Kafes Sistemlerin Boyut Optimizasyonu İçin Bir Hipersezgisel Algoritma

Halil İbrahim Aytekin

YÜKSEK LİSANS TEZİ

İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı

Temmuz 2021

A Hyperheuristic Algorithm for Size Optimization of Trusses

Halil İbrahim Aytekin

MASTER OF SCIENCE THESIS

Department of Civil Engineering

July 2021

Kafes Sistemlerin Boyut Optimizasyonu İçin Bir Hipersezgisel Algoritma

Halil İbrahim Aytekin

Eskişehir Osmangazi Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Lisansüstü Yönetmeliği Uyarınca
İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı
Mekanik Bilim Dalında
YÜKSEK LİSANS TEZİ
Olarak Hazırlanmıştır

Danışman: Doç.Dr. Hakan Özbaşaran

Temmuz 2021

ETİK BEYAN

Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü tez yazım kılavuzuna göre, Doç. Dr. Hakan ÖZBAŞARAN danışmanlığında hazırlamış olduğum "Kafes Sistemlerin Boyut Optimizasyonu İçin Bir Hipersezgisel Algoritma" başlıklı YÜKSEK LİSANS tezimin özgün bir çalışma olduğunu; tez çalışmamın tüm aşamalarında bilimsel etik, ilke ve kurallara uygun davrandığımı; tezimde verdiğim bilgileri, verileri akademik ve bilimsel etik, ilke ve kurallara uygun olarak elde ettiğimi; tez çalışmamda yararlandığım eserlerin tümüne atıf yaptığımı ve kaynak gösterdiğimi ve bilgi, belge ve sonuçları bilimsel etik, ilke ve kurallara göre sunduğumu beyan ederim. 02/07/2021

Halil İbrahim AYTEKİN

İmza

ÖZET

Mühendislik problemlerinde optimum tasarım elde etmek için gereken işlem yükü ve süre bir hayli fazladır. Bu nedenle kısıtları sağlayan herhangi bir ön tasarım çoğu zaman kabul edilerek kullanılmaktadır. Optimal veya optimale yakın tasarımlara daha kolay ulaşabilmek için çok sayıda tasarımı değerlendirerek optimal sonuçlara yaklaşan metasezgisel optimizasyon algoritmaları oluşturulmuştur. Metasezgisel algoritmalar yakın optimal çözümlere makul işlem yükü ile yaklaştığını birçok çalışmada kanıtlamıştır. Ancak metasezgisellerin yetenekleri problemden probleme değişmektedir. Kullanılan optimizasyon algoritmasının arama stratejisi veya çözülecek optimizasyon probleminin yapısı gibi nedenler optimizasyon sürecinin performansını önemli ölçüde etkiler. Bu nedenle araştırmacılar tüm optimizasyon problemlerine kabul edilebilir çözümler bulabilecek bir yöntem arayışına girmişlerdir. Bu çalışmada farklı metasezgisel algoritmaları kullanarak optimizasyon sürecini daha verimli hale getirmeye çalışan bir hipersezgisel algoritma önerilmiştir. Öncelikle literatürde geniş çaplı bir araştırma yaparak kullanıcı tanımlı parametresi bulunmayan metasezgisel optimizasyon algoritmaları elde edilmiştir. Metasezgisel optimizasyon algoritmalarının yetenekleri 120 adet test problemi ile test edilmiştir. Ardından en başarılı metasezgisel optimizasyon algoritmaları kullanılarak hipersezgisel algoritmanın bir sonraki analizinde kullanmayı tercih edeceği algoritmayı nasıl seçeceği üzerinde çalışmalar yapılmıştır. Çalışmalar sonrasında elde edilen en başarılı yöntem hem matematiksel test problemleri ile test edilmiş hem de 10 elemanlı, 25 elemanlı, 72 elemanlı, 117 elemanlı ve 200 çubuk elemanlı kafes sistem problemlerinde boyut optimizasyonu yapılarak test edilmiştir. Elde edilen veriler incelenerek, çalışmada elde ettiğimiz deneyimler açıklanmıştır.

Anahtar kelimeler: Yapı Optimizasyonu, Uzay Kafes Sistemleri, Metasezgiseller, Düzlem Kafes Sistemleri.

SUMMARY

Engineering problems needs to so much computational load and time to achieve optimum design. Therefore, any preliminary design that satisfies the constraints is often accepted and used. In order to reach optimal or near-optimal designs more easily, metaheuristic optimization algorithms that approach optimal results by evaluating a large number of designs have been created. Metaheuristic algorithms have been proven in many studies that they approach near-optimal solutions with reasonable computational load. However, the capabilities of metaheuristics changes according to structure of problem. The reasons such as the searching strategy of the optimization algorithm that used or the structure of the optimization problem to be solved affect the performance of the optimization process significantly. For this reason, researchers have sought a method that can find acceptable solutions to all optimization problems. In this study, a hyperheuristic algorithm that tries to make the optimization process more efficient by using different metaheuristic algorithms is proposed. As first stage, metaheuristic optimization algorithms without user-defined parameters were obtained by conducting a large-scale research in the literature. The capabilities of metaheuristic optimization algorithms were tested with 120 mathematical benchmark problems. Then, using the most successful metaheuristic optimization algorithms, studies were conducted on how the hyperheuristic algorithm would choose the algorithm it would prefer to use in its next analysis. The most successful method obtained after the studies was tested both with mathematical test problems and size optimization problems in truss systems which is 10 bar planar truss, 25 bar spatial truss, 72 bar space truss, 117 bar cantilever truss and 200 bar truss structure. By examining the obtained data, the experiences that we gained in the study are described.

Keywords: Structural optimization, space truss systems, metaheuristics, plane trusses systems

İÇİNDEKİLER

Sayfa

ÖZET ..... **vi**
SUMMARY ..... **vii**
TEŞEKKÜR ..... **viii**
İÇİNDEKİLER ..... **ix**
ŞEKİLLER DİZİNİ ..... **xi**
ÇİZELGELER DİZİNİ ..... **xii**
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ ..... **xiv**
1. GİRİŞ VE AMAÇ **1**
2. LİTERATÜR ARAŞTIRMASI **5**
3. PARAMETRESİZ OPTİMİZASYON ALGORİTMALARI ÜZERİNDE YAPILAN ÇALIŞMALAR **22**
3.1. Neden Parametrelere İhtiyaç Duyulmuştur? 22
3.2. Optimizasyon Süreci Hakkında Genel Tanımlamalar 23
3.3. Hipersezgisel Algoritmada Kullanılan Algoritmalar 24
3.3.1. Colliding bodies optimization algoritması (CBO) 25
3.3.2. Grey wolf optimizer algoritması (GWO) 30
3.3.3. Jaya algoritması (JA) 33
3.3.4. Symbiotic organisms search algoritması (SOS) 36
3.3.5. Teaching learning based optimization algoritması (TLBO) 40
3.3.6. Grey wolf optimizer$_2$ (GWO_2) 44
3.3.7. Jaya algoritması$_{12}$ (JA_2) 45
3.3.8. Jaya algoritması$_{13}$ (JA_3) 45
3.3.9. Symbiotic organisms search$_2$ (SOS_2) 45
3.3.10. Symbiotic organisms search$_3$ (SOS_3) 46
3.3.11 Teaching learning based optimization$_2$ ($TLBO_2$) 46
4. MATEMATİKSEL TEST YÖNTEMLERİ **47**
4.1. Matematiksel Test Problemleri Hakkındaki Bilgiler 47
4.2. Matematiksel Test Fonksiyonları Üzerinde Yapılan Çalışmalar 61
5. HİPERSEZGİSEL ALGORİTMALAR **94**

