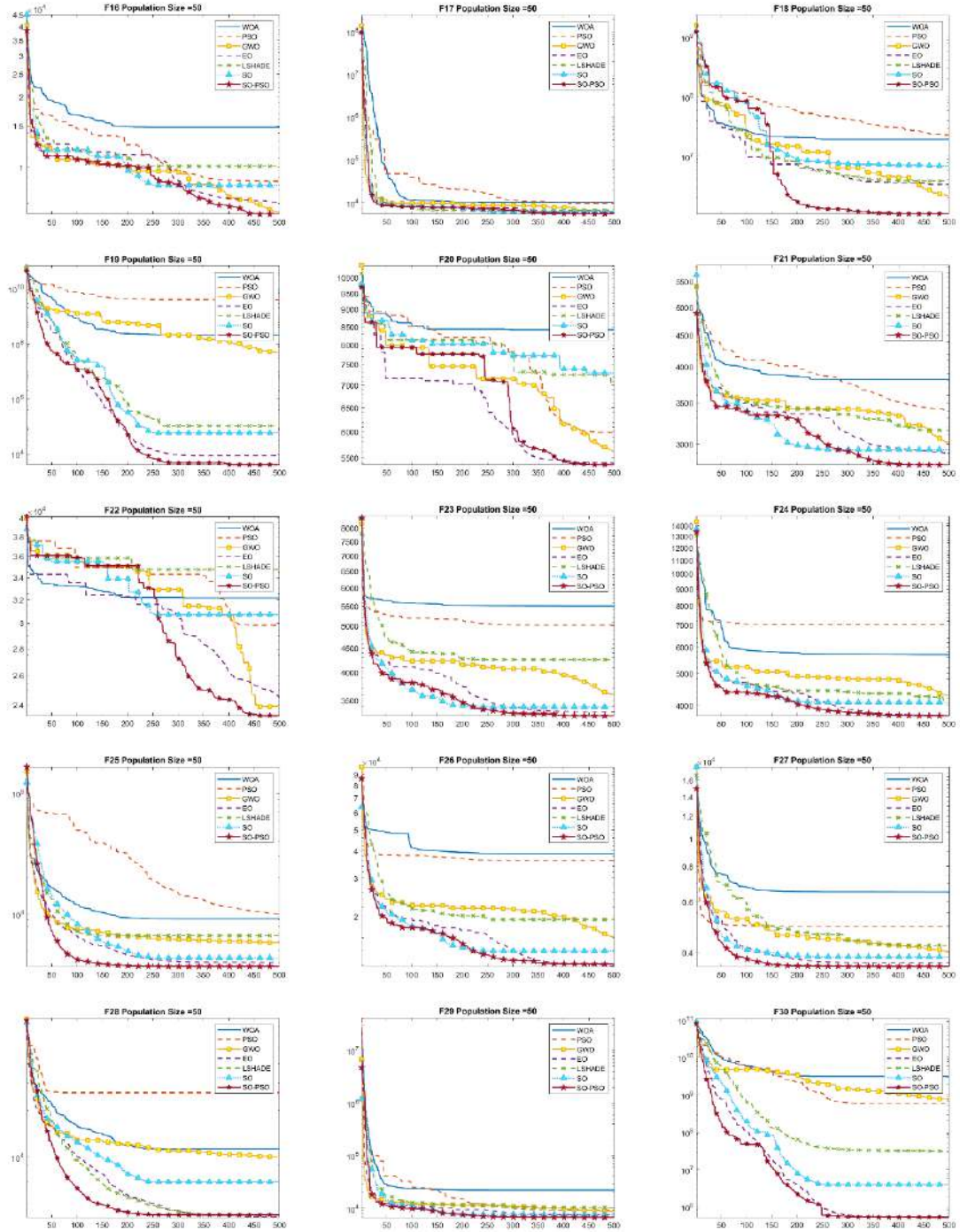
Şekil 5.13. 30 popülasyon ve 100 boyut için yakınsama grafikleri (F1-F15)



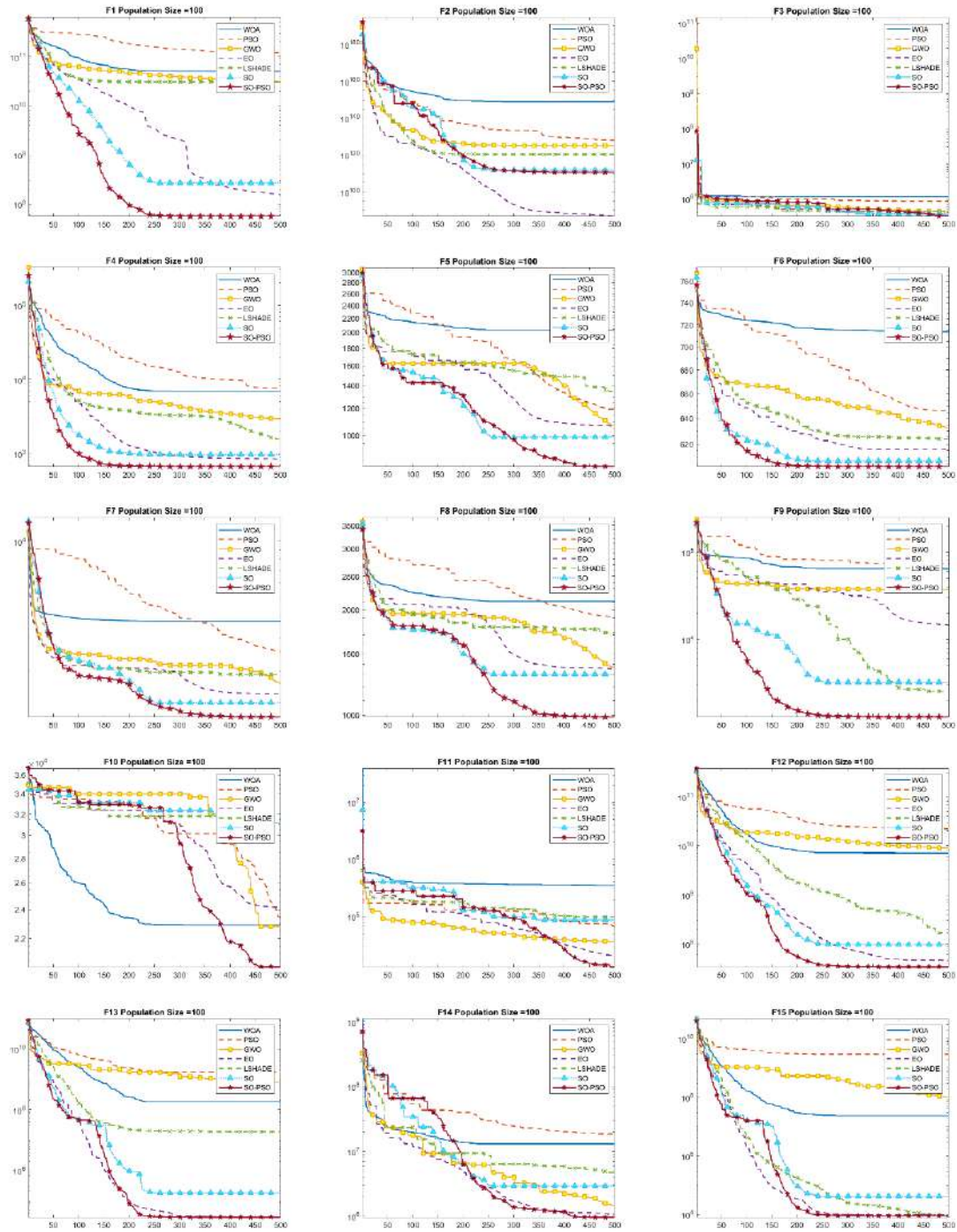
Şekil 5.14. 30 popülasyon ve 100 boyut için yakınsama grafikleri (F16-F30)



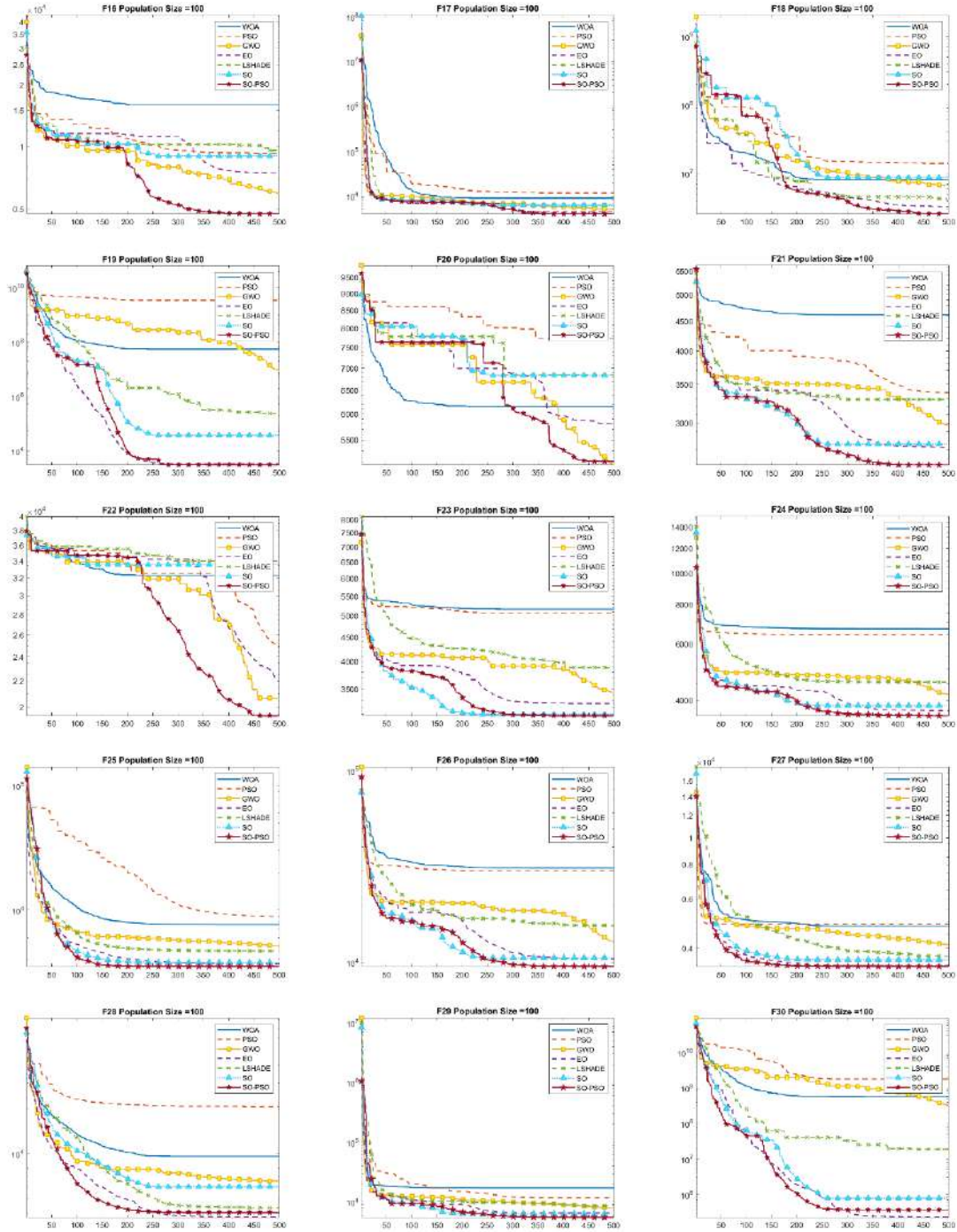
Şekil 5.15. 50 popülasyon ve 100 boyut için yakınsama grafikleri (F1-F15)



Şekil 5.16. 50 popülasyon ve 100 boyut için yakınsama grafikleri (F16-F30)



Şekil 5.17. 100 popülasyon ve 100 boyut için yakınsama grafikleri (F1-F15)



Şekil 5.18. 100 popülasyon ve 100 boyut için yakınsama grafikleri (F16-F30)

100 boyutlu problemler üzerinde algoritmaların yakınsama grafikleri incelendiğinde optimum sonuca ulaşmak için gerekli iterasyon sayısındaki artış açıkça görülmektedir. Bazı algoritmaların yüksek boyutlu problemlerde lokal minimum değerlerde daha fazla takıldığı görülmektedir. Geliştirilen SO-PSO yönteminin yüksek boyutlu problemlerde de diğer yöntemlerden daha hızlı yakınsama gösterdiği anlaşılmaktadır.

5.1.3. Mühendislik tasarım problemleri

SO algoritmasının PSO ile hibrit kullanımıyla geliştirilen SO-PSO algoritmasının geçerliliği ve uygulanan geliştirmenin tutarlılığı klasik benchmark problemlerindeki performansı ile ispatlandıktan sonra algoritmanın geniş bir alana uygulanabilirliği ve farklı boyuttaki problemlere ölçeklenebilirliği kaydırılmış ve döndürülmüş benchmark problemleri üzerinde gösterilmiştir. Ayrıca, önerilen hibrit yöntemin kısıtlı ve kısıtsız kaynaklarla başarılı performans gösterebildiği de farklı popülasyon değerleri ile test edildiğinde ortaya çıkmıştır. Tüm bu çıktılar önerilen hibrit yöntemin matematiksel ve teorik problemlerin çözümündeki başarısını göstermektedir. Önerilen SO-PSO yönteminin gerçek hayat problemlerinde de etkili olup olmadığının test edilmesi amacıyla mühendislik tasarım problemleri üzerinde testler gerçekleştirilmiş ve elde edilen sonuçlar 30, 50 ve 100 popülasyon değerleri için Çizelge 5.22, 5.23 ve 5.24'te gösterilmiştir.