İÇİNDEKİLER (devam)

Sayfa

5.1. Hipersezgisel Algoritma Nedir? 94
5.2. Cards Hipersezgisel Algoritması 95
5.3. Çalışmada Geliştirilen İyileşme Türleri 98
5.4. CARDS Algoritmasını Oluşturacak Algoritmalar İçin Yapılan Çalışmalar 99
6. BULGULAR VE TARTIŞMA 113
6.1. Kafes Sistemlerde Test Problemleri 113
6.1.1 10 çubuk elemanlı düzlem kafes sistem 115
6.1.1.1. Gruplandırılmamış, sürekli tasarım değişkenli 10 çubuk elemanlı düzlem kafes sistem 116
6.1.1.2. Gruplandırılmamış, ayrık tasarım değişkenli 10 çubuk elemanlı düzlem kafes sistem 116
6.1.2. 25 çubuk elemanlı uzay kafes sistemi 117
6.1.2.1. Gruplandırılmış ve sürekli tasarım değişkenli 25 çubuk elemanlı kafes sistem 117
6.1.2.2. Gruplandırılmış ve ayrık tasarım değişkenli 25 çubuk elemanlı uzay kafes sistemi 118
6.1.3. 72 çubuk elemanlı uzay kafes sistemi 119
6.1.3.1. Gruplandırılmış ve ayrık tasarım değişkenli 72 çubuk elemanlı uzay kafes sistem 120
6.1.3.2. Gruplandırılmamış ve ayrık tasarım değişkenli 72 çubuk elemanlı uzay kafes sistem 121
6.1.4. 117 çubuk elemanlı uzay kafes sistem 121
6.1.5. 200 çubuk elemanlı düzlemsel kafes sistem 122
6.2. Kafes Sistemler İçin Yapılan Analizler 124
7. SONUÇ VE ÖNERİLER 128
KAYNAKLAR DİZİNİ 131

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil **Sayfa**

1.1. Yerel noktalar içeren bir fonksiyon grafiği 2
1.2. Süreksizlik içeren fonksiyon grafiği 2
3.1. CBO algoritmasının akış diyagramı 26
3.2. GWO algoritmasının akış diyagramı 30
3.3. JA algoritmasının akış diyagramı 33
3.4. SOS algoritması akış diyagramı 37
3.5. TLBO algoritmasının akış diyagramı 41
4.1. Matematiksel test problemi örnekleri: a) Deb 01, b) Xin She Yang 03. 47
4.2. Optimizasyon algoritmaların 50.000 fonksiyon analizi ile yapılan test sonuçları 64
4.3. 150.000 analiz ile yapılan matematiksel test fonksiyonu sonuçları 78
5.1. Hibrit optimizasyon algoritmaları ve hipersezgisel algoritmaların akış süreci: a) hibrit algoritmalar, b) hipersezgisel algoritmalar. 94
5.2. Cards hipersezgisel algoritmasının akış diyagramı 97
5.3. 50.000 analiz sonucu hipersezgisel adaylarının sonuçları 101
5.4. 50.000 analiz ile CARDS setlerinin başarıları 102
5.5. 150.000 analiz yapılarak algoritmaların başarılı olduğu test problemleri 103
5.6. 150.000 analiz yapıldığında CARDS aday setlerinin başarıları 103
6.1. 10 çubuklu düzlem kafes sistem 115
6.2. 25 çubuklu uzay kafes sistem yükleri (Sonmez, 2011) 117
6.3. 72 çubuklu uzay kafes sistem (Sonmez, 2011) 120
6.4. 117 çubuklu uzay kafes sistem (Kazemzadeh Azad, 2017) 122
6.5. 200 çubuk elemanlı düzlemsel kafes sistem (Gandomi vd., 2013) 123
6.6. CARDS algoritması ile iyileşme tanımlarının kafes sistem analizleri: a) case 1, b) case 2. 125
6.7. Case 1 yapısı için kafes sistem test problemlerinin sonuçları 126
6.8. Case 2 için kafes sistem test problemlerinin sonuçları 127

ÇİZELGELER DİZİNİ

Çizelge **Sayfa**

3.1. Kullanılan optimizasyon algoritmalarının gerektirdiği bilgiler 25
3.2. CBO algoritması için ilk popülasyon 27
3.3. CBO aday çözümlerinin kütleleri 28
3.4. CBO algoritmasında çarpışma öncesi hızlar 28
3.5. CBO algoritmasında çarpışma sonrası hızlar 29
3.6. CBO ile bir iterasyon sonucu oluşan popülasyon 30
3.7. GWO için oluşturulan ilk popülasyon 31
3.8. GWO algoritmasında oluşan A ve C vektörleri 32
3.9. GWO algoritmasına göre yeni oluşan popülasyon 32
3.10. JA algoritması için oluşturulan ilk aday popülasyon 34
3.11. JA algoritmasında 1. iterasyon sonucunda elde edilen yeni aday çözümler 35
3.12. 1. iterasyon sonucunda iyileşme durumuna göre güncellenmiş JA aday popülasyonu 36
3.13. JA algoritmasında 2. iterasyona göre elde edilen yeni aday çözümler 36
3.14. JA algoritmasında 2. iterasyon sonucu güncellenen popülasyon 36
3.15. SOS algoritması için rastgele oluşturulan ilk popülasyon 38
3.16. SOS algoritmasında X1 aday çözümü için mutualizm fazı analizi 39
3.17. SOS algoritmasında X1 aday çözümü için yapılan mutualizm fazı sonrası oluşan popülasyon 39
3.18. SOS algoritmasında popülasyonun X1 aday çözümü için kommensalizm fazı sonrası güncellenmiş durumu 40
3.19. SOS algoritmasında bir iterasyon sonucunda elde edilen yeni popülasyon 40
3.20. TLBO algoritması için oluşturulan ilk aday popülasyon 42
3.21. TLBO algoritmasında öğretmen fazında elde edilen yeni aday çözümler 43
3.22. TLBO algoritmasında öğretmen fazı sonrası güncellenmiş popülasyon 43
3.23. TLBO algoritmasında öğrenci fazı sonrası elde edilen popülasyon 44
3.24. TLBO algoritması ile bir iterasyon sonrası elde edilen popülasyon 44
4.1. Matematiksel test fonksiyonları hakkında genel bilgiler 47
4.2. Matematiksel test fonksiyonlarının denklemleri 52
4.3. Matematiksel test fonksiyonlarının analiz sonuçları 62
4.4. Geliştirilmiş optimizasyon algoritmalarının analiz sonuçları 62

ÇİZELGELER DİZİNİ (devam)