Çizelge 5.22. 30 popülasyon için mühendislik fonksiyonları sonuçları

		SO-PSO	WOA	PSO	GWO	EO	LSHADE	SO
Basınç Kazanı	ORT	6,10E+03	1,02E+04	6,20E+03	6,03E+03	6,57E+03	6,10E+03	6,20E+03
	STD	3,07E+02	3,30E+03	3,99E+02	2,87E+02	5,05E+02	2,85E+02	3,04E+02
	MAX	6,99E+03	1,85E+04	7,30E+03	7,10E+03	7,30E+03	7,24E+03	7,02E+03
	MIN	5,88E+03	6,25E+03	5,88E+03	5,89E+03	5,88E+03	5,88E+03	5,88E+03
Gerilme/Sıkışma Yayı	ORT	1,28E-02	1,37E-02	1,32E-02	1,28E-02	1,30E-02	1,29E-02	1,30E-02
	STD	3,47E-04	1,27E-03	1,01E-03	1,46E-04	6,36E-04	3,32E-04	4,82E-04
	MAX	1,44E-02	1,75E-02	1,78E-02	1,33E-02	1,61E-02	1,41E-02	1,43E-02
	MIN	1,27E-02	1,27E-02	1,27E-02	1,27E-02	1,27E-02	1,27E-02	1,27E-02
Üç Çubuklu Kiriş	ORT	2,64E+02	2,66E+02	2,64E+02	2,64E+02	2,64E+02	2,64E+02	2,64E+02
	STD	2,32E-04	3,51E+00	1,51E-03	5,92E-03	8,43E-04	3,41E-09	1,58E-03
	MAX	2,64E+02	2,83E+02	2,64E+02	2,64E+02	2,64E+02	2,64E+02	2,64E+02
	MIN	2,64E+02	2,64E+02	2,64E+02	2,64E+02	2,64E+02	2,64E+02	2,64E+02
Dişli Grubu	ORT	7,10E-15	1,27E-30	6,95E-21	4,50E-12	1,81E-15	3,79E-12	2,15E-12
	STD	2,33E-14	6,50E-30	3,81E-20	7,25E-12	6,92E-15	8,72E-12	3,53E-12
	MAX	1,19E-13	3,56E-29	2,09E-19	3,41E-11	3,61E-14	4,57E-11	1,42E-11
	MIN	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	5,91E-17	0,00E+00	1,92E-15	1,96E-19
Saplama Kiriş	ORT	1,34E+00	1,65E+00	1,34E+00	1,34E+00	1,34E+00	1,34E+00	1,34E+00
	STD	1,38E-05	4,51E-01	2,57E-05	9,04E-05	5,60E-05	3,45E-04	1,44E-04
	MAX	1,34E+00	3,72E+00	1,34E+00	1,34E+00	1,34E+00	1,34E+00	1,34E+00
	MIN	1,34E+00	1,39E+00	1,34E+00	1,34E+00	1,34E+00	1,34E+00	1,34E+00
Kaynaklı Kiriş	ORT	1,48E+00	2,46E+00	1,49E+00	1,48E+00	1,48E+00	1,65E+00	1,51E+00
	STD	1,41E-02	8,65E-01	2,53E-02	2,23E-03	1,52E-02	2,06E-01	8,13E-02
	MAX	1,55E+00	4,65E+00	1,59E+00	1,48E+00	1,56E+00	2,17E+00	1,89E+00
	MIN	1,47E+00	1,58E+00	1,47E+00	1,47E+00	1,47E+00	1,47E+00	1,47E+00
Hız Düşürücü	ORT	2,99E+03	3,43E+03	3,10E+03	3,01E+03	2,99E+03	3,03E+03	2,99E+03
	STD	4,56E-05	6,31E+02	8,72E+01	4,10E+00	1,70E+00	1,26E+02	1,19E-01
	MAX	2,99E+03	5,42E+03	3,35E+03	3,02E+03	3,00E+03	3,69E+03	2,99E+03
	MIN	2,99E+03	3,04E+03	3,00E+03	3,00E+03	2,99E+03	2,99E+03	2,99E+03
Friedman Sıralama		2,00	6,14	4,14	4,00	3,57	3,86	4,29
Final Sıralama		1	7	5	4	2	3	6

Çizelge 5.23. 50 popülasyon için mühendislik fonksiyonları sonuçları

		SO-PSO	WOA	PSO	GWO	EO	LSHADE	SO
Basınç Kazanı	ORT	5,95E+03	8,55E+03	6,12E+03	6,02E+03	6,47E+03	6,13E+03	6,12E+03
	STD	6,86E+01	1,68E+03	3,55E+02	3,29E+02	4,24E+02	2,34E+02	2,33E+02
	MAX	6,16E+03	1,27E+04	7,30E+03	7,30E+03	7,30E+03	6,66E+03	7,02E+03
	MIN	5,88E+03	6,58E+03	5,88E+03	5,89E+03	5,89E+03	5,88E+03	5,88E+03
Gerilme/Sıkışma Yayı	ORT	1,28E-02	1,37E-02	1,29E-02	1,27E-02	1,30E-02	1,28E-02	1,32E-02
	STD	1,52E-04	1,25E-03	3,59E-04	8,67E-05	9,19E-04	1,76E-04	6,25E-04
	MAX	1,35E-02	1,78E-02	1,41E-02	1,31E-02	1,78E-02	1,32E-02	1,58E-02
	MIN	1,27E-02	1,27E-02	1,27E-02	1,27E-02	1,27E-02	1,27E-02	1,27E-02
Üç Çubuklu Kiriş	ORT	2,64E+02	2,66E+02	2,64E+02	2,64E+02	2,64E+02	2,64E+02	2,64E+02
	STD	5,42E-05	4,54E+00	5,62E-04	3,96E-03	5,17E-04	1,05E-07	6,04E-04
	MAX	2,64E+02	2,83E+02	2,64E+02	2,64E+02	2,64E+02	2,64E+02	2,64E+02
	MIN	2,64E+02	2,64E+02	2,64E+02	2,64E+02	2,64E+02	2,64E+02	2,64E+02
Dişli Grubu	ORT	1,79E-16	4,26E-20	6,10E-22	1,26E-12	4,61E-16	1,70E-12	8,11E-13
	STD	8,10E-16	2,33E-19	2,47E-21	1,72E-12	2,40E-15	4,95E-12	2,96E-12
	MAX	4,37E-15	1,28E-18	1,24E-20	6,09E-12	1,32E-14	2,63E-11	1,52E-11
	MIN	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	1,80E-17	0,00E+00	1,33E-20	4,12E-27
Saplama Kiriş	ORT	1,34E+00	1,50E+00	1,34E+00	1,34E+00	1,34E+00	1,34E+00	1,34E+00
	STD	3,60E-06	1,43E-01	1,74E-05	5,48E-05	1,50E-05	1,78E-03	6,08E-05
	MAX	1,34E+00	1,96E+00	1,34E+00	1,34E+00	1,34E+00	1,35E+00	1,34E+00
	MIN	1,34E+00	1,34E+00	1,34E+00	1,34E+00	1,34E+00	1,34E+00	1,34E+00
Kaynaklı Kiriş	ORT	1,47E+00	1,92E+00	1,48E+00	1,48E+00	1,47E+00	1,50E+00	1,49E+00
	STD	7,21E-04	3,26E-01	1,52E-02	2,00E-03	6,97E-04	4,26E-02	4,14E-02
	MAX	1,48E+00	2,91E+00	1,51E+00	1,48E+00	1,48E+00	1,63E+00	1,66E+00
	MIN	1,47E+00	1,51E+00	1,47E+00	1,47E+00	1,47E+00	1,47E+00	1,47E+00
Hız Düşürücü	ORT	2,99E+03	3,35E+03	3,08E+03	3,01E+03	2,99E+03	3,02E+03	2,99E+03
	STD	7,25E-07	6,15E+02	6,69E+01	4,96E+00	5,24E-05	6,34E+01	5,14E-03
	MAX	2,99E+03	5,39E+03	3,22E+03	3,02E+03	2,99E+03	3,29E+03	2,99E+03
	MIN	2,99E+03	3,00E+03	3,03E+03	3,00E+03	2,99E+03	2,99E+03	2,99E+03
Friedman Sıralama		1,57	6,29	3,71	3,86	3,43	4,71	4,43
Final Sıralama		1	7	3	4	2	6	5

Çizelge 5.24. 100 popülasyon için mühendislik fonksiyonları sonuçları

		SO-PSO	WOA	PSO	GWO	EO	LSHADE	SO
Basınç Kazanı	ORT	5,91E+03	7,77E+03	6,05E+03	5,90E+03	6,15E+03	6,06E+03	6,04E+03
	STD	5,29E+01	1,20E+03	2,21E+02	2,42E+01	2,42E+02	1,43E+02	2,29E+02
	MAX	6,07E+03	1,19E+04	6,63E+03	6,01E+03	6,88E+03	6,36E+03	6,91E+03
	MIN	5,88E+03	6,27E+03	5,88E+03	5,89E+03	5,88E+03	5,88E+03	5,88E+03
Gerilme/Sıkışma Yayı	ORT	1,27E-02	1,34E-02	1,27E-02	1,27E-02	1,28E-02	1,28E-02	1,29E-02
	STD	7,04E-05	7,00E-04	4,97E-05	1,66E-05	1,76E-04	1,24E-04	3,26E-04
	MAX	1,31E-02	1,56E-02	1,29E-02	1,28E-02	1,32E-02	1,31E-02	1,41E-02
	MIN	1,27E-02	1,27E-02	1,27E-02	1,27E-02	1,27E-02	1,27E-02	1,27E-02
Üç Çubuklu Kiriş	ORT	2,64E+02	2,64E+02	2,64E+02	2,64E+02	2,64E+02	2,64E+02	2,64E+02
	STD	9,54E-06	5,16E-01	1,46E-04	2,19E-03	1,17E-04	9,95E-08	2,02E-04
	MAX	2,64E+02	2,66E+02	2,64E+02	2,64E+02	2,64E+02	2,64E+02	2,64E+02
	MIN	2,64E+02	2,64E+02	2,64E+02	2,64E+02	2,64E+02	2,64E+02	2,64E+02
Dişli Grubu	ORT	1,14E-16	0,00E+00	7,68E-21	6,39E-13	3,10E-26	1,28E-13	2,07E-13
	STD	6,27E-16	0,00E+00	4,20E-20	1,47E-12	1,48E-25	1,58E-13	5,22E-13
	MAX	3,43E-15	0,00E+00	2,30E-19	7,38E-12	8,05E-25	5,27E-13	2,68E-12
	MIN	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	5,23E-17	0,00E+00	4,22E-17	9,10E-25
Saplama Kiriş	ORT	1,34E+00	1,43E+00	1,34E+00	1,34E+00	1,34E+00	1,34E+00	1,34E+00
	STD	8,57E-07	6,56E-02	4,94E-06	3,52E-05	3,99E-06	5,54E-04	9,95E-06
	MAX	1,34E+00	1,63E+00	1,34E+00	1,34E+00	1,34E+00	1,34E+00	1,34E+00
	MIN	1,34E+00	1,35E+00	1,34E+00	1,34E+00	1,34E+00	1,34E+00	1,34E+00
Kaynaklı Kiriş	ORT	1,47E+00	1,75E+00	1,48E+00	1,48E+00	1,47E+00	1,53E+00	1,47E+00
	STD	1,94E-04	3,78E-01	1,22E-02	1,82E-03	7,41E-04	9,99E-02	1,44E-03
	MAX	1,47E+00	2,81E+00	1,51E+00	1,48E+00	1,48E+00	1,85E+00	1,48E+00
	MIN	1,47E+00	1,51E+00	1,47E+00	1,47E+00	1,47E+00	1,47E+00	1,47E+00
Hız Düşürücü	ORT	2,99E+03	3,11E+03	3,06E+03	3,01E+03	2,99E+03	3,01E+03	2,99E+03
	STD	2,87E-11	8,26E+01	6,12E+01	4,16E+00	1,59E-05	3,99E+01	8,20E-05
	MAX	2,99E+03	3,32E+03	3,21E+03	3,02E+03	2,99E+03	3,21E+03	2,99E+03
	MIN	2,99E+03	3,01E+03	2,99E+03	3,00E+03	2,99E+03	2,99E+03	2,99E+03
Friedman Sıralama		1,86	6,14	4,00	4,14	3,14	4,43	4,29
Final Sıralama		1	7	3	4	2	6	5

Algoritmaların mühendislik fonksiyonlarında elde ettikleri sonuçlar göz önüne alındığında, geliştirilen SO-PSO yönteminin diğer yöntemlerden daha başarılı sonuçlar elde ettiği görülmektedir. Bu sonuçlar geliştirilen yöntemin gerçek hayat problemlerine uygulanabilirliğini göstermektedir. SO-PSO yönteminin hem kaydırılmış ve döndürülmüş test fonksiyonlarında, hem de mühendislik fonksiyonlarında başarılı olması algoritmanın farklı problemlere uygulanabilir olduğunu göstermektedir. Algoritmaların mühendislik problemlerinde farklı popülasyon değerleri için elde ettikleri sıralamalar toplu şekilde aşağıdaki çizelgede gösterilmiştir.

Çizelge 5.25. Farklı popülasyon değerlerinde algoritmaların sıralamaları

Popülasyon	SO-PSO	WOA	PSO	GWO	EO	LSHADE	SO
30	2,00	6,14	4,14	4,00	3,57	3,86	4,29
50	1,57	6,29	3,71	3,86	3,43	4,71	4,43
100	1,86	6,14	4,00	4,14	3,14	4,43	4,29
Friedman Sıralama	1,82	6,19	3,95	4,00	3,38	4,34	4,33
Final Sıralama	1	7	3	4	2	6	5

Mühendislik problemlerinde elde edilen sonuçların Wilcoxon testi karşılaştırmaları Çizelge 5.26, 5.27 ve 5.28’de gösterilmiştir.