Çizelge **Sayfa**

4.5. 30 farklı çalıştırma ve 50.000 analiz sonrası algoritmaların test problemi üzerinde elde ettiği en iyi değerler 65
4.6. 30 farklı çalıştırma ve 50.000 analiz sonrası algoritmaların test problemi üzerinde elde ettiği değerlerin ortalamaları 68
4.7. 30 farklı çalıştırma ve 50.000 analiz sonrası algoritmaların test problemi üzerinde elde ettiği en kötü değerler 71
4.8. 30 farklı çalıştırma ve 50.000 analiz sonrası algoritmaların elde ettiği en iyi değerlerin standart sapma değerleri 74
4.9. 30 farklı çalıştırma ve 150.000 analiz sonrası algoritmaların test problemi üzerinde elde ettiği en iyi değerler 79
4.10. 30 farklı çalıştırma ve 150.000 analiz sonrası algoritmaların test problemi üzerinde elde ettiği değerlerin ortalamaları 82
4.11. 30 farklı çalıştırma ve 150.000 analiz ile algoritmaların test problemi üzerinde elde ettiği en kötü değerler 85
4.12. 30 farklı çalıştırma ve 150.000 analiz sonrası algoritmaların elde ettiği en iyi değerlerin standart sapmaları 88
4.13. Çözülemeyen problemlerin 30 farklı çalıştırma ve 600.000 analizi ile elde edilen sonuçlar 92
5.1. Hipersezgisel algoritma için aday olan metasezgisel algoritma setleri 100
5.2. Gelişme Tipi 1 için CARDS4 algoritma adayının 50.000 analiz sonuçları 104
5.3. Gelişme Tipi 1 için CARDS4 algoritma adayının 150.000 analiz sonuçları 106
5.4. Gelişme Tipi 2 için CARDS4 algoritma adayının 50.000 analiz sonuçları 108
5.5. Gelişme Tipi 2 için CARDS4 algoritma adayının 150.000 analiz sonuçları 110
6.1. 25 çubuklu uzay kafes sistemin gerilme sınırları (Gruplandırılmış, sürekli) 118
6.2. 25 çubuklu uzay kafes sisteminde analiz yükleri (Gruplandırılmış, sürekli) 118
6.3. Gruplandırılmış ve ayrık değişkenli 25 çubuklu uzay kafes sistem yükleri 119
6.4. 72 elemanlı uzay kafes sistemlerin yükleme durumu 119
6.5. 200 çubuklu düzlemsel kafes sistemin yükleme durumları 123

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

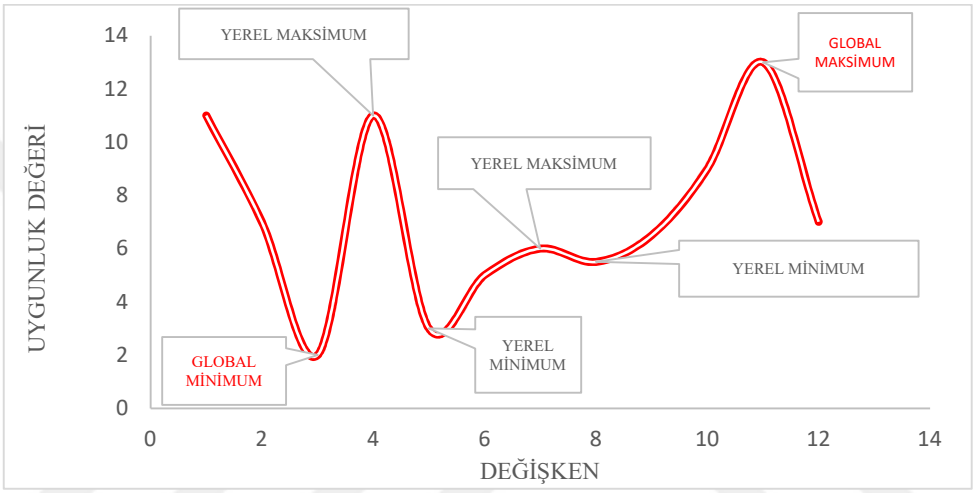
Kısaltmalar	Açıklama
FN	Fonksiyon numarası
LB	Arama uzayı alt sınırı
UB	Arama uzayı üst sınırı
CBO	Colliding Bodies Optimization
GWO	Grey Wolf Optimizer
GWO_2	Grey Wolf Optimizer 2
JA	Jaya Algoritması
JA_2	Jaya Algoritması 2
JA_3	Jaya Algoritması 3
SOS	Symbiotic Organisms Search
SOS_2	Symbiotic Organisms Search 2
SOS_3	Symbiotic Organisms Search 3
TLBO	Teaching Learning Based Optimization
$TLBO_2$	Teaching Learning Based Optimization 2
X_B	En iyi aday çözüm
X_W	En kötü aday çözüm
X_r	Symbiotic Organisms Search algoritmasında rastgele seçilen aday vektör
d	Tasarım değişkeni sayısı

1. GİRİŞ VE AMAÇ

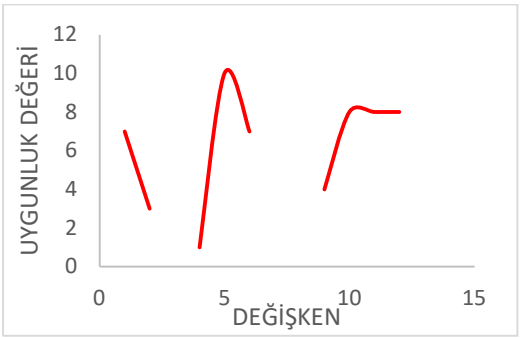
Gün geçtikçe azalan hammadde, mühendislik uygulamalarında optimizasyona duyulan ihtiyacı artırmaktadır. Optimizasyon bir amaç fonksiyonunun önceden belirlenmiş kısıtları göz önünde bulundurarak en iyilenmesi demektir. Optimum çözüm, optimize edilmiş tasarım değişkenlerini temsil eder. Minimum kaynak kullanımı ile maksimum verimi elde etmek tasarımcının öncelikli amacı haline gelmektedir. Tasarımcı bunu sağlamak için sistemin kompozisyonunu çok iyi oluşturmalı, ideal kaynak kullanımı ile en verimli sistemi elde edecek şekilde tasarımlarını gerçekleştirmelidir. Optimizasyon, kaynakların boşa harcanmasını engelleyerek performansı, verimliliği ve çözüme ulaşma hızını optimize ederek tasarım sürecine verimli hale getirmektedir. Tasarım aşamasında optimize edilmek istenen tasarım değişkenleri en verimli şekilde kullanılmalıdır. Diğer tasarım değişkenlerine kıyasla gereksiz veya anlam ifade etmeyecek bir şekilde üstün bir özelliği bulunmamalıdır. Aksi halde optimizasyondan bahsedilemez. Örneğin bir bilgisayar sistemi kendisini oluşturan en kötü parçaya göre performans verecektir. Üst seviye bir işlemci ve orta seviye depolama biriminin kullanıldığı bir sistemde depolama biriminin izin verdiği maksimum okuma hızı kadar iyi performans alınacaktır ya da üst seviye depolama birimi ve orta seviye işlemciye sahip bir sistem işlemcinin izin verdiği kadar performanslı çalışacaktır. Tüm bunların yanında sistemin maliyeti de göz önünde bulundurulacaktır. Önem sıralamasına göre değişken optimize edilmek istenmektedir. Maliyet elbette sıfır olmayacak ancak verimli tasarımlar ile minimum kaynak kullanımı ve minimum maliyet ikilisi elde edilecektir. Bunun gibi birçok durumda optimizasyona ihtiyaç duyulmaktadır. Gün geçtikçe tasarım değil optimize edilmiş tasarım önem kazanacaktır.

Optimizasyon alanında yıllardır yapılan çalışmalar sonucunda birçok yöntem önerilmiştir. Geleneksel optimizasyon yöntemleri, sezgisel algoritmalar, metasezgisel algoritmalar, hibrit optimizasyon algoritmaları ve hipersezgisel algoritmalar gibi optimizasyon araçları üzerinde oldukça fazla çalışma yapılmıştır. Bu çözüm yöntemleri optimum çözüme ulaşma konusunda garanti vermezler ancak optimuma ulaşma konusunda önemli derecede etkilidir ve kabul edilebilir sürede optimum çözüm önerirler. Tasarımcının bu kadar hızlı optimuma yakınsaması oldukça zor bir durumdur. Basit problemlerde geleneksel yöntemler ya da deneme yanılma yoluyla elde edilebilir. Ancak çoğu yapı

mühendisliği problemi bu yöntemler ile optimal çözümün aranabileceği kadar kolay değişdir. Bu yöntemler, birden fazla yerel minimuma sahip problemlerde, karmaşık yapılı mühendislik problemlerinde doğru sonucu vermeyebilir. Ayrıca bazı problemlerde optimizasyon sürecinin aşırı zaman alabilecek olması, hesap yükünün ağır olması ve bazı problemlerde çözüm aşamalarının matematiksel olarak modellenmesinin mümkün olmaması nedenleri ile sezgisel yöntemler klasik yöntemlere göre daha avantajlı görülmekte ve kullanılmaktadır.