Çizelge 5.26. 30 popülasyon için mühendislik problemleri Wilcoxon testi sonuçları

	SOPSO-WOA		SOPSO-PSO		SOPSO-GWO		SOPSO-EO		SOPSO-LSHADE		SOPSO-SO	
	p	h	p	h	p	h	p	h	p	h	p	h
Basınç Kazanı	1,73E-06	1	1,85E-02	1	1,38E-03	1	1,73E-06	1	5,86E-01	0	2,16E-05	1
Gerilme/Sıkışma Yayı	1,73E-06	1	1,73E-06	1	5,71E-02	0	1,73E-06	1	3,82E-01	0	9,32E-06	1
Üç Çubuklu Kiriş	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
Dişli Grubu	3,79E-06	1	3,79E-06	1	1,73E-06	1	3,79E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
Saplama Kiriş	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,32E-02	1	1,73E-06	1
Kaynaklı Kiriş	1,73E-06	1	5,29E-04	1	9,71E-05	1	2,41E-03	1	2,35E-06	1	1,73E-06	1
Hız Düşürücü	1,73E-06	1	1,71E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
Red/Kabul	7/0		7/0		6/1		7/0		5/2		7/0	

Çizelge 5.27. 50 popülasyon için mühendislik problemleri Wilcoxon testi sonuçları

	SOPSO-WOA		SOPSO-PSO		SOPSO-GWO		SOPSO-EO		SOPSO-LSHADE		SOPSO-SO	
	p	h	p	h	p	h	p	h	p	h	p	h
Basınç Kazanı	1,73E-06	1	1,59E-03	1	6,87E-02	0	1,73E-06	1	1,02E-05	1	1,92E-06	1
Gerilme/Sıkışma Yayı	1,73E-06	1	1,73E-06	1	8,77E-01	0	1,73E-06	1	2,58E-03	1	1,73E-06	1
Üç Çubuklu Kiriş	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
Dişli Grubu	2,70E-05	1	2,70E-05	1	1,73E-06	1	1,28E-01	0	1,73E-06	1	1,73E-06	1
Saplama Kiriş	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	8,73E-03	1	1,73E-06	1
Kaynaklı Kiriş	1,73E-06	1	7,66E-01	0	1,73E-06	1	5,79E-05	1	1,97E-05	1	1,73E-06	1
Hız Düşürücü	1,73E-06	1	1,52E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
Red/Kabul	7/0		6/1		5/2		6/1		7/0		7/0	

Çizelge 5.28. 100 popülasyon için mühendislik problemleri Wilcoxon testi sonuçları

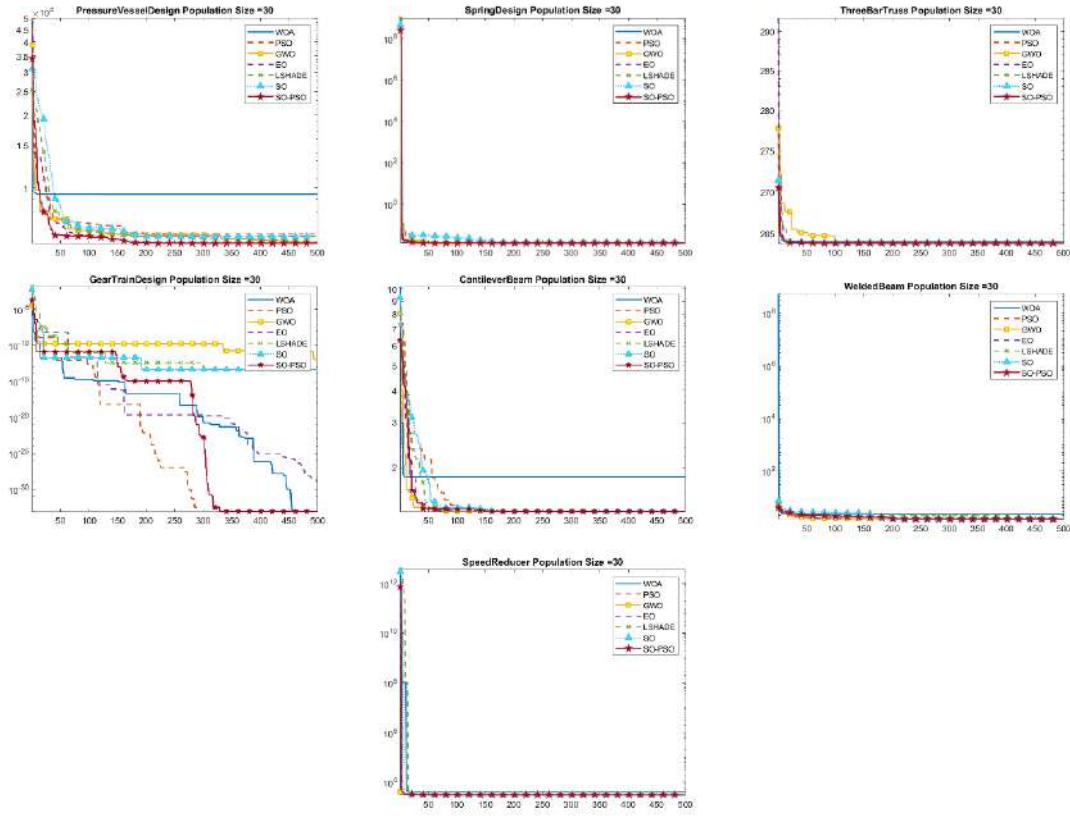
	SOPSO-WOA		SOPSO-PSO		SOPSO-GWO		SOPSO-EO		SOPSO-LSHADE		SOPSO-SO	
	p	h	p	h	p	h	p	h	p	h	p	h
Basınç Kazanı	1,73E-06	1	3,38E-03	1	2,06E-01	0	1,73E-06	1	2,60E-06	1	1,73E-06	1
Gerilme/Sıkışma Yayı	1,73E-06	1	5,90E-04	1	6,04E-03	1	1,73E-06	1	3,87E-02	1	1,73E-06	1
Üç Çubuklu Kiriş	1,73E-06	1	5,75E-06	1	1,73E-06	1	1,49E-05	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
Dişli Grubu	4,88E-04	1	4,88E-04	1	1,73E-06	1	4,88E-04	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
Saplama Kiriş	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	5,29E-04	1	1,73E-06	1
Kaynaklı Kiriş	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
Hız Düşürücü	1,73E-06	1	3,21E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1	1,73E-06	1
Red/Kabul	7/0		7/0		6/1		7/0		7/0		7/0	

Wilcoxon test sonuçlarına göre, SO-PSO yönteminin diğer yöntemlerle karşılaştırıldığında ilk sırada yer almasının istatistiksel olarak önemli bir fark olduğu ortaya çıkmaktadır. Mühendislik tasarım problemleri üzerine elde edilen Wilcoxon testi sonuçları toplu olarak aşağıdaki çizelgede gösterilmiştir.

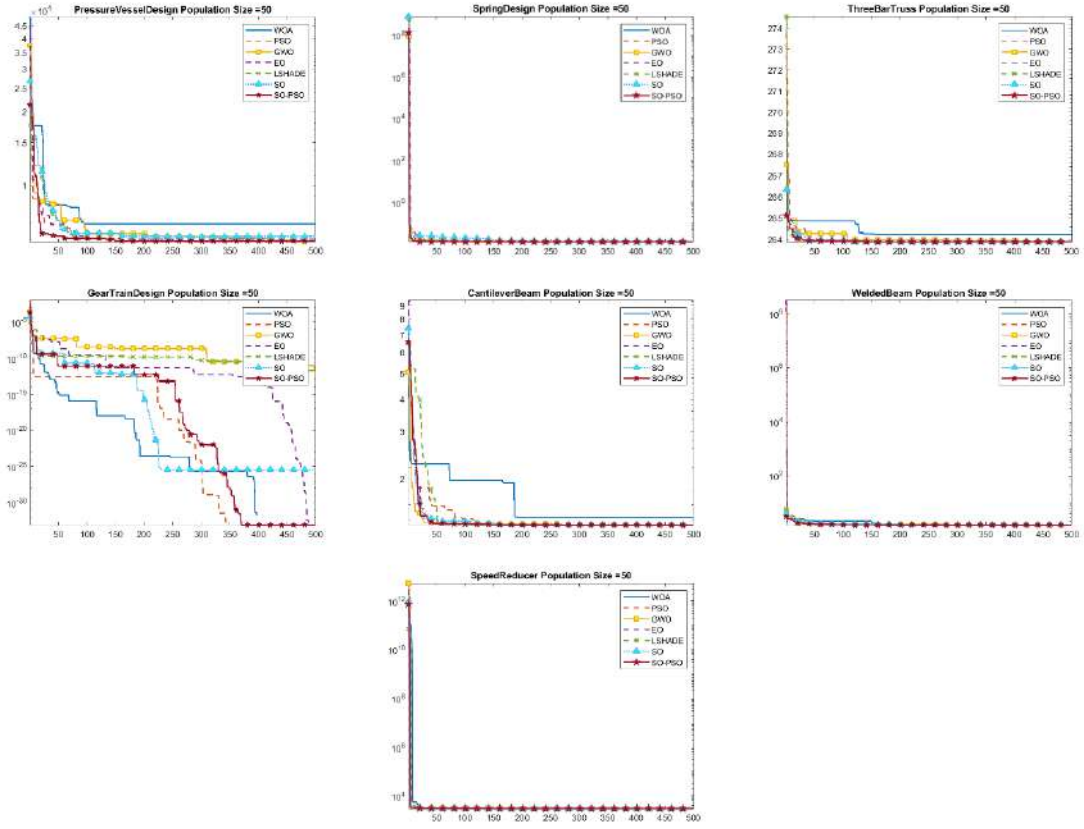
Çizelge 5.29. Farklı popülasyon değerlerindeki Wilcoxon testi sonuçları

Popülasyon	SOPSO-WOA	SOPSO-PSO	SOPSO-GWO	SOPSO-EO	SOPSO-LSHADE	SOPSO-SO
30	7/0	7/0	6/1	7/0	5/2	7/0
50	7/0	6/1	5/2	6/1	7/0	7/0
100	7/0	7/0	6/1	7/0	7/0	7/0
Toplam	21/0	20/1	17/4	20/1	19/2	21/0

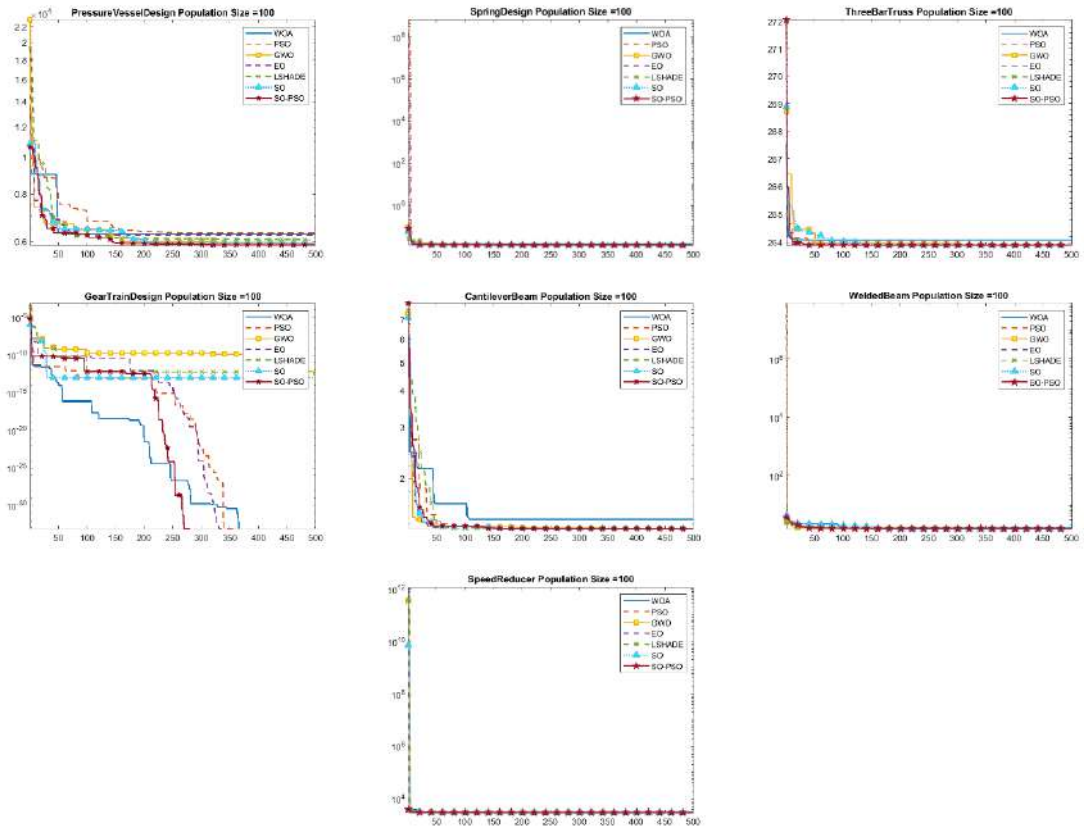
Algoritmaların 30, 50 ve 100 popülasyon değerleri için mühendislik fonksiyonları üzerindeki yakınsama grafikleri Şekil 5.19, 5.20 ve 5.21’de görülmektedir.



Şekil 5.19. 30 popülasyon için mühendislik problemlerindeki yakınsama grafikleri



Şekil 5.20. 50 popülasyon için mühendislik problemlerindeki yakınsama grafikleri



Şekil 5.21. 100 popülasyon için mühendislik problemlerindeki yakınsama grafikleri

5.2. BinSO Yönteminin Sonuçları

İkili optimizasyon problemlerinden 0-1KP için geliştirilen BinSO yönteminin başarısının test edilmesi amacıyla algoritma Ervural ve Haklı'nın çalışmasında (2023) bulunan iterasyon ve çalıştırılma sayısı değerleri ile çalıştırılmış ve elde edilen sonuçlar çalışmadaki diğer sonuçlar ile karşılaştırılmıştır. Aynı şekilde, geliştirilen yöntemin SUKP problemlerindeki performansı Oruçova Büyüköz'ün çalışmasında (2025) bulunan iterasyon ve çalıştırılma sayısı değerleri ile çalıştırılarak çalışmadaki sonuçlar ile karşılaştırılmıştır. Algoritmaların eşit şartlarda kıyaslanması amacıyla veri setleri üzerinde gerçekleştirilen iterasyon ve çalıştırılma sayısı değerleri Çizelge 5.30'da gösterilmiştir. Çizelgede gösterilen FEs (Function of Evaluation) değeri, algoritmaların sonlandırma koşulu olarak kullandıkları değerlendirme fonksiyonunun çağırılma sayısına getirilen üst sınırı ifade etmektedir.

Çizelge 5.30. İkili algoritmalarla ilgili karşılaştırma detayları

	Algoritmalar	FEs	Çalıştırılma Sayısı	Veri Kümesi
1	BinSO İkili Sürünge Arama Algoritması (BinRSA), İkili Parçacık Sürü Algoritması (BPSO), Modifiye İkili Parçacık Sürü Optimizasyonu (MBPSO), Novel Küresel Harmoni Arama (NGHS), Kesikli Küresel en iyi Harmoni Arama (DGHS), Basitleştirilmiş İkili Yapay Balık Sürüsü Algoritması (S-bAFSA), İşbirlikçi Açgözlü yaklaşımli Maymun Algoritması (CGMA), İkili Fil Sürüsü Optimizasyonu (BinEHO)	1000 (P1-P10) 5000 (P11-P25)	50	BD1
2	BinSO , İkili Parçacık Sürü Optimizasyonu (BPSO), Modifiye İkili Parçacık Sürü Optimizasyonu (MBPSO), İkili Öğrenen Diferansiyel Evrim (BLDE), İkili kodlanmış Diferansiyel Evrim (BinDE), Adaptif Kuantum Esinli Diferansiyel Evrim (AQDE), Bölünmüş İkili Diferansiyel Evrim (DBDE) İkili Sürünge Arama Algoritması (BinRSA), Novel İkili Diferansiyel Evrim (Nbin-DE)	100*D 5000	30	BD2
3	BinSO , İkili Sürünge Arama Algoritması (BinRSA), İkili Alime Mould Algoritması (BSMA), İkili Harris Şahini Algoritması (BHHO), İkili Tunicate Sürüsü Algoritması (BTSA), İkili Tarım Arazisi erimlilik Algoritması (BFFA), İkili Öğretme ve Öğrenme Tabanlı Optimizasyon (BTLBO), İkili Arşimet Optimizasyon Algoritması (BAOA)	100000	30	BD3
4	BinSO , A-SUKP, Genetik Algoritma (GA), İkili Yapay Arı Kolonisi (BABC), Yapay Arı Kolonisinin İkili Versiyonu (ABCbin), İkili Diferansiyel Evrim (BinDE), İkili Ağırlıklı Süperpozisyon Çekimi (bWSA), İkili Ölüm Oyunu Algoritması (BinBRO)	20 * max(m, n)	100	BD4

5.2.1. 0-1 sırt çantası problemleri (0-1KP)

Çizelge 5.30’da gösterilen 1 numaralı karşılaştırma önerilen BinSO yönteminin 8 farklı algoritma ile BD1 veri setindeki problemler üzerinde elde ettiği sonuçları içermektedir ve Çizelge 5.31’de gösterilmiştir.

Çizelge 5.31. BD1 üzerinde algoritmaların elde ettiği sonuçlar

Problem		Algoritmalar								
		BPSO	MBPSO	NGHS	DGHS	S-bAFSA	CGMA	BinEHO	BinRSA	BinSO
P1	Ort.	3921857,19	3924400,00	3924400,00	3924400,00	3924400,00	3924400,00	3924400,00	3924400,00	3924400,00
	GAP	6,48E-02	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00
P2	Ort.	3807911,86	3813669,00	3813669,00	3813669,00	3813669,00	3813669,00	3813669,00	3813669,00	3813669,00
	GAP	1,51E-01	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00
P3	Ort.	3328608,71	3347452,00	3347452,00	3347452,00	3347452,00	3347452,00	3347452,00	3347452,00	3347452,00
	GAP	5,63E-01	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00
P4	Ort.	4186088,27	4187707,00	4187707,00	4187707,00	4187707,00	4187707,00	4187707,00	4187707,00	4187707,00
	GAP	3,87E-02	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00
P5	Ort.	4932737,28	4954571,72	4955555,00	4955555,00	4955555,00	4955555,00	4955555,00	4955555,00	4955555,00
	GAP	4,60E-01	1,98E-02	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00
P6	Ort.	5683694,29	5688552,41	5687724,44	5687460,74	5688498,02	5688887,00	5688757,34	5688757,34	5688887,00
	GAP	9,13E-02	5,88E-03	2,04E-02	2,51E-02	6,84E-03	0,00E+00	2,28E-03	2,28E-03	0,00E+00
P7	Ort.	6478582,96	6493130,57	6486450,92	6498597,00	6498597,00	6498597,00	6498597,00	6498597,00	6498597,00
	GAP	3,08E-01	8,41E-02	1,87E-01	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00
P8	Ort.	5166957,08	5170493,30	5165079,86	5165079,80	5170626,00	5170626,00	5170626,00	5170626,00	5170626,00
	GAP	7,10E-02	2,57E-03	1,07E-01	1,07E-01	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00
P9	Ort.	6989842,73	6992144,26	6991971,10	6992404,00	6992404,00	6992404,00	6992404,00	6992404,00	6992404,00
	GAP	3,66E-02	3,71E-03	6,19E-03	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00
P10	Ort.	5316879,59	5337472,00	5273974,06	5335555,92	5337472,00	5337472,00	5337472,00	5337472,00	5337472,00
	GAP	3,86E-01	0,00E+00	1,19E+00	3,59E-02	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00
P11	Ort.	7834900,26	7843073,29	7795177,56	7850983,00	7850983,00	7850983,00	7850224,60	7850983,00	7850983,00
	GAP	2,05E-01	1,01E-01	7,11E-01	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	9,66E-03	0,00E+00	0,00E+00
P12	Ort.	9334408,62	9350353,39	9253153,36	9352998,00	9352998,00	9352998,00	9352998,00	9352998,00	9352998,00
	GAP	1,99E-01	2,83E-02	1,07E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00
P13	Ort.	9118837,47	9144118,38	9055853,46	9151147,00	9151147,00	9151147,00	9151147,00	9151147,00	9151147,00
	GAP	3,53E-01	7,68E-02	1,04E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00
P14	Ort.	9321705,87	9337915,64	9310913,74	9316797,66	9321195,66	9345229,60	9345961,48	9348889,00	9348889,00
	GAP	2,91E-01	1,17E-01	4,06E-01	3,43E-01	2,96E-01	3,91E-02	3,13E-02	0,00E+00	0,00E+00
P15	Ort.	7758572,21	7764131,81	7738799,78	7748285,68	7761387,72	7767929,72	7766509,36	7769117,00	7769117,00
	GAP	1,36E-01	6,42E-02	3,90E-01	2,68E-01	9,95E-02	1,53E-02	3,36E-02	0,00E+00	0,00E+00
P16	Ort.	10707360,91	10720314,03	10592304,82	10727049,00	10727049,00	10727049,00	10727049,00	10727049,00	10727049,00
	GAP	1,84E-01	6,28E-02	1,26E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00
P17	Ort.	9791306,65	9805480,48	9728979,66	9818261,00	9818261,00	9818261,00	9818261,00	9818261,00	9818261,00
	GAP	2,75E-01	1,30E-01	9,09E-01	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00
P18	Ort.	10703423,34	10710947,05	10585114,14	10709663,64	10710831,94	10712553,74	10713587,70	10713993,98	10714023,00
	GAP	9,89E-02	2,87E-02	1,20E+00	4,07E-02	2,98E-02	1,37E-02	4,06E-03	2,71E-04	0,00E+00
P19	Ort.	8910152,57	8923712,21	8859297,78	8916496,80	8917872,80	8918423,20	8929156,00	8928880,80	8929156,00
	GAP	2,13E-01	6,10E-02	7,82E-01	1,42E-01	1,26E-01	1,20E-01	0,00E+00	3,08E-03	0,00E+00
P20	Ort.	9349546,98	9355930,35	9324698,84	9357518,34	9357331,86	9357922,38	9357751,44	9357953,46	9357953,46
	GAP	9,00E-02	2,18E-02	3,56E-01	4,82E-03	6,81E-03	4,98E-04	2,32E-03	1,66E-04	1,66E-04

Çizelge 5.31.(devam) BD1 üzerinde algoritmaların elde ettiği sonuçlar

P21	Ort.	13510432,96	13532060,07	13508995,14	13527887,56	13524874,30	13538097,18	13546986,14	13549094,00	13548598,92
	GAP	2,85E-01	1,26E-01	2,96E-01	1,57E-01	1,79E-01	8,12E-02	1,56E-02	0,00E+00	3,65E-03
P22	Ort.	12205346,16	12223442,61	12160953,58	12233713,00	12233713,00	12233713,00	12233713,00	12233713,00	12233713,00
	GAP	2,32E-01	8,40E-02	5,95E-01	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00
P23	Ort.	12427880,56	12443349,03	12424467,44	12448158,86	12448550,28	12448618,30	12448780,00	12448780,00	12448780,00
	GAP	1,68E-01	4,36E-02	1,95E-01	4,99E-03	1,85E-03	1,30E-03	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00
P24	Ort.	11792064,76	11803712,38	11736314,98	11810261,56	11810893,24	11808614,90	11810682,68	11814367,48	11815104,44
	GAP	1,97E-01	9,82E-02	6,69E-01	4,28E-02	3,74E-02	5,67E-02	3,92E-02	8,02E-03	1,78E-03
P25	Ort.	13922797,55	13932526,16	13827901,40	13940099,00	13940099,00	13940099,00	13940099,00	13940099,00	13940099,00
	GAP	1,24E-01	5,43E-02	8,05E-01	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00
Friedman Sıralama Final Sıralama W/D/L		8,16	5,28	7,20	3,60	2,72	2,00	1,88	1,24	1,04
		9	7	8	6	5	4	3	2	1
		25/0/0	20/5/0	20/5/0	11/14/0	9/16/0	8/17/0	8/17/0	4/20/1	

Çizelgede de görüleceği üzere önerilen BinSO yöntemi 25 farklı 0-1KP üzerinde 8 rakibinden daha başarılı sonuçlara ulaşmış ve Friedman sıralamasında ilk sıraya yerleşmiştir. GAP değeri, 50 çalıştırma sonucunda ulaşılan ortalama çözümün optimum sonuç ile arasındaki farkın optimum sonuca oranını ifade eder ve Denklem 5.1 yardımıyla hesaplanır. GAP değerinin düşük olması bir yöntemin tüm çalıştırmalar boyunca optimum sonuca diğer yöntemlerden daha yakın sonuçlar ürettiği anlamına gelir ve bu da yöntemin kararlılığını ifade eder. GAP değeri olarak 0 sonucu elde edilen yöntemlerin çalıştırmaların tamamında optimum sonuca ulaşmış olduğu anlaşılır.

$$GAP = \frac{opt - mean}{opt} \times 100 \quad (5.1)$$

Çizelge 5.31’de ayrıca önerilen yöntemin diğer yöntemlere göre daha iyi (win, W), eşit (draw, D) ve daha kötü (lose, L) sonuçlar ulaşma sayıları da verilmiştir. Önerilen BinSO yöntemi kendisine en yakın rakibi olan BinRSA (Ervural ve Haklı, 2023) yöntemine göre ile 4 problemde daha iyi sonuca ve 20 problemde aynı sonuca ulaşırken, yalnızca bir problemde (P21) daha kötü sonuç elde etmiştir.

Daha büyük boyutlu ve objeler ile ağırlıkları arasındaki ilişkilerin çeşitli olduğu problemlerin bulunduğu BD2 veri kümesinde önerilen yöntemin ulaştığı sonuçlar Ervural ve Haklı’nın çalışmasından (2023) elde edilen sonuçlarla karşılaştırılmıştır. BD2 veri kümesindeki problemlerin en iyi çözümleri bilinmediğinden sıralama ve karşılaştırma işlemleri en yüksek fayda değerine ulaşan algoritmalar daha yüksek sıralamalara

yerleşecek şekilde gerçekleştirilmiştir. 30 çalıştırma sonucunda elde edilen ortalama sonuçlar ve önerilen yöntemin diğer yöntemlere kıyasla elde ettiği W/D/L değerleri Çizelge 5.32’de gösterilmektedir.