Şekil 1.1. Yerel noktalar içeren bir fonksiyon grafiği



Şekil 1.2. Süreksizlik içeren fonksiyon grafiği

Şekil 1.1 ve Şekil 1.2 klasik yöntemlerin başarısız olabileceği yapılara örnek olarak verilmiştir. Şekil 1.1'de verilen grafikte birden fazla yerel ekstrem nokta bulunmaktadır. Fonksiyon eğrisinin sağ ve sol noktalarındaki eğim bilgisi yorumlanarak problem optimize edilmek istenirse bazı yerel ekstem noktalarda eğim değerlerinin değişikliğinden dolayı bulunan çözüm optimum olarak görülecektir. Şekil 1.1'de 4 ve 7 arasında arama yapan

araştırmacı yaklaşık 5 noktasında minimum değeri elde ettiğini düşünecektir. Ancak fonksiyon bütün olarak incelendiğinde global minimum noktasının 2 ile 3 arasında olduğu görülmektedir. Şekil 1.2'de verilen grafikte amaç fonksiyonu 2 ve 4, 6 ve 7, 12 ve 14 değişkenleri arasında süreksizdir. Bu nedenle bu aralıklarda araştırmacı ilerlemeyecek ve bir sonuç elde edemeyecektir.

Metasezgisel yöntemlerde tanımsız aralıklar, yerel ekstrem noktalar ile mücadele etmek oldukça kolaydır. Rassallığın vermiş olduğu esneklik ile yerel noktalardan kaçmak mümkündür. Ceza fonksiyonu tanımlamasıyla kısıtları sağlamayan alanlardan kaçınılmaktadır. Minimizasyon problemlerinde uygunluk değeri normalde olandan çok daha büyük gösterilmekte, maksimizasyon problemlerinde ise uygunluk değeri çok daha küçük gibi gösterilmekte ve diğer çözüm bölgelerinin öne çıkması sağlanmaktadır.

Geleneksel yöntemlerin dezavantajları olduğu gibi metasezgisel optimizasyon yöntemlerinin de bazı dezavantajları bulunmaktadır. Bir metasezgisel optimizasyon algoritmasının etkinliği problemin yapısına, arama uzayının yapısına veya problemin karmaşıklığına göre değişmektedir. Herhangi bir problemde oldukça başarılı olan bir metasezgisel optimizasyon algoritması başka bir problemde başarılı olamayabilir. Bunun yanında çoğu metasezgisel optimizasyon algoritması hareket operatöründe kullanıcı tanımlı parametre içermekte ve bu nedenle probleme özel parametre ayarlarının yapılması gerekmektedir. Yani algoritmaların arama yetenekleri parametrelere göre değişmektedir. Bu nedenle probleme en uygun parametre ayarlarını bulabilmek için yapılan işlem optimize edilmek istenilen probleme uygun parametre optimizasyonu olmaktadır. Bu nedenle araştırmacılar tarafından kullanıcı tanımlı parametre içermeyen optimizasyon algoritması arayışına girilmiş ve parametresiz optimizasyon algoritmaları için yapılan çalışmalar tanıtılmıştır.

Metasezgisel optimizasyon algoritmalarının yetersiz kaldığı problemler olduğu görülünce birden fazla optimizasyon algoritmasının arama yetenekleri birleştirilerek elde edilen hibrit optimizasyon algoritmaları tanıtılmıştır. Ancak metasezgisel optimizasyon algoritmalarında görülen problemler hibrit optimizasyon algoritmalarında da görülmektedir. Çünkü hibrit optimizasyon algoritmalarının tabanında metasezgisel optimizasyon algoritmaları bulunmaktadır. Son yıllarda optimizasyon alanında yeni bir yöntem olarak

hipersezgisel yöntemler tanıtılmaktadır. Hipersezgisel yöntemler aslında bir optimizasyon algoritmaları değildir. Alt optimizasyon algoritmalarının optimizasyon süreci içerisinde kullanılma sırasını belirleyen bir üst akıldır. Yapılan çalışmada literatürdeki kullanıcı tanımlı parametre içermeyen metasezgisel optimizasyon algoritmaları araştırılmış ve bu algoritmalar ile hipersezgisel algoritma oluşturmak istenmiştir. Optimizasyon algoritmalarının kullanıcı tanımlı parametre içermemesi sayesinde kullanıcının optimizasyon sürecine müdahalesi en aza indirgenmiştir. Yeni iyileşme tanımları yapılmış ve optimizasyon sürecinin geliştirilmesi için çalışmalar yapılmıştır.

Tez çalışmasındaki ilerleyen bölümlerde;

Bölüm 2: Metasezgisel optimizasyon algoritmaları hakkında yapılan literatür araştırması anlatılmıştır.

Bölüm 3: Parametresiz optimizasyon algoritmaları hakkında yapılan çalışmalar anlatılmıştır.

Bölüm 4: Matematiksel test yöntemleri hakkında yapılan araştırmalar ve çalışmalar açıklanmıştır.

Bölüm 5: Hipersezgisel algoritmalar hakkında bilgi verilmiş, tanıtılan hipersezgisel algoritma hakkında tanımlamalar yapılmıştır.

Bölüm 6: İnşaat mühendisliği alanında literatürde bulunan kafes sistem test problemlerinin hipersezgisel algoritma ve kendisini oluşturan optimizasyon algoritmaları ile analizleri yapılmış ve analiz sonuçlarından elde edilen deneyimler açıklanmıştır.

Bölüm 7: Elde edilen sonuçlar ve yorumlar verilmiştir.

Bölüm 8: Referanslar verilmiştir.

2. LİTERATÜR ARAŞTIRMASI

Literatürde insan, hayvan, bitki, fiziksel kanun ve doğa gibi yapılardan esinlenerek oluşturulan birçok optimizasyon algoritması bulunmakta ve giderek sayıları artmaktadır. 1970'li yıllarda metasezgisel yöntemlerin ortaya çıkması ile daha etkili optimizasyon yöntemleri geliştirilmeye başlanmıştır. Bu yöntemler optimum sonucu vereceğine dair garanti vermemekte ancak makul bir sürede optimuma yakın sonuçlar verebilmektedir. Literatür araştırmasında bulunan parametreli ve parametresiz optimizasyon algoritmaları hakkında açıklamalar yapılmış, esin kaynakları ve yapıları hakkında bilgiler verilmiştir.

Sezgisel yöntemler ilk olarak Genetik Algoritma ile yaygın olarak kullanılmaya başlanmıştır. Holland, ilk sezgisel optimizasyon algoritmalarından olan Genetik Algoritma çalışmasında evrimsel kurallardan esinlenmiştir (Holland, 1984). Popülasyonun gen ve kromozom yapılarında seçim, çaprazlama, mutasyon operatörlerini kullanarak yeni aday çözümler elde edilmekte ve elitist bir yaklaşım ile iyi olan bireye benzer bireyler elde edilerek optimuma yaklaşılmaktadır. Metasezgisel algoritmalar için önemli bir kilometre taşı olan algoritma hala sık kullanılan bir optimizasyon algoritması konumundadır.

Simulated Annealing algoritması metallerde sünekliği artırmak ve iç gerilmeleri yok etmek amacıyla yapılan tavlama işlemini konu edinmiştir. Çeliğin yüksek sıcaklıklarda eritilerek yavaş soğutulması ile kaliteli kristal yapıları elde etme amacı algoritmanın esin kaynağı olmuştur (Kirkpatrick vd., 1983).

Particle Swarm Optimization algoritması, Genetik Algoritma gibi üzerinde oldukça fazla çalışma yapılan bir algoritmadır. Kuş ve balık sürülerinin yiyecek arama davranışlarından esinlenmiştir (Kennedy ve Eberhart, 1995). İçeriğinde değişiklikler yapılarak birçok geliştirilmiş versiyonu tanıtılmıştır.

Karıncaların yiyecek arama davranışlarından esinlenerek Ant Colony Optimization algoritması tanıtılmıştır. Karıncaların görme duyuları çok gelişmemiştir ve çoğu türünde görme duyusu yoktur. Besin kaynağı ve yuvaları arasında hareket eden karıncalar bu rota üzerinde feromon bırakırlar ve aynı rotaları takip ederek geri dönerler. Daha çok takip edilen

rotada karıncaların bıraktığı feromon miktarı daha fazladır. En fazla feromon biriken yol optimum yol olarak tanımlanmıştır. Algoritma karıncaların optimum rota üzerinden hareket ederek en hızlı şekilde besine ulaşmaları ve yuvalarına geri dönme davranışlarından esinlenmiştir (Dorigo vd., 2006).

Harmony Search algoritması orkestrada bulunan müzisyenlerin çaldıkları notalara göre en iyi armoniyi elde etme amaçlarından esinlenmiştir (Geem vd., 2001).

Bacterial Foraging Optimization algoritması Escherichia Coli bakterisinin yiyecek arama davranışından esinlenmiştir (Passino, 2002).

Artificial Bee Colony algoritması bal arısı sürüsünün yiyecek arama davranışından esinlenmiştir. İzci, işçi ve gözcü bal arılarının davranışları modellenerek optimum çözüme ulaşmak amaçlanmıştır (Karaboga ve Basturk, 2007).

Cat Swarm Optimization algoritması bir sürü algoritmasıdır. Algoritmada Particle Swarm Optimization algoritması ve Ant Lion Optimization algoritmasından yola çıkılmıştır. Kedilerin iki ana davranışı olan arama ve izleme davranışları modellenmiştir (Chu vd., 2006).

Yabani otların istilacı gelişimleri, zorlu koşullara karşı direnç gösterebilmeleri ve diğer bitkilere zarar verebilme yeteneklerinden esinlenerek Invasive Weed Optimization algoritması tanıtılmıştır. İstilacı yabani otların rekabetleri sonucu, istilacı otlarda gelişen adaptasyon yetenekleri ile amaç fonksiyonunun uygunluk değeri arasında ilişki kurularak optimizasyon süreci işletilmiştir (Mehrabian ve Lucas, 2006).

Imperialist Competitive algoritması sömürgeci devletler ve sömürge devletler arasındaki ilişkiyi esas alır. Güçsüz olan devletler güçlü olan sömürgeci devletlerin himayesine girer ve hiç sömürgesi kalmayan sömürgeci devlet yok olur. Algoritma tek sömürgeci devlet kalana kadar devam eden bir süreçten oluşur. Amaç fonksiyonu ile sömürgeci devletin gücü ilişkilendirilerek optimum çözüme ulaşmak amaçlanmıştır (Atashpaz-Gargari ve Lucas, 2007).

Roach Infestation Optimization algoritması hamam böceklerinin sosyal davranışlarından esinlenmiştir (Havens vd., 2008).

Fish School Search algoritması balık sürülerinin davranışlarından esinlenmiştir. Algoritma balık sürülerinin beslenme, hareket etme davranışlarını taklit eder. Çözüm uzayını araştıran balıkların hızları ve beslenme özelliklerine bağlı olarak ağırlıkları değişmektedir. Balıkların ağırlıkları ile uygunluk fonksiyonunun değeri arasında bağlantı kurularak optimizasyon süreci ilerlemektedir (Bastos Filho vd., 2008).

Firefly algoritması, ateş böceklerinin parlama davranışları ve ateş böceklerinin birbirleri arasındaki iletişimden esinlenmiştir. Bir ateş böceği kendisinden daha az parlak olan ateşböceğini etkileyebilmektedir. Uygunluk değeri ile ateş böceğinin parlaklığı ilişkilendirilmiştir ve uygunluk değeri daha iyi olan ateş böceği daha parlaktır (Yang, 2009).

Gravitional Search algoritması kütle çekim ve kuvvet kanunlarından esinlenmiştir. Ağır kütleler hafif kütleleri kendilerine doğru çekerler. Hafif kütleler daha hızlı, ağır kütleler daha yavaş ilerler. Algoritmada hafif kütleler global arama, ağır kütleler yerel aramayı temsil etmektedir. Çekim kuvvetlerine maruz kalan kütleler arama uzayında hareket ederek optimum noktaya ulaşma eğilimindedir (Rashedi vd., 2009).

Granade Explosion Method el bombasının neden olduğu patlama sonrası yıkımın oluştuğu noktayı ve bu noktadaki yıkım miktarını uygunluk değeri ile ilişkilendirilerek optimum çözüme ulaşmayı amaçlamaktadır (Ahrari ve Atai, 2010).

Biogeography Based Optimization algoritması biyolojik türlerin coğrafyada dağılımından esinlenmiştir. Yeni türlerin oluşumu, türlerin yok oluşu ve türlerin izole edilmiş bir habitattan diğerine nasıl göç ettikleri matematiksel modellenmiştir (Simon, 2008).

Cuckoo Search algoritması guguk kuşunun yumurtalarını konakçı türün yumurtalarına benzeterek başka yuvalara bırakması ve yavrulama şansını artırma davranışından esinlenerek oluşturulmuştur (Yang ve Deb, 2009).

Bat algoritması yarasaların ekolokasyon yeteneğinden esinlenmiştir. Yarasa, balina gibi hayvanlar önlerindeki engelleri tanımlayabilmeleri için ses dalgaları gönderirler. Ses dalgalarının çıkış zamanı ve dönüş zamanı arasındaki verilerin farkları ile engelin uzaklığı, konumu ve büyüklüğü gibi bilgiler elde edilir. Yarasalar da ekolokasyon yetenekleri sayesinde önlerinde oluşabilecek engel ve haritayı çıkarabilmektedir (Yang, 2010).

Water Flow-like algoritması akışkan maddelerin hareketlerinden esinlenerek oluşturulmuş bir algoritmadır (Yang ve Wang, 2007).

Mean Variance Optimization algoritması en iyi aday çözümleri uygunluk değerlerinin varyansına bağlı olarak mutasyona uğratır (Erlich vd., 2010). Böylece optimum çözüme ulaşmak istenmektedir.

Fireworks algoritması havai fişek patladığında oluşan ana patlama ve çeşitliliği sağlamak için oluşan kıvılcımlardan esinlenerek oluşturulmuştur (Tan ve Zhu, 2010).

Chemical Reaction algoritması, moleküllerin düşük enerji seviyesine sahip kararlı duruma geçebilmek için birbirleri arasında geçirdikleri kimyasal reaksiyonlardan esinlenerek oluşturulmuştur (Lam ve Li, 2010).

Charged System Search algoritması, elektriksel kuvvetin yüklü bir cisim üzerinde oluşturduğu etkileri Newton'un hareket yasalarına göre kullanarak elde ettiği matematiksel model ile optimum çözüme ulaşmayı hedeflemiştir (Kaveh ve Talatahari, 2010).