Çizelge 5.32. BD2 üzerinde algoritmaların elde ettiği sonuçlar

Problem		Algoritmalar								
No	Ad	BPSO	MBPSO	BLDE	BinDE	AQDE	DBDE	NBin-DE	BinRSA	BinSO
P26	kp_uc_100	1807	1807	1807	1732	1807	1807	1807	1807	1807
P27	kp_uc_200	3402	3378	3401	3146	3390	3403	3403	3403	3403
P28	kp_uc_300	5443	5344	5441	4836	5401	5444	5444	5443	5444
P29	kp_uc_500	9492	9145	9484	8058	9381	9495	9495	9495	9495
P30	kp_uc_1000	18829	17600	18492	15380	18467	18843	18844	18844	18828
P31	kp_wc_100	659	659	658	656	659	659	659	659	659
P32	kp_wc_200	1332	1331	1329	1304	1328	1332	1332	1332	1332
P33	kp_wc_300	1961	1957	1961	1922	1958	1963	1963	1963	1963
P34	kp_wc_500	3246	3230	3247	3163	3236	3247	3250	3250	3250
P35	kp_wc_1000	6478	6401	6458	6252	6446	6463	6482	6482	6482
P36	kp_sc_100	813	813	812	786	812	813	813	813	813
P37	kp_sc_200	1629	1617	1626	1552	1624	1631	1631	1631	1631
P38	kp_sc_300	2433	2402	2426	2307	2422	2433	2433	2433	2433
P39	kp_sc_500	4069	3982	4051	3807	4045	4070	4078	4078	4078
P40	kp_sc_1000	8212	7936	8073	7590	8137	8109	8228	8228	8224
P41	kp_ss_100	493	493	493	493	493	493	493	493	493
P42	kp_ss_200	1001	1001	1001	1001	1001	1001	1001	1001	1001
P43	kp_ss_300	1523	1523	1523	1523	1523	1523	1523	1523	1523
P44	kp_ss_500	2518	2518	2518	2518	2518	2518	2518	2518	2518
P45	kp_ss_1000	5068	5068	5068	5068	5068	5068	5068	5068	5068
W/D/L		9/10/1	12/8/0	14/6/0	15/5/0	13/7/0	4/15/1	0/18/2	1/17/2	

Çizelgedeki sonuçlardan yola çıkarak önerilen BinSO yönteminin BD2 veri kümesindeki problemler üzerinde başarılı ikili optimizasyon performansı gösterdiği söylenebilir. Veri kümesindeki 20 problemin yalnızca 2 tanesinde (P30 ve P40) rakipleri arasındaki en iyi sonuca ulaşamayan BinSO yöntemi, bu problemlerin çözümünde BinRSA ve NBin-DE yöntemlerinin gerisinde kalmıştır.

BD3 veri kümesi içerisinde bulunan ve farklı korelasyon gruplarından 18 farklı problemlerin çözümünde 30 farklı çalıştırma sonucunda elde edilen istatistiksel sonuçlar Çizelge 5.33’te gösterilmiştir.

Çizelge 5.33. BD3 üzerinde algoritmaların elde ettiği sonuçlar

Problem			Algoritmalar							
No	Opt		BAOA	BTLBO	BFFA	BTSA	BHHO	BSMA	BinRSA	BinSO
P46	9147	Ort.	9147,00	9147,00	9147,00	9147,00	9147,00	9147,00	9147,00	9147,00
		Std.	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00
		GAP	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00
P47	11238	Ort.	11238,00	11238,00	11238,00	11238,00	11238,00	11238,00	11238,00	11238,00
		Std.	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00
		GAP	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00
P48	28857	Ort.	28852,00	28851,00	28843,00	28849,00	28850,00	28857,00	28857,00	28857,00
		Std.	6,71E+00	1,08E+01	1,41E+01	1,13E+01	8,07E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00
		GAP	1,60E-02	2,10E-02	4,70E-02	2,60E-02	2,40E-02	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00
P49	54503	Ort.	53574,00	53369,00	53389,00	53301,00	53396,00	54503,00	54503,00	54503,00
		Std.	9,82E+02	1,11E+03	1,10E+03	1,22E+03	1,14E+03	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00
		GAP	1,74E+00	2,08E+00	2,04E+00	2,20E+00	2,03E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00
P50	110625	Ort.	110625,00	98785,00	93779,00	95619,00	110625,00	110625,00	110600,30	110600,40
		Std.	0,00E+00	2,97E+03	3,16E+03	2,84E+03	0,00E+00	0,00E+00	1,45E+01	2,62E+01
		GAP	0,00E+00	1,07E+01	1,52E+01	1,36E+01	0,00E+00	0,00E+00	2,23E-02	2,22E-02
P51	276457	Ort.	274385,00	273057,00	274329,00	272923,00	273961,00	274569,00	276456,00	275864,60
		Std.	1,06E+03	1,69E+03	9,94E+02	1,83E+03	1,30E+03	7,74E+02	0,00E+00	2,70E+02
		GAP	7,49E-01	1,23E+00	7,70E-01	1,28E+00	9,03E-01	6,83E-01	3,62E-04	2,14E-01
P52	1514	Ort.	1514,00	1514,00	1514,00	1514,00	1514,00	1514,00	1514,00	1514,00
		Std.	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00
		GAP	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00
P53	1634	Ort.	1634,00	1634,00	1634,00	1634,00	1634,00	1634,00	1634,00	1634,00
		Std.	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00
		GAP	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00
P54	4566	Ort.	4549,40	4540,80	4544,60	4537,20	4518,70	4565,30	4566,00	4566,00
		Std.	2,90E+01	3,67E+01	2,94E+01	4,62E+01	3,73E+01	3,49E+00	0,00E+00	0,00E+00
		GAP	3,64E-01	5,52E-01	4,69E-01	6,31E-01	1,04E+00	1,50E-02	0,00E+00	0,00E+00
P55	9052	Ort.	9052,00	8869,70	9052,00	8346,80	8835,60	9052,00	9051,30	9051,87
		Std.	0,00E+00	2,05E+02	0,00E+00	1,89E+02	2,27E+02	0,00E+00	4,66E-01	3,46E-01
		GAP	0,00E+00	2,01E+00	0,00E+00	7,79E+00	2,39E+00	0,00E+00	7,73E-03	1,47E-03
P56	18051	Ort.	15885,00	15612,00	15126,00	14902,00	15729,00	17557,00	18049,73	18048,97
		Std.	5,10E+02	5,50E+02	4,89E+02	6,58E+02	5,02E+02	2,90E+02	8,28E-01	1,22E+00
		GAP	1,20E+01	1,35E+01	1,62E+01	1,74E+04	1,29E+01	2,73E+00	7,02E-03	1,13E-02
P57	44356	Ort.	44206,00	43785,00	44166,00	42972,00	43276,00	44312,00	44354,60	44347,37
		Std.	9,07E+01	5,30E+02	9,64E+01	6,52E+02	9,10E+02	1,13E+01	1,04E+00	8,65E+00
		GAP	3,36E-01	1,29E+00	4,28E-01	3,12E+00	2,43E+00	9,80E-02	3,16E-03	1,95E-02

Çizelge 5.33.(devam) BD3 üzerinde algoritmaların elde ettiği sonuçlar

P58	2397	Ort.	2396,50	2397,00	2397,00	2395,20	2396,40	2397,00	2397,00	2397,00
		Std.	1,06E+00	0,00E+00	0,00E+00	1,30E+00	1,19E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00
		GAP	2,10E-02	0,00E+00	0,00E+00	7,50E-02	2,50E-02	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00
P59	2697	Ort.	2695,10	2694,50	2693,80	2692,10	2694,70	2697,00	2697,00	2697,00
		Std.	1,74E+00	2,21E+00	2,03E+00	3,35E+00	1,65E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00
		GAP	7,00E-02	9,30E-02	1,19E-01	1,82E-01	8,50E-02	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00
P60	7117	Ort.	7117,00	7059,20	7064,90	6999,50	7117,00	7117,00	7117,00	7117,00
		Std.	0,00E+00	7,60E+01	5,02E+01	1,24E+02	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00
		GAP	0,00E+00	8,12E-01	7,32E-01	1,65E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00
P61	14390	Ort.	14279,00	14325,00	14308,00	14191,00	14225,00	14390,00	14390,00	14390,00
		Std.	9,85E+01	5,10E+01	4,62E+01	1,32E+02	7,85E+01	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00
		GAP	7,70E-01	4,46E-01	5,67E-01	1,38E+00	1,15E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00
P62	28919	Ort.	28597,00	28702,00	28793,00	28919,00	28657,00	28919,00	28919,00	28919,00
		Std.	2,09E+02	1,68E+02	1,37E+02	0,00E+00	1,93E+02	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00
		GAP	1,11E+00	7,49E-01	4,43E-01	0,00E+00	9,04E-01	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00
P63	72505	Ort.	71579,00	71708,00	71451,00	71018,00	71826,00	72075,00	72505,00	72311,67
		Std.	4,19E+02	5,13E+02	4,01E+02	3,45E+02	4,30E+02	2,26E+02	0,00E+00	8,68E+01
		GAP	1,28E+00	1,10E+00	1,45E+00	2,05E+00	9,35E-01	5,93E-01	0,00E+00	2,67E-01
Friedman Sıralama			3,39	4,56	4,44	5,89	4,44	1,56	1,44	1,56
Final Sıralama			4	7	5	8	5	2	1	2
W/D/L			11/5/2	13/5/0	12/5/1	13/5/0	12/5/1	5/11/2	2/12/4	

Çizelgedeki sonuçlara göre önerilen BinSO yöntemi, rakiplerinden 6 tanesini geride bırakarak Friedman sıralamasında ikinci sıraya yükselirken, 18 problemin yalnızca 4 tanesinde en başarılı yöntem olan BinRSA yönteminden geride kalmıştır.

5.2.2. Küme birleşimli sırt çantası problemleri (SUKP)

0-1KP problemleri üzerinde elde edilen sonuçlar önerilen BinSO yönteminin bu tür problemlerde başarılı ve rekabetçi bir algoritma olduğunu ortaya koymaktadır. Yöntemin farklı tür ikili problemlere uygulanabilirliğinin test edilmesi amacıyla küme birleşimli sırt çantası problemleri üzerinde Orucova Büyüköz'ün çalışmasında (2025) belirtilen parametrelerle çalıştırılmış ve elde edilen sonuçlar Çizelge 5.34'te karşılaştırmalı olarak gösterilmiştir.

Çizelge 5.34. BD4 üzerinde algoritmaların elde ettiği sonuçlar

Problem	Sonuçlar	Algoritmalar							
		A-SUKP	GA	BABC	ABCbin	BinDE	bWSA	BinBRO	BinSO
SUKP1	Ort.	10231,00	11092,70	11182,70	10879,50	11075,00	11233,16	11410,00	11316,42
	Std.	0,00E+00	1,71E+02	1,84E+02	1,64E+04	1,19E+02	2,17E+02	1,43E+02	1,58E+02
SUKP2	Ort.	10483,00	11326,30	12081,60	11485,30	11875,90	11342,70	12053,00	11725,50
	Std.	0,00E+00	4,17E+02	1,94E+02	2,48E+02	3,37E+02	4,75E+02	4,17E+02	3,14E+02
SUKP3	Ort.	12459,00	12956,40	13028,50	12818,50	12991,00	12915,67	13041,00	13013,05
	Std.	0,00E+00	1,31E+02	9,26E+01	1,53E+02	7,60E+01	1,85E+02	6,12E+01	8,76E+01
SUKP4	Ort.	11119,00	11546,00	12155,00	12049,30	12123,90	11527,41	12113,00	11920,15
	Std.	0,00E+00	2,15E+02	5,33E+01	9,61E+01	6,76E+01	3,32E+02	8,27E+01	2,18E+02
SUKP5	Ort.	13634,00	13806,00	13734,90	13547,20	13675,90	13492,71	13857,00	13783,95
	Std.	0,00E+00	1,45E+02	7,08E+01	1,19E+02	1,20E+02	3,25E+02	9,45E+01	8,80E+01
SUKP6	Ort.	11325,00	12234,80	13352,40	13103,10	13212,80	12487,88	13385,00	12945,11
	Std.	0,00E+00	3,89E+02	1,55E+02	3,43E+02	2,87E+02	7,18E+02	1,75E+02	3,74E+02
SUKP7	Ort.	11508,00	12236,60	12522,80	11667,90	12277,50	12689,09	12750,00	12683,89
	Std.	0,00E+00	1,98E+02	2,01E+02	1,77E+02	2,34E+02	3,37E+02	2,99E+02	3,67E+02
SUKP8	Ort.	8621,00	10351,50	10150,60	9684,33	10085,40	10228,07	10525,00	10380,96
	Std.	0,00E+00	2,08E+02	1,53E+02	1,85E+02	1,61E+02	2,87E+02	2,72E+02	2,46E+02
SUKP9	Ort.	11292,00	12492,50	13064,40	11861,50	12940,70	12657,65	13032,00	12928,91
	Std.	0,00E+00	3,20E+02	9,96E+01	3,25E+02	2,06E+02	3,20E+02	2,65E+02	2,23E+02
SUKP10	Ort.	12262,00	12802,90	13359,20	12537,00	13110,00	12585,35	13386,00	13031,41
	Std.	0,00E+00	2,92E+02	2,35E+02	2,90E+02	2,70E+02	3,03E+02	3,39E+02	2,27E+02
SUKP11	Ort.	10328,00	10888,70	11194,30	10424,10	10969,40	11430,23	11399,00	11365,81
	Std.	0,00E+00	2,38E+02	2,50E+02	1,98E+02	3,03E+02	4,03E+02	3,75E+02	3,34E+02
SUKP12	Ort.	9784,00	10827,50	10945,00	10345,90	10717,10	11062,06	11330,00	11284,14
	Std.	0,00E+00	3,34E+02	2,55E+02	2,73E+02	3,41E+02	4,24E+02	3,19E+02	4,08E+02
SUKP13	Ort.	9961,00	10640,10	10775,90	9957,09	10661,30	11105,09	10780,00	10844,61
	Std.	0,00E+00	1,27E+02	1,17E+02	1,41E+02	1,50E+02	1,98E+02	1,90E+02	1,92E+02
SUKP14	Ort.	9618,00	10190,30	9897,92	9424,15	9832,32	10452,03	10267,00	10542,07
	Std.	0,00E+00	2,50E+02	1,87E+02	1,97E+02	2,33E+02	4,17E+02	2,93E+02	3,73E+02
SUKP15	Ort.	8941,00	9980,87	9994,76	9339,30	9899,24	10366,21	10064,00	10177,95
	Std.	0,00E+00	1,43E+02	1,54E+02	1,58E+02	1,53E+02	2,57E+02	2,41E+02	2,21E+02