Meyve sinekleri uzun mesafelerden yiyecek kokusunu algılayabilen gelişmiş bir koku alma yapısına sahiptir. Fruit Fly Optimization algoritması, meyve sineğinin yiyecek arama yeteneğinden esinlenmiştir (Pan, 2012).

Cuckoo Optimization algoritması guguk kuşlarının yavru yumurtalarını başka kuşların yuvalarına koymasını ve yumurtaların hayatta kalma şansını ele almaktadır. Yuvanın sahibi olan kuş eğer guguk kuşu tarafından yuvaya bırakılan farklı yumurtayı fark ederse yuvadan atarak öldürecektir. Guguk kuşu tarafından yuvaya bırakılan yumurta yuvadaki diğer yumurtalara ne kadar çok benzer ise yuvanın sahibi olan kuş tarafından

farkedilmesi o kadar zorlaşacaktır. Böylece yabancı yumurta olgunlaşarak yumurtadan çıkmayı başaracaktır. Oluşan yeni guguk kuşları ise yeni bir döngü oluşturacaktır (Rajabioun, 2011).

Teaching Learning Based Optimization algoritması, sınıf içerisindeki etkileşimden esinlenerek oluşturulmuştur. Öğretmen fazında en iyi bilgiye sahip olan aday öğretmen olarak kabul edilir ve bilgi paylaşımı ile kendine yakın bireyler üretilmesini sağlar. Öğrenci fazında ise öğrenciler birbirleri arasında bilgi paylaşımı yaparak daha iyi adaylar elde edilmesi amaçlanır (Rao vd., 2011). İki aşamalı bir algoritmadır ve her bir analizde amaç fonksiyonu iki defa hesaplanmaktadır. Kullanıcı tanımlı parametre içermediğinden dolayı çalışmada kullanılan bir algoritmadır.

Colliding Bodies Optimization algoritması, çarpışan kütlelerden oluşan izole bir sistemde toplam momentumun korunmasından esinlenmiştir. Çarpışma öncesi cisimlerin sahip olduğu toplam momentum, cisimlerin çarpışma sonrasındaki toplam momentumuna eşit olacaktır. Hareketli ve durgun kütlelerin durumlarını iyileştirmek amacı çarpışmaları ile optimum çözüm elde etme amacı ilişkilendirilmiştir (Kaveh ve Mahdavi, 2014). Çalışmada kullanılan bir algoritmadır. Kullanıcı tanımlı parametre içermemektedir ancak maksimum iterasyon bilgisinr ve güncel iterasyon bilgisine ihtiyaç duymaktadır.

Mine Blast algoritması mayın bombasının patlamasından esinlenerek oluşturulmuştur. Mayının patlaması sonucu oluşan zayiatların miktarı ile amaç fonksiyonunun değeri ilişkilendirilmiş ve en uygun mayına ulaşarak optimum çözüme ulaşmak hedeflenmiştir (Sadollah vd., 2013).

Krill Herd algoritması krill hayvanlarının sürü davranışlarından esinlenmiştir (Gandomi ve Alavi, 2012).

Flower Pollunation algoritması, çiçeklerin tozlaşmalarından esinlenerek oluşturulmuştur (Yang, 2012).

Lion Pride Optimizer algoritması aslanların sosyal davranışlarından esinlenmiştir. Aslanlar sürüde lider konum için yarışırlar. Yeni yavrular oluşur, bu yavrular gelişir ve

liderlik konumu için yarışırlar. Yeni gelişen liderlik konumuna göre eski sürü yapısının revizyonu yapılır ve kötü adaylar sürüden atılır (Wang vd., 2012).

Water Cycle algortimasında, doğadaki suyun yağmur damlalarından derelere, derelerden nehirlere ve nehirlerden de denizlere akışından esinlenilmiştir. En iyi çözüm deniz olarak belirlenir ve optimum çözüm olan denize ulaşmak istenmektedir (Eskandar vd., 2012).

League Championship algoritması bir lig içerisinde takımların rekabetlerinden esinlenmiştir. Takımlar haftalarca yarış içerisinde olacak ve çeşitli takım kombinasyonları ile iyileşme göstereceklerdir (Kashan, 2009).

Grey Wolf Optimizer algoritması gri kurtların avlanma davranışlarından ve sürüdeki hiyerarşik yapıdan esinlenmiştir (Mirjalili vd., 2014). Parametre içermeyen algoritma çalışmada kullanılan algoritmalardan biridir. Algoritma güncel iterasyon ve maksimum iterasyon bilgisine ihtiyaç duymaktadır.

Magnetic Charged System Search algoritması, manyetik ve elektriksel kuvvetlerin yüklü cisimler üzerinde oluşturduğu etkilerden esinlenerek oluşturulmuştur (Kaveh vd., 2013). Charged System Search algoritmasına ek olarak yüklü bir cismin diğer yüklü cisim üzerinde oluşturduğu manyetik kuvvetler üzerinde çalışmalar yapılmıştır.

States of Matter algoritması maddenin hal değişiminden esinlenerek oluşturulan bir algoritmadır. Maddenin gaz halden başlayarak katı hale ulaşıncaya kadarki değişimi global ve yerel arama parametreleri ile ilişkilendirilmiştir. Gaz hal saf global arama yeteneğini, katı hal ise saf yerel arama yeteneğini temsil etmektedir (Cuevas vd., 2014).

Social Spider Optimization algoritması farklı yaşam stillerine sahip olan dişi ve erkek örümceklerin etkileşim içerisindeki davranışlarından etkilenmiştir (Cuevas vd., 2013).

Prey Predator algoritması av ve avcı ilişkisinden esinlenmiştir. Adayların uygunluk değerine yapılan sıralamaya göre daha iyi uygunluk değerine sahip dayanıklı bireyler avcı, diğerleri ise av olacaktır (Tilahun ve Ong, 2015).

Dolphin Echolocation algoritması yunus balığının ses yankısı ile yer bulma ve avlanma davranışından esinlenmiştir (Kaveh ve Farhoudi, 2013).

Backtracking Search Optimization algoritması çaprazlama, mutasyon gibi süreçleri bulunan evrimsel bir algoritmadır. (Civicioglu, 2013).

Spider Monkey Optimization algoritması örümcek maymunlarının grup davranışları ve yem arama davranışlarından esinlenmiştir. Örümcek maymunu sürüsünde, sürünün sahip olduğu imkanlara bağlı olarak sürüde bulunan birey sayısı değişmekte ve gruplanmalar görülmektedir. Örümcek maymunlarının bu davranışları matematiksel olarak modellenerek optimizasyon süreci işletilmiştir (Bansal vd., 2014).

Kinetic Gas Molecule Optimization algoritması kinetik gaz teorisinden esinlenmiştir. Gaz molekülleri arama ajanı olarak en düşük sıcaklığa ulaşabilmek için tüm arama uzayını araştırırlar (Moein ve Logeswaran, 2014).

Interior Search algoritması iç tasarım ve dekorasyon işlerinden esinlenerek oluşturulmuştur. Algoritma kompozisyon grubu ve aynalama grubu olarak iki farklı gruptan oluşur. Oluşturulan dekor daha güzel ve kısıtları sağlayan bir duruma geldiğinde değiştirilir (Gandomi, 2014).