Çizelge 5.34.(devam) BD4 üzerinde algoritmaların elde ettiği sonuçlar

SUKP16	Ort.	9432,00	10349,80	10902,90	9957,85	10499,40	10901,59	10961,00	10840,54
	Std.	0,00E+00	2,15E+02	4,49E+02	2,77E+02	4,04E+02	5,09E+02	5,95E+02	3,78E+02
SUKP17	Ort.	10208,00	11755,10	11945,80	10922,30	11864,40	12227,56	11825,00	12043,64
	Std.	0,00E+00	1,44E+02	1,28E+02	1,83E+02	1,60E+02	3,08E+02	2,00E+02	2,54E+02
SUKP18	Ort.	9183,00	10099,20	9859,69	9186,87	9710,37	10216,71	9937,10	10259,66
	Std.	0,00E+00	3,37E+02	1,77E+02	1,48E+02	2,08E+02	3,51E+02	2,95E+02	3,40E+02
SUKP19	Ort.	8672,00	9432,82	9537,50	8904,94	9314,57	9778,03	9403,70	9750,73
	Std.	0,00E+00	1,64E+02	1,85E+02	1,12E+02	1,92E+02	2,21E+02	2,03E+04	1,90E+02
SUKP20	Ort.	8064,00	8703,66	9090,03	8407,06	8846,99	9203,52	8903,20	8976,85
	Std.	0,00E+00	1,54E+02	1,57E+02	1,49E+02	2,11E+02	3,03E+02	2,47E+02	2,66E+02
SUKP21	Ort.	9076,00	9641,85	10065,20	9187,76	9681,46	10785,74	9971,10	10088,92
	Std.	0,00E+00	1,69E+02	2,41E+02	1,67E+02	2,75E+02	3,61E+02	2,94E+02	2,87E+02
SUKP22	Ort.	8514,00	9326,77	9135,98	8539,95	9020,87	9587,72	9179,80	9659,44
	Std.	0,00E+00	1,92E+02	1,52E+02	1,62E+02	1,51E+02	3,60E+02	2,68E+02	3,49E+02
SUKP23	Ort.	9751,00	10112,40	10101,10	9549,04	9975,80	10624,79	10160,00	10534,66
	Std.	0,00E+00	1,58E+02	1,97E+02	1,41E+02	1,86E+02	2,66E+02	2,04E+02	1,90E+02
SUKP24	Ort.	8497,00	8793,76	9032,95	8365,62	8768,42	9580,64	8996,00	9345,09
	Std.	0,00E+00	1,70E+02	1,94E+02	1,53E+02	2,12E+02	4,12E+02	3,03E+02	2,44E+02
SUKP25	Ort.	9559,00	9993,16	10483,40	9615,37	10159,40	10607,21	10202,00	10300,33
	Std.	0,00E+00	1,18E+02	2,28E+02	1,51E+02	1,98E+02	1,92E+02	2,02E+02	1,43E+02
SUKP26	Ort.	8157,00	8849,46	9085,57	8347,82	8919,64	9141,94	8939,10	9118,01
	Std.	0,00E+00	1,42E+02	1,16E+02	1,23E+02	1,69E+02	1,80E+02	2,08E+02	2,21E+02
SUKP27	Ort.	9864,00	10567,90	10452,20	9910,32	10363,80	10921,58	10532,00	10740,14
	Std.	0,00E+00	1,23E+02	1,14E+02	1,21E+02	9,34E+01	3,52E+02	2,08E+02	2,09E+02
SUKP28	Ort.	8299,00	8692,67	8857,89	8365,04	8783,99	9013,09	8764,00	8892,63
	Std.	0,00E+00	1,80E+02	9,46E+01	1,14E+02	1,31E+02	2,05E+02	1,77E+02	2,21E+02
SUKP29	Ort.	9615,00	10185,40	10328,50	9738,17	10227,70	10482,80	10243,00	10373,83
	Std.	0,00E+00	1,14E+02	9,16E+04	1,12E+02	1,03E+02	1,66E+02	1,55E+02	1,68E+02
SUKP30	Ort.	7883,00	8882,88	9180,74	8617,91	9096,13	9141,94	9180,80	9312,95
	Std.	0,00E+00	1,58E+02	8,49E+01	1,41E+02	1,45E+02	1,80E+02	1,90E+02	1,83E+02
Friedman Sıralama		7,80	5,13	3,23	6,87	4,90	2,77	2,77	2,53
Final Sıralama		8	6	4	7	5	2	2	1
W/D/L		30/0/0	29/0/1	21/0/9	28/0/2	25/0/5	14/0/16	17/0/13	

Çizelgedeki sonuçlara göre önerilen BinSO yöntemi, SUKP problemleri üzerinde 7 rakibinden daha başarılı performans göstererek Friedman sıralamasında ilk sıraya yerleşmiştir. En yakın rakipleri olan BinBRO ve bWSA ile olan karşılaştırmalarında problemlerin neredeyse yarısında rakiplerinin gerisinde kalsa da çalışmadaki (Orucova Büyüköz, 2025) tüm yöntemlerin sıralanması sonucu diğer yöntemler arasında ilk sıraya

yerleşen BinSO yönteminin küme birleşimli sırt çantası problemlerinde başarılı ve uygulanabilir bir yöntem olduğu söylenebilir.



6. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Bu çalışmada sürekli optimizasyon problemlerinin çözümü için geliştirilmiş sürü tabanlı bir optimizasyon algoritması olan SO algoritması incelenmiş ve bu yöntemin sürekli ve ayrık problem çözümleri için iki farklı varyasyonu geliştirilmiştir. Sürekli optimizasyon yöntemlerinin çözümünde kullanılmak üzere SO algoritmasının keşif stratejisi, PSO algoritmasının hız vektörü ile birleştirilerek hibrit bir yaklaşım sunulmuştur.

Ayrık optimizasyon problemlerinin bir alt dalı olan ikili (binary) optimizasyon problemlerinin çözümü için ise SO algoritmasının birey oluşturma ve pozisyon güncelleme denklemleri algoritmanın keşif ve sömürü mekanizmalarını koruyarak ikili arama uzayında çalışacak şekilde güncellenerek BinSO yöntemi önerilmiştir.

6.1. Sonuçlar

Sürekli optimizasyon yöntemlerinin çözümü için önerilen SO-PSO yönteminin SO algoritmasının keşif aşamasında gerçekleştirdiği zayıf ilerlemenin önüne geçerek algoritmanın genel performansını artırdığı görülmüştür. Bu gelişme klasik benchmark problemleri üzerinde yapılan testlerle ispatlanarak önerilen hibrit yöntemin keşif kalitesinin arttığı ve lokal optimum değerlerden kaçınmada orijinal SO algoritmasından daha başarılı olduğu gözlemlenmiştir. Algoritmanın keşif stratejisinin kalitesinin artmasıyla sömürü stratejisine ayrılan iterasyonlarının daha kaliteli çözümler ile başlanması sağlanmış ve sürekli optimizasyon problemlerinde daha başarılı bir algoritma olduğu ortaya konulmuştur. Uygulanan hibritleştirme çalışmasının başarısı kanıtlandıktan sonra, söz konusu yöntem daha karmaşık problemler üzerinde test edilerek algoritmanın uygulanabilirliği ve ölçeklenebilirliği gözlemlenmiştir. Kendisini oluşturan SO ve PSO yöntemleri ile birlikte 4 farklı optimizasyon yöntemi ile de kıyaslanan yöntem bu problemlerde diğer algoritmalarından daha başarılı sonuçlara ulaşarak farklı problem türlerindeki uygulanabilirliğini ve farklı boyut ve popülasyon değerlerine ölçeklenebilirliğini ispatlamıştır. SO-PSO algoritmasının kaydırılmış ve döndürülmüş benchmark fonksiyonlarındaki başarısı, bu yöntemin 0'a yakınsayacak şekilde tasarlanmış önyargılı (biased) bir yöntem olmadığını da göstermektedir. Algoritmalar gerçek dünya mühendislik tasarım problemlerinin çözümü için de çalıştırıldığında önerilen SO-PSO yönteminin en başarılı sonuçlara ulaştığı gözlemlenmiştir. Bu bulgulardan hareketle, önerilen SO-PSO yönteminin diğer yöntemlerden daha iyi

sonuçlara ulaşması sürekli optimizasyon problemlerinin çözümündeki başarısını, farklı popülasyon değerlerindeki diğer algoritmalarından daha iyi sonuçlara ulaşması kısıtlı kaynaklarda bile başarılı bir yöntem olduğunu, farklı boyutlardaki problemlerde en iyi sonuçları elde etmesi algoritmanın farklı boyutlara ölçeklenebilirliğini göstermektedir. Son yıllarda literatürde çok sayıda optimizasyon yönteminin önerilmiş olmasından hareketle yeni bir optimizasyon yönteminin geliştirilmesinin gerekliliği sorgulanmakta ve önerilen yeni yöntemlerin bir kısmının literatüre yeni yaklaşımlar kazandırmadığı belirtilmektedir. Bu çalışmada önerilen SO-PSO hibrit optimizasyon algoritmasının kaydırılmış ve döndürülmüş benchmark problemlerindeki üstün başarısından yöntemin önyargılı olmadığı, farklı özelliklerdeki problemlerde elde ettiği üstün başarıdan da genel amaçlı optimizasyon problemlerinde kullanılabilecek başarılı bir yöntem olduğu anlaşılmaktadır.

İkili optimizasyon problemlerinin çözümü için önerilen BinSO yönteminin farklı boyutlar ve korelasyonlara sahip 0-1 sırt çantası problemleri (0-1KP) ile küme birleşimli sırt çantası problemlerinde (SUKP) rekabetçi sonuçlara ulaştığı, karşılaştırıldığı algoritmaların çoğundan daha başarılı sonuçlar elde ettiği gözlemlenmiştir. Bu sonuçlardan yola çıkarak önerilen BinSO yönteminin ikili optimizasyon problemleri için başarılı bir yöntem olduğu, bu yöntemin farklı boyut ve problem türlerine ölçeklenebilir olduğu söylenebilir.

6.2. Öneriler

Bu çalışmada SO sürekli optimizasyon yönteminin sürekli ve ikili problemlerin çözümü için iki farklı varyantı geliştirilmiştir.

Geliştirilen SO-PSO yönteminin başarısı kaydırılmış ve döndürülmüş benchmark problemleri ile gerçek dünya mühendislik tasarım problemleri üzerinde test edilmiştir. Geliştirilen SO-PSO yönteminin orijinal SO algoritmasının keşif kalitesini artırdığı gözlemlenmiştir. Bu nedenle SO algoritmasının keşif kalitesinin artırılmasına yönelik daha etkili çalışmaların gerçekleştirilmesi sürekli optimizasyon yöntemlerinin çözümünde başarılı algoritmaların ortaya çıkmasına olanak sağlayacaktır. Geliştirilen SO-PSO yönteminin ölçeklenebilirliği farklı sürekli optimizasyon problemlerinde test edilerek gösterilmiş olsa da bu yelpazenin genişletilmesiyle algoritmanın farklı koşullardaki davranışı incelenerek daha evrensel bir versiyonu geliştirilebilir ve algoritma farklı sürekli gerçek dünya problemlerinin çözümünde kullanılarak performansı

incelenebilir. Önerilen SO-PSO yönteminin performansının artırılması amacıyla farklı hibrit yaklaşımlar ve denklem güncellemeleri algoritmaya dahil edilebilir. Ayrıca önerilen SO-PSO algoritmasının çok amaçlı versiyonu geliştirilebilir.

Geliştirilen BinSO yönteminin performansı 0-1KP ve SUKP problemlerinden oluşan 93 farklı veri kümesi üzerinde test edilmiştir. BinSO yönteminin performansının ve popülasyon çeşitliliğinin artırılması amacıyla farklı genetik operatörler (çaprazlama, mutasyon, vb.) ile başarılı sonuçların daha ileri gelişmelere yönelmesini kolaylaştıracak mekanizmalar algoritmaya dahil edilebilir. Ayrıca BinSO yönteminin sırt çantası problemleri dışındaki ikili problemlerin çözümündeki davranışları incelenerek kullanım alanı genişletilebilir. Algoritmanın tam sayılı ve permütasyon gibi farklı tür ayrık optimizasyon problemlerinin çözümünde kullanılmasıyla etki alanı genişletilebilir.



7. KAYNAKLAR

- Abdel-Basset, M., Mohamed, R., Elkomy, O. M., ve Abouhawwash, M. (2022). Recent metaheuristic algorithms with genetic operators for high-dimensional knapsack instances: A comparative study. *Computers & Industrial Engineering*, 166, 107974. <https://doi.org/10.1016/J.CIE.2022.107974>
- Abdulla, H. S., Ameen, A. A., Saeed, S. I., Mohammed, I. A., ve Rashid, T. A. (2024). *MRSO: Balancing Exploration and Exploitation through Modi-fied Rat Swarm Optimization for Global Optimization*.
- Abdulsalami, A. O., Abd Elaziz, M., Gharehchopogh, F. S., Salawudeen, A. T., ve Xiong, S. (2024). An Improved Heterogeneous Comprehensive Learning Symbiotic Organism Search for Optimization Problems. *Knowledge-Based Systems*, 285, 111351. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.knosys.2023.111351>
- Abedi, M., ve Gharehchopogh, F. S. (2020). An improved opposition based learning firefly algorithm with dragonfly algorithm for solving continuous optimization problems. *Intelligent Data Analysis*, 24, 309-338. <https://doi.org/10.3233/IDA-194485>
- Al Thobiani, F., Khatir, S., Benaissa, B., Ghandourah, E., Mirjalili, S., ve Abdel Wahab, M. (2022). A hybrid PSO and Grey Wolf Optimization algorithm for static and dynamic crack identification. *Theoretical and Applied Fracture Mechanics*, 118(December 2021), 103213. <https://doi.org/10.1016/j.tafmec.2021.103213>
- Alawad, N. A., Abed-alguni, B. H., ve El-ibini, M. (2024). Hybrid Snake Optimizer Algorithm for Solving Economic Load Dispatch Problem with Valve Point Effect. *Journal of Supercomputing*, 80(13), 19274-19323. <https://doi.org/10.1007/S11227-024-06207-5/METRICS>
- Alkahtani, H. K., Mahgoub, H., Alotaibi, F. A., Othman, K. M., Allafi, R., ve Salama, A. S. (2024). Design of Hybrid Snake Optimizer Based Route Selection Approach for Unmanned Aerial Vehicles Communication. *IEEE Access*, 12, 54426-54434. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3383031>
- Al-Shourbaji, I., Kachare, P. H., Alshathri, S., Duraibi, S., Elnaim, B., ve Elaziz, M. A. (2022). An Efficient Parallel Reptile Search Algorithm and Snake Optimizer Approach for Feature Selection. *Mathematics*, 10(13). <https://doi.org/10.3390/math10132351>
- Anka, F., Agaoglu, N., Nematzadeh, S., Torkamanian-afshar, M., ve Gharehchopogh, F. S. (2024). Advances in Artificial Rabbits Optimization: A Comprehensive Review. *Archives of Computational Methods in Engineering*. <https://doi.org/10.1007/s11831-024-10202-7>
- Arora, J. (2004). *Introduction to optimum design*. [https://books.google.com/books?hl=en&lr=&id=9FbwVe577xwC&oi=fnd&pg=PP1&dq=Arora+J.S.+Introduction+to+Optimum+Design+Elsevier+\(2004\)&ots=DU0hYC-SS-&sig=nLZEVqlvw9qhFbWFL0J0lcKVVow](https://books.google.com/books?hl=en&lr=&id=9FbwVe577xwC&oi=fnd&pg=PP1&dq=Arora+J.S.+Introduction+to+Optimum+Design+Elsevier+(2004)&ots=DU0hYC-SS-&sig=nLZEVqlvw9qhFbWFL0J0lcKVVow)

- Arulsevan, A. (2014). A note on the set union knapsack problem. *Discrete Applied Mathematics*, 169, 214-218. <https://doi.org/10.1016/J.DAM.2013.12.015>
- Arumugam, M. S., ve Rao, M. V. C. (2006). On the performance of the particle swarm optimization algorithm with various inertia weight variants for computing optimal control of a class of hybrid systems. *Discrete Dynamics in Nature and Society*, 2006(1), 079295. <https://doi.org/10.1155/DDNS/2006/79295>
- Ashraf, A., Anwaar, A., Haider Bangyal, W., Shakir, R., Ur Rehman, N., ve Qingjie, Z. (2023). An Improved Fire Hawks Optimizer for Function Optimization. İçinde Y. Tan, Y. Shi, ve W. Luo (Ed.), *Advances in Swarm Intelligence* (ss. 68-79). Springer Nature Switzerland.
- Askari, Q., Saeed, M., ve Younas, I. (2020). Heap-based optimizer inspired by corporate rank hierarchy for global optimization. *Expert Systems with Applications*, 161, 113702. <https://doi.org/10.1016/J.ESWA.2020.113702>
- Atha, R., Rajan, A., ve Mallick, S. (2024). An enhanced Equilibrium Optimizer for solving complex optimization problems. *Information Sciences*, 660. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2023.120077>
- Ayaz, H. İ., ve Ervural, B. (2022). A Hybrid Fuzzy Rule-Based Polyhedral Separation Approach: Medical Diagnosis Application. İçinde A. C. and C. O. S. and C. S. and O. B. and S. I. U. Kahraman Cengiz and Tolga (Ed.), *Intelligent and Fuzzy Systems* (ss. 73-81). Springer International Publishing.
- Ayaz, H. İ., ve Haklı, H. (2025). *A Metaheuristic Approach for Minimizing Total Weighted Tardiness in Single Machine Scheduling Problem*. 141-145. <https://doi.org/10.1109/iccta65425.2025.11166357>
- Banitalebi, A., Aziz, M. I. A., ve Aziz, Z. A. (2016). A self-adaptive binary differential evolution algorithm for large scale binary optimization problems. *Information Sciences*, 367-368, 487-511. <https://doi.org/10.1016/J.INS.2016.05.037>
- Bansal, J. C., ve Deep, K. (2012). A Modified Binary Particle Swarm Optimization for Knapsack Problems. *Applied Mathematics and Computation*, 218(22), 11042-11061. <https://doi.org/10.1016/J.AMC.2012.05.001>
- Bao, X., Kang, H., ve Li, H. (2024). An improved binary snake optimizer with Gaussian mutation transfer function and hamming distance for feature selection. *Neural Computing and Applications*, 36(16), 9567-9589. <https://doi.org/10.1007/s00521-024-09581-6>
- Barshandeh, S., ve Haghzadeh, M. (2021). A new hybrid chaotic atom search optimization based on tree-seed algorithm and Levy flight for solving optimization problems. İçinde *Engineering with Computers* (C. 37, Sayı 4). Springer London. <https://doi.org/10.1007/s00366-020-00994-0>
- Baş, E. (2023). *A New Binary Snake Optimizer for 0-1 Knapsack Problems*.
- Biswas, S., Wardat, M., ve Rajan, H. (2022). The Art and Practice of Data Science Pipelines: A Comprehensive Study of Data Science Pipelines In Theory, In-The-

- Small, and In-The-Large. *Proceedings - International Conference on Software Engineering, 2022-May*, 2091-2103. <https://doi.org/10.1145/3510003.3510057>
- Bölükbaş, O., Haber, Z., ve Uğuz, H. (2025). The Performance Evolution of the New Scatter Search Snake Optimization Algorithm for Feature Selection Problems. *Arabian Journal for Science and Engineering*. <https://doi.org/10.1007/s13369-025-10015-1>
- Braik, M. S., Hammouri, A. I., Awadallah, M. A., Al-Betar, M. A., ve Alzubi, O. A. (2023). Improved versions of snake optimizer for feature selection in medical diagnosis: a real case COVID-19. *Soft Computing*, 27(23), 17833-17865. <https://doi.org/10.1007/S00500-023-09062-3/TABLES/12>
- Chen, H., Li, W., ve Yang, X. (2020). A whale optimization algorithm with chaos mechanism based on quasi-opposition for global optimization problems. *Expert Systems with Applications*, 158, 113612. <https://doi.org/10.1016/J.ESWA.2020.113612>
- Chiroma, H., Herawan, T., Fister, I., Fister, I., Abdulkareem, S., Shuib, L., Hamza, M. F., Saadi, Y., ve Abubakar, A. (2017). Bio-inspired computation: Recent development on the modifications of the cuckoo search algorithm. *Applied Soft Computing*, 61, 149-173. <https://doi.org/10.1016/J.ASOC.2017.07.053>
- Črepinšek, M., Liu, S.-H., ve Mernik, M. (2013). Exploration and Exploitation in Evolutionary Algorithms: A Survey. *ACM Comput. Surv.*, 45(3). <https://doi.org/10.1145/2480741.2480752>
- Çelik, Y., Yıldız, İ., ve Karadeniz, A. T. (2019). Son Üç Yılda Geliştirilen Metasezgisel Algoritmalar Hakkında Kısa Bir İnceleme. *European Journal of Science and Technology, October*, 463-477. <https://doi.org/10.31590/ejosat.638431>
- Çınar, A. C., ve Kıran, M. S. (2018). Similarity and Logic Gate-Based Tree-Seed Algorithms for Binary Optimization. *Computers & Industrial Engineering*, 115, 631-646. <https://doi.org/10.1016/J.CIE.2017.12.009>
- Demšar, J. (2006). Statistical comparisons of classifiers over multiple data sets. *Journal of Machine Learning Research*, 7, 1-30.
- Eappen, G., ve Shankar, T. (2020). Hybrid PSO-GSA for energy efficient spectrum sensing in cognitive radio network. *Physical Communication*, 40, 101091. <https://doi.org/10.1016/j.phycom.2020.101091>
- Eberhart, R. C., ve Shi, Y. (2001). Tracking and optimizing dynamic systems with particle swarms. *Proceedings of the IEEE Conference on Evolutionary Computation, ICEC, 1*, 94-100. <https://doi.org/10.1109/CEC.2001.934376>
- Eiben, A. E., ve Schippers, C. A. (1998). On Evolutionary Exploration and Exploitation. *Fundamenta Informaticae*, 35, 35-50. <https://doi.org/10.3233/FI-1998-35123403>
- El-Kenawy, E. S., ve Eid, M. (2020). Hybrid gray wolf and particle swarm optimization for feature selection. *International Journal of Innovative Computing, Information and Control*, 16(3), 831-844. <https://doi.org/10.24507/ijicic.16.03.831>

- Erdoğan Yildirim, A., ve Karci, A. (2019). Application of Three Bar Truss Problem among Engineering Design Optimization Problems using Artificial Atom Algorithm. *2018 International Conference on Artificial Intelligence and Data Processing, IDAP 2018*. <https://doi.org/10.1109/IDAP.2018.8620762>
- Ervural, B., ve Haklı, H. (2023). A binary reptile search algorithm based on transfer functions with a new stochastic repair method for 0–1 knapsack problems. *Computers and Industrial Engineering*, 178. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2023.109080>
- Faramarzi, A., Heidarinejad, M., Stephens, B., ve Mirjalili, S. (2020). Equilibrium optimizer: A novel optimization algorithm. *Knowledge-Based Systems*, 191, 105190. <https://doi.org/10.1016/J.KNOSYS.2019.105190>
- Feng, Y., Teng, G. F., Wang, A. X., ve Yao, Y. M. (2007). Chaotic inertia weight in particle swarm optimization. *Second International Conference on Innovative Computing, Information and Control, ICICIC 2007*. <https://doi.org/10.1109/ICICIC.2007.209>
- Friedman, M. (1937). The Use of Ranks to Avoid the Assumption of Normality Implicit in the Analysis of Variance. *Journal of the American Statistical Association*, 32(200), 675 – 701. <https://doi.org/10.1080/01621459.1937.10503522>
- Friedman, M. (1940). A Comparison of Alternative Tests of Significance for the Problem of m Rankings. *The Annals of Mathematical Statistics*, 11(1), 86 – 92. <https://doi.org/10.1214/aoms/1177731944>
- Gandomi, A. H., ve Yang, X.-S. (2011). Benchmark problems in structural optimization. İçinde *Computational optimization, methods and algorithms* (ss. 259-281). Springer.
- Gharehchopogh, F. S., Abdollahzadeh, B., ve Arasteh, B. (2022). An Improved Farmland Fertility Algorithm with Hyper-Heuristic Approach for Solving Travelling Salesman Problem. *CMES - Computer Modeling in Engineering and Sciences*, 135(3), 1981-2006. <https://doi.org/https://doi.org/10.32604/cmcs.2023.024172>
- Gharehchopogh, F. S., Ghafouri, S., Namazi, M., ve Arasteh, B. (2024). Advances in Manta Ray Foraging Optimization: A Comprehensive Survey. *Journal of Bionic Engineering*, 21(2), 953-990. <https://doi.org/10.1007/s42235-024-00481-y>
- Goldschmidt, O., Nehme, D., ve Yu, G. (1994). Note: On the set-union knapsack problem. *Naval Research Logistics (NRL)*, 41(6), 833-842. [https://doi.org/https://doi.org/10.1002/1520-6750\(199410\)41:6<833::AID-NAV3220410611>3.0.CO;2-Q](https://doi.org/https://doi.org/10.1002/1520-6750(199410)41:6<833::AID-NAV3220410611>3.0.CO;2-Q)
- Haklı, H. (2020). BinEHO: a new binary variant based on elephant herding optimization algorithm. *Neural Computing and Applications*, 32(22), 16971-16991. <https://doi.org/10.1007/s00521-020-04917-4>
- Hashim, F. A., ve Hussien, A. G. (2022). Snake Optimizer: A novel meta-heuristic optimization algorithm. *Knowledge-Based Systems*, 242, 108320. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2022.108320>