Chicken Swarm Optimization algoritması sürü tabanlı bir optimizasyon algoritmasıdır. Algoritma tavuk sürülerinin davranışları ve sürüdeki hiyerarşiden etkilenmiştir. Tavuk sürüsü bir horoz, dişi tavuklar ve civcivler olarak oluşturulur. Tavuk sürüsünde bireyler hiyerarşiye bağlı olarak bir yarış içerisindedir. En iyi uygunluk değerine sahip aday horoz, en kötü aday çözümler civciv diğerleri ise dişi tavuk olarak nitelendirilmektedir. Tavuk sürüsündeki bu yapılardan esinlenerek Chicken Swarm Optimization algoritması oluşturulmuştur (Meng vd., 2014).

Symbiotic Organisms Search algoritması organizmaların beraber yaşam şekillerinden esinlenmiş bir algoritmadır. Algoritma mutualist, kommmensalist ve parazit yaşam formlarını matematiksel olarak modelleyerek optimum çözüme ulaşmayı amaçlar (Cheng ve Prayogo, 2014). Çalışmada kullanılan algoritmalardan biridir ve parametre

içermemektedir. Mutualizm fazı, kommensalizm fazı ve parazitizm fazından oluşur. Etkili bir optimizasyon algoritmasıdır.

Bird Mating Optimization algoritması kuş sürülerinin üstün genlere sahip olan yavruları üretebilmek için gerçekleştirdiği davranışlardan esinlenmiştir. Kuşlar genlerine bağlı olarak sınıflandırılırlar. Her türün bireyleri kendi hareket operatörüne göre yeni bireyler oluştururlar. Yeni birey daha iyi uygunluk değerine sahip ise sürü içerisinde eski adayın yerini almaktadır. Yeni birey daha iyi uygunluk değerine sahip değil ise eski aday sürüdeki yerini koruyacaktır (Askarzadeh, 2014).

Hatamlou, Heart Optimization algoritmasında kalp ve buna bağlı dolaşım sisteminin yapısından esinlenerek yeni bir optimizasyon algoritması oluşturmuştur. Kalp, en iyi aday çözümü oluşturmakta, akan kan ise kalbi izleyen diğer adayları oluşturmaktadır (Hatamlou, 2014).

Yu-Jun Zheng, Water Wave Optimization algoritmasında sığ su dalgalarının yayılma, kırılma ve parçalanma şekilleri üzerinde çalışma yaparak sığ su dalgaları teoreminden esinlenmiştir (Zheng, 2015).

Invasive Tumor Growth Optimization algoritması doku ve organlarda yayılarak büyüyen tümörlerden esinlenmiştir (Tang vd., 2015).

Kral kelebekleri dönemsel olarak Amerika ve Kanada Bölgesinden Meksika bölgesine göç etmektedir. Göç davranışından ve kral kelebeklerinin birbirleri arasındaki etkileşimlerinden esinlenerek Monarch Butterfly Optimization algoritması oluşturulmuştur (Wang vd., 2019).

Isıl denge durumuna geçebilmek için moleküller arasındaki ısı transferinin çeşitli yollar ile oluşumundan esinlenerek Heat Transfer Search algoritması oluşturulmuştur (Patel ve Savsani, 2015).

The Gradient Evolution algoritması gradyan tabanlı klasik arama metodundan esinlenmiştir. Gradyan metodunu modifiye ederek yeni bir metasezgisel algoritma

oluşturulmuştur. Vektör güncelleme, zıplama ve tazeleme operatörleri kullanılarak aday çözümler güncellenir. Newton Raphson metoduna göre arama vektörü şekillenmiştir. Yerel minimumlardan kurtulmak için zıplama ve tazeleme operatörleri kullanılmaktadır (Kuo ve Zulvia, 2015).

Earthworm Optimization algoritması solucanların doğaya yaptıkları katkılardan esinlenerek oluşturulmuştur (Wang vd., 2015).

Cognitive Behavior Optimization algoritması, popülasyonlar için yiyecek arama davranışını ele alan bir optimizasyon algoritmasıdır (Li vd., 2016).

Lightning Search algoritması yıldırım oluşumu ve kollar halinde yayılmasından esinlenmiştir (Shareef vd., 2015).

Lion Optimization algoritması aslan sürülerinin sosyal davranışları, işbirlikçi yapıları ve avlanma stratejilerinden esinlenerek oluşturulmuştur (Yazdani ve Jolai, 2016).

Tree Seed algoritması ağaç tohumları sayesinde yeni ağaçların oluşmasından esinlenerek oluşturulmuştur (Kiran, 2015).

Electromagnetic Field Optimization algoritması farklı kutuplara sahip mıknatısların davranışlarından esinlenmiştir. Zıt kutuplar arasındaki çekme kuvveti ve aynı kutuplar arasındaki itme kuvveti ile aday çözümler optimum çözüme yönlendirilir. Zıt kutupların birbirlerini çekme kuvveti aynı kutupların birbirlerini itme kuvvetinden %5-%10 oranında daha fazladır. Bu oran algoritmada altın oranla değiştirilerek optimizasyon süreci ilerletilmektedir (Abedinpourshotorban vd., 2016).

Weighted Superposition Attraction algoritması süperpozisyon ilkesinden esinlenmiştir (Baykasoğlu ve Akpinar, 2017).

Artificial Algae algoritması mikro alglerin ve fotosentetiklerin davranışlarından esinlenmiştir. Optimizasyon algoritması evrimsel süreç, adaptasyon süreci ve alglerin sarmal hareketlerine dayanmaktadır (Uymaz vd., 2015).

Virus Colony Search algoritması virüsün içinde bulunduğu hücrede yayılması, çoğalması, enfeksiyon oluşturarak hücreleri parçalaması ve bağışıklık sisteminin virüslere karşı tepki oluşturması sonucu virüsün öldürülmesi durumlarından esinlenmiştir (Li vd., 2016).

Search Group algoritması yerel arama ve global arama arasında iyi bir denge oluşturma düşüncesinden yola çıkarak oluşturulmuştur. İlk iterasyonlarda tüm arama uzayı aranmakta sonraki iterasyonlarda ise ilk iterasyonların sonuçlarına göre iyi sonuçların elde edildiği bölgeler üzerinde yoğunlaşılmaktadır (Gonçalves vd., 2015).

Adaptive Dimensional Search algoritması SDR parametresi ile yerel arama ve global arama yeteneklerini dengede tutmaya çalışan bir yapı üzerine kuruludur. İyileşme olması durumunda SDR parametresi yükselecek ve algoritma global arama stratejilerine yönelecek aksi halde yerel arama stratejileri ön plana çıkacaktır. Ayrıca belirli sayıda iterasyon sonucunda belirli bir iyileşme oranı elde edilememiş ise yerel minimumlardan kurtulmak için durgunluk kontrol stratejileri kullanılarak yerel minimumlara takılma problemleri aşılmaktadır. Bu yöntemler Yokuş Yukarı Hareket stratejisi, Tavlama stratejisi ve Penaltı Gevşetme stratejileridir (Hasançebi ve Azad, 2015).

Güveler geceleri aya sabit bir açı ile bağlanarak uçarlar. Geceleri yapay ışıkları ayın ışığına benzeten güveler bu ışık kaynaklarına giderek yaklaşırlar. Bu durum onları ölümle sonuçlanan bir döngüye sokar. Moth Flame Optimization algoritmasında güvelerin bu davranışları matematiksel olarak modellenerek problem optimizasyonu yapmak amaçlanmıştır (Mirjalili, 2015).

Elephant Herding Optimization algoritması, fillerin sürü davranışından esinlenmiştir. Sürüde en iyi fil maderşahi olarak adlandırılır ve bu fil sürü lideridir. Optimizasyon esnasında her birey kendisinin ve maderşahinin konumuna göre konum güncellemesi yapmaktadır. Ayrıca yaşlı ve kötü uygunluk değerine sahip adaylar arama uzayında rastgele konumlara atılmaktadır. Böylece optimum sonuca ulaşmak hedeflenmiştir (Wang vd., 2015).