- He, Y., Xie, H., Wong, T. L., ve Wang, X. (2018). A novel binary artificial bee colony algorithm for the set-union knapsack problem. *Future Generation Computer Systems*, 78, 77-86. <https://doi.org/10.1016/J.FUTURE.2017.05.044>
- Hu, G., Yang, R., Abbas, M., ve Wei, G. (2023). BEESO: Multi-strategy Boosted Snake-Inspired Optimizer for Engineering Applications. İçinde *Journal of Bionic Engineering* (C. 20, Sayı 4). Springer Nature Singapore. <https://doi.org/10.1007/s42235-022-00330-w>
- Hussien, A. G., Gharehchopogh, F. S., Bouaouda, A., Kumar, S., ve Hu, G. (2024). Recent applications and advances of African Vultures Optimization Algorithm. *Artificial Intelligence Review*, 57(12), 335. <https://doi.org/10.1007/s10462-024-10981-2>
- Jadon, S. S., Tiwari, R., Sharma, H., ve Bansal, J. C. (2017). Hybrid Artificial Bee Colony algorithm with Differential Evolution. *Applied Soft Computing Journal*, 58, 11-24. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2017.04.018>
- Jafari, A., Khalili, T., Babaei, E., ve Bidram, A. (2020). A Hybrid Optimization Technique Using Exchange Market and Genetic Algorithms. *IEEE Access*, 8, 2417-2427. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2962153>
- Janakiraman, S. (2018). A hybrid ant colony and artificial bee colony optimization algorithm-based cluster head selection for IoT. *Procedia Computer Science*, 143, 360-366. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.10.407>
- Jiang, J., Han, R., Meng, X., ve Li, K. (2020). TSASC: tree-seed algorithm with sine-cosine enhancement for continuous optimization problems. *Soft Computing*, 24(24), 18627-18646. <https://doi.org/10.1007/s00500-020-05099-w>
- Kakkottakath Valappil Thekkepurayil, J., Suseelan, D. P., ve Keerikkattil, P. M. (2021). An effective meta-heuristic based multi-objective hybrid optimization method for workflow scheduling in cloud computing environment. *Cluster Computing*, 24(3), 2367-2384. <https://doi.org/10.1007/s10586-021-03269-5>
- Kamil, A. T., Saleh, H. M., ve Abd-Alla, I. H. (2021). A Multi-Swarm Structure for Particle Swarm Optimization: Solving the Welded Beam Design Problem. *Journal of Physics: Conference Series*, 1804(1), 012012. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1804/1/012012>
- Kannan, B. K., ve Kramer, S. N. (1994). *An augmented Lagrange multiplier based method for mixed integer discrete continuous optimization and its applications to mechanical design*.
- Karakoyun, M., Ozkis, A., ve Kodaz, H. (2020). A new algorithm based on gray wolf optimizer and shuffled frog leaping algorithm to solve the multi-objective optimization problems. *Applied Soft Computing Journal*, 96, 106560. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2020.106560>
- Kellerer Hans and Pferschy, U. and P. D. (2004). Multidimensional Knapsack Problems. İçinde *Knapsack Problems* (ss. 235-283). Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-540-24777-7_9

- Kennedy, J., ve Eberhart, R. (1995). Particle swarm optimization. *Proceedings of ICNN'95 - International Conference on Neural Networks*, 4, 1942-1948 c.4. <https://doi.org/10.1109/ICNN.1995.488968>
- Kiran, M. S. (2015). TSA: Tree-seed algorithm for continuous optimization. *Expert Systems with Applications*, 42(19), 6686-6698. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2015.04.055>
- Laporte, G., Gendreau, M., Potvin, J. Y., ve Semet, F. (2000). Classical and modern heuristics for the vehicle routing problem. *International Transactions in Operational Research*, 7(4-5), 285-300. <https://doi.org/10.1111/j.1475-3995.2000.tb00200.x>
- Lin, M. H., Tsai, J. F., Hu, N. Z., ve Chang, S. C. (2013). Design Optimization of a Speed Reducer Using Deterministic Techniques. *Mathematical Problems in Engineering*, 2013(1), 419043. <https://doi.org/10.1155/2013/419043>
- Lynn, N., ve Suganthan, P. N. (2015). Heterogeneous comprehensive learning particle swarm optimization with enhanced exploration and exploitation. *Swarm and Evolutionary Computation*, 24, 11-24. <https://doi.org/10.1016/j.swevo.2015.05.002>
- Marini, F., ve Walczak, B. (2015). Particle swarm optimization (PSO). A tutorial. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 149, 153-165. <https://doi.org/10.1016/J.CHEMOLAB.2015.08.020>
- Mezura-Montes, E., ve Coello Coello, C. A. (2011). Constraint-handling in nature-inspired numerical optimization: Past, present and future. *Swarm and Evolutionary Computation*, 1(4), 173-194. <https://doi.org/10.1016/J.SWEVO.2011.10.001>
- Milton, F. (1939). A correction: The use of ranks to avoid the assumption of normality implicit in the analysis of variance. *Journal of the American Statistical Association. American Statistical Association*, 34(205), 109.
- Mirjalili, S., ve Lewis, A. (2016). The Whale Optimization Algorithm. *Advances in Engineering Software*, 95, 51-67. <https://doi.org/10.1016/J.ADVENGSOFT.2016.01.008>
- Mirjalili, S., Mirjalili, S. M., ve Lewis, A. (2014). Grey Wolf Optimizer. *Advances in Engineering Software*, 69, 46-61. <https://doi.org/10.1016/J.ADVENGSOFT.2013.12.007>
- Murty, K. (2003). *Optimization models for decision making*.
- Nachaoui, M., Lakouam, I., ve Hafidi, I. (2024). Hybrid particle swarm optimization algorithm for text feature selection problems. *Neural Computing and Applications*, 36(13), 7471-7489. <https://doi.org/10.1007/S00521-024-09472-W/TABLES/8>
- Naser, M. Z., Al-Bashiti, M. K., Tapeh, A. T. G., Naser, A., Kodur, V., Hawileh, R., Abdalla, J., Khodadadi, N., Gandomi, A. H., ve Eslamlou, A. D. (2025). A Review of Benchmark and Test Functions for Global Optimization Algorithms and Metaheuristics. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics*, 17(2), e70028. <https://doi.org/10.1002/WICS.70028;ISSUE:ISSUE:DOI>

- Nasir, Ni. M., Ghani, N. M. A., Nasir, A. N. K., Ahmad, M. A., ve Tokhi, M. O. (2024). Neuro-modelling and fuzzy logic control of a two-wheeled wheelchair system. *Journal of Low Frequency Noise Vibration and Active Control*. https://doi.org/10.1177/14613484241287608/ASSET/A97BE57D-7F7B-4F66-A085-A34AAED06DA7/ASSETS/IMAGES/LARGE/10.1177_14613484241287608-FIG9.JPG
- Orucova Büyüköz, G. (2025). *İKİLİ ÖLÜM OYUNU OPTİMİZASYON ALGORİTMASININ KÜME BİRLEŞİMLİ SIRT ÇANTASI PROBLEMİNE UYGULANMASI* [Yüksek Lisans Tezi]. Necmettin Erbakan Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.
- Orucova Büyüköz, G., ve Haklı, H. (2024). İkili Bal Porsuğu Algoritmasının Küme Birleşimli Sirt Çantası Problemine Uygulanması. *Düzce Üniversitesi Bilim ve Teknoloji Dergisi*, 12(2), 1075-1085. <https://doi.org/10.29130/dubited.1205144>
- Peng, H., Wu, Z., Shao, P., ve Deng, C. (2016). Dichotomous Binary Differential Evolution for Knapsack Problems. *Mathematical Problems in Engineering*, 2016(1), 5732489. <https://doi.org/https://doi.org/10.1155/2016/5732489>
- Piskin, A., Baklacioglu, T., ve Turan, O. (2022). A hybrid ant colony–particle swarm optimization method (ACOPSO) for aerospace propulsion systems. *Aircraft Engineering and Aerospace Technology*, 94(5), 687-693. <https://doi.org/10.1108/AEAT-08-2021-0249>
- Qiao, J., Wang, G., Yang, Z., Luo, X., Chen, J., Li, K., ve Liu, P. (2024). A hybrid particle swarm optimization algorithm for solving engineering problem. *Scientific Reports 2024 14:1*, 14(1), 1-30. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-59034-2>
- Rauf, H. T., Bangyal, W. H. K., ve Lali, M. I. (2021). An adaptive hybrid differential evolution algorithm for continuous optimization and classification problems. *Neural Computing and Applications*, 33(17), 10841-10867. <https://doi.org/10.1007/s00521-021-06216-y>
- Ray, T., ve Saini, P. (2001). ENGINEERING DESIGN OPTIMIZATION USING A SWARM WITH AN INTELLIGENT INFORMATION SHARING AMONG INDIVIDUALS. *Engineering Optimization*, 33(6), 735-748. <https://doi.org/10.1080/03052150108940941>
- Sandgren, E. (1990). Nonlinear Integer and Discrete Programming in Mechanical Design Optimization. *Journal of Mechanical Design*, 112(2), 223-229. <https://doi.org/10.1115/1.2912596>
- Shi, Y., ve Eberhart, R. (1998). Modified particle swarm optimizer. *Proceedings of the IEEE Conference on Evolutionary Computation, ICEC*, 69-73. <https://doi.org/10.1109/ICEC.1998.699146>
- Şenel, F. A., Gökçe, F., Yüksel, A. S., ve Yiğit, T. (2019). A novel hybrid PSO–GWO algorithm for optimization problems. *Engineering with Computers*, 35(4), 1359-1373. <https://doi.org/10.1007/s00366-018-0668-5>

- Tanabe, R., ve Fukunaga, A. S. (2014). Improving the search performance of SHADE using linear population size reduction. *2014 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)*, 1658-1665. <https://doi.org/10.1109/CEC.2014.6900380>
- Tijjani, S., Ab Wahab, M. N., ve Mohd Noor, M. H. (2024). An enhanced particle swarm optimization with position update for optimal feature selection. *Expert Systems with Applications*, 247, 123337. <https://doi.org/10.1016/J.ESWA.2024.123337>
- Ul Hassan, N., Bangyal, W. H., Ali Khan, M. S., Nisar, K., Ag. Ibrahim, Ag. A., ve Rawat, D. B. (2021). Improved Opposition-Based Particle Swarm Optimization Algorithm for Global Optimization. *Symmetry*, 13(12). <https://doi.org/10.3390/sym13122280>
- Velliangiri, S., Karthikeyan, P., Arul Xavier, V. M., ve Baswaraj, D. (2021). Hybrid electro search with genetic algorithm for task scheduling in cloud computing. *Ain Shams Engineering Journal*, 12(1), 631-639. <https://doi.org/10.1016/j.asej.2020.07.003>
- Wang, J., ve Wang, Y. (2024). Multi-strategy enhanced snake optimizer for quantitative structure-activity relationship modeling. *Applied Mathematical Modelling*, 132, 531-560. <https://doi.org/10.1016/j.apm.2024.04.057>
- Wang, L., Cao, Q., Zhang, Z., Mirjalili, S., ve Zhao, W. (2022). Artificial rabbits optimization: A new bio-inspired meta-heuristic algorithm for solving engineering optimization problems. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 114, 105082. <https://doi.org/10.1016/J.ENGAPPAL.2022.105082>
- Wang, R., Hao, K., Chen, L., Liu, X., Zhu, X., ve Zhao, C. (2023). A modified hybrid particle swarm optimization based on comprehensive learning and dynamic multi-swarm strategy. *Soft Computing* 28:5, 28(5), 3879-3903. <https://doi.org/10.1007/S00500-023-09332-0>
- Wolpert, D. H., ve Macready, W. G. (1997). No free lunch theorems for optimization. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 1(1), 67-82. <https://doi.org/10.1109/4235.585893>
- Wu, G., Mallipeddi, R., ve Suganthan, P. N. (2017). Problem definitions and evaluation criteria for the CEC 2017 competition on constrained real-parameter optimization. *National University of Defense Technology, Changsha, Hunan, PR China and Kyungpook National University, Daegu, South Korea and Nanyang Technological University, Singapore, Technical Report*.
- Xin, J., Chen, G., ve Hai, Y. (2009). A particle swarm optimizer with multi-stage linearly-decreasing inertia weight. *Proceedings of the 2009 International Joint Conference on Computational Sciences and Optimization, CSO 2009, 1*, 505-508. <https://doi.org/10.1109/CSO.2009.420>
- Yang, B., Li, M., Qin, R., Luo, E., Duan, J., Liu, B., Wang, Y., Wang, J., ve Jiang, L. (2024). Extracted power optimization of hybrid wind-wave energy converters array layout via enhanced snake optimizer. *Energy*, 293, 130529. <https://doi.org/10.1016/J.ENERGY.2024.130529>

- Yao, L., Yuan, P., Tsai, C. Y., Zhang, T., Lu, Y., ve Ding, S. (2023). ESO: An enhanced snake optimizer for real-world engineering problems. *Expert Systems with Applications*, 230(November 2022), 120594. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.120594>
- Zeng, J., Roy, B., Kumar, D., Mohammed, A. S., Armaghani, D. J., Zhou, J., ve Mohamad, E. T. (2022). Proposing several hybrid PSO-extreme learning machine techniques to predict TBM performance. *Engineering with Computers*, 38(s5), 3811-3827. <https://doi.org/10.1007/s00366-020-01225-2>
- Zhang, Z., Ding, S., ve Jia, W. (2019). A hybrid optimization algorithm based on cuckoo search and differential evolution for solving constrained engineering problems. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 85(June), 254-268. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2019.06.017>
- Zhao, F., Ji, F., Xu, T., Zhu, N., ve others. (2024). Hierarchical parallel search with automatic parameter configuration for particle swarm optimization. *Applied Soft Computing*, 151, 111126.
- Zhao, W., Zhang, Z., ve Wang, L. (2020). Manta ray foraging optimization: An effective bio-inspired optimizer for engineering applications. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 87, 103300. <https://doi.org/10.1016/J.ENGAPPAL.2019.103300>
- Zheng, W., Pang, S., Liu, N., Chai, Q., ve Xu, L. (2023). A Compact Snake Optimization Algorithm in the Application of WKNN Fingerprint Localization. *Sensors*, 23(14). <https://doi.org/10.3390/s23146282>
- Zhou, Y., Chen, X., ve Zhou, G. (2016). An improved monkey algorithm for a 0-1 knapsack problem. *Applied Soft Computing*, 38, 817-830. <https://doi.org/10.1016/J.ASOC.2015.10.043>