Ions Motion algoritması, anyon ve katyon iyonların birbirlerini itme ve çekme durumlarından esinlenmiştir. Zıt yüklü iyonlar birbirlerini çekmekte, aynı yüklü iyonlar birbirlerini itmektedir. Bu hareketler sonucu iyonlar konumlarını iyileştirmektedir (Javidy vd., 2015).

Multi Verse Optimizer algoritması, kozmolojideki üç ana yapı olan beyaz delik, kara delik ve solucan yapılarından esinlenerek oluşturulmuştur. Algoritma çoklu evren teorisini kullanmaktadır. Keşif aşaması beyaz delikler tarafından kontrol edilirken kara delikler ve solucanlar ise yerel arama aşamalarını kontrol etmektedir (Mirjalili vd., 2016).

Sine Cosine algoritması sinüs ve kosinüs fonksiyonlarının etkili olduğu hareket operatörleri vasıtasıyla en iyi aday çözümün de göz önüne alınarak yeni aday çözümün elde edilmesi esasına dayanır (Mirjalili, 2016a).

Dragonfly algoritması, yusufçuk böceklerinin sürü davranışlarından esinlenmiştir. Algoritmanın yerel arama ve global arama yetenekleri yusufçuk böceğinin yiyecek arama ve göç davranışından esinlenerek şekillenmiştir (Mirjalili, 2016b).

The Whale Optimizasyon algoritması, kambur balinaların beslenme davranışlarından esinlenmiştir. Kambur balinalar küçük balıklar ile beslenirken avlarını bir arada tutmak ve avlarına görünmeden yaklaşmak için hava baloncuları oluştururlar. Yemleri yakalamak için oluşturduğu kabarcık ağı ile yerel arama yeteneğini, yem arama davranışını da global arama ile ilişkilendirmiştir (Mirjalili ve Lewis, 2016).

Crow Search algoritması kargaların başka kuşların yiyeceklerini çalma, yiyeceklerini saklama ve yiyecekleri sakladığı yerleri bulma davranışlarından esinlenmiştir. Kargalar daima daha iyi yiyecek noktaları ve saklama yerleri bulmak için uğraşırlar (Askarzadeh, 2016).

Bird Swarm Optimization algoritması sürü halinde yaşayan kuşların sosyal davranışları ve sürü içerisindeki etkileşimlerinden esinlenmiştir. Yem arama, dikkatli ve uyanık olma davranışı yerel arama yeteneklerini temsil ederken tehdit, yem arama gibi

nedenlerle başka alanlara uçma davranışları global arama yeteneklerini temsil etmektedir (Meng vd., 2016).

Kidney-Inspired algoritması böbreğin filtreleme sürecinden esinlenmiş bir optimizasyon algoritmasıdır (Jaddi vd., 2017).

Yin-Yang-Pair Optimization algoritması doğadaki zıtlıklardan esinlenerek oluşturulmuş bir optimizasyon algoritmasıdır (Punnathanam ve Kotecha, 2016).

Sperm Whale algoritması İspermeçet balinası türünün yaşam stilinden esinlenmiştir (Ebrahimi ve Khamehchi, 2016).

Competitive Optimization algoritması Imperialist Competitive algoritması çatısı altında Ant Colony Optimization algoritması, Artificial Bee Colony algortiması, Cat Swarm Optimization algoritması ve Particle Swarm Optimization algoritmaları birleştirilerek oluşturulmuş bir algoritmadır (Sharafi vd., 2016).

Jaya algoritması en iyi çözüme yaklaşarak ve en kötü çözümden uzaklaşarak optimum çözüme ulaşmayı amaçlayan bir algoritmadır. Sanskritçe'de zafer anlamına gelen JAYA kelimesinden ismini almıştır (Rao, 2016). Uygulaması oldukça kolay olan algoritma parametresizdir ve iterasyon bilgisine ihtiyaç duymamaktadır. Çalışmada kullanılan optimizasyon algoritmalarından biri de Jaya algoritmasıdır.

Grey Artificial Bee Colony algoritmasında çeşitli yöntemler kullanılarak Artificial Bee Colony algoritmasının geliştirilmesi sağlanmıştır. Algoritmada Artificial Bee Colony algoritmasının yerel minimumlarda sıkışmaması ve yakınsama hızını iyileştirmek için çalışmalar yapılmıştır (Xiang vd., 2017).

Erkek çardak kuşu dişi çardak kuşunu etkilemek için gösterişli yuvalar yapar ve dişi kuşu etkilemeye çalışır. Dişi kuş en çok etkilendiği kuşun yuvasını seçer. Bu nedenle erkek çardak kuşu bu rekabet içerisinde diğer kuşların yuvalarından malzeme çalar veya yuvalarını yıkar. Satin Bowerbird Optimizer algoritması, satin çardak kuşlarının davranışlarından esinlenmiştir (Moosavi ve Bardsiri, 2017).

Spotted Hyena Optimizer algoritması benekli sırtlanların sosyal ve iş birliği içerisindeki arama, avlanma ve saldırma davranışlarından esinlenmiştir (Dhiman ve Kumar, 2017).

Salp Swarm algoritması salp canlılarının sürü davranışları ve birlikte oluşturdukları zincir yapısının işleyişini temel alır. Zincir, yeme giden bir lider ve ona bağlı salp canlılarından oluşur (Mirjalili vd., 2017).

Atomun çekirdeği etrafındaki orbitallerinde bulunan elektronların daha yüksek enerji seviyesine geçebilmek için oluşturduğu etkileşimlerden esinlenerek Electro-Search algoritması tanıtılmıştır. (Tabari ve Ahmad, 2017).

Bir avcıya av olma durumundaki bencil sürülerin davranışlarından esinlenerek Selfish Herd Optimizer algoritması tanıtlmıştır (Fausto vd., 2017).

Socio Evolution and Learning Optimization algoritması sosyal yapı içerisinde bulunan aileler ve bu ailelerin bireyleri arasındaki öğrenme ilişkilerinden esinlenmiştir (Kumar vd., 2018)

Volleybal Premier League algoritması bir voleybol liginde takımlar arasındaki rekabet ve etkileşim esnasında oyuncu değiştirme, antrenörlük yaparak takım düzenini oluşturma ve öğrenme durumları modellenerek optimizasyon süreci oluşturulmuştur (Moghdani ve Salimifard, 2018).

Mouth Brooding Fish algoritması çiklitgiller balık türünün davranışlarından esinlenerek oluşturulmuştur (Jahani ve Chizari, 2018).

Human Mental Search algoritması açık artırma oturumunda teklif vermek için bekleyen katılımcıların en iyi teklifi verebilmek için yaptıkları çevre araştırmalarından esinlenmiştir (Mousavirad ve Ebrahimpour-Komleh, 2017).

Artificial Butterfly Optimization algoritması bir kelebek türü olan karanlık orman esmeri kelebeğinin eş bulma davranışından esinlenmiştir (Qi vd., 2017).

Grasshopper Optimisation algoritması çekirge sürülerinin doğadaki davranışlarından esinlenmiştir (Saremi vd., 2017).

Squirrel Search algoritması uçan sincapların yem arama davranışlarından esinlenerek oluşturulmuştur (Jain vd., 2019).

Team Game algoritması bir takım oyunundaki oyuncuların hata yapma, pas verme ve oyuncu değişikliği yapma davranışlarını taklit eder. Oyuncu dayanıklılığı ve performansı ile amaç fonksiyonunun uygunluk değeri arasında bağ kurularak optimizasyon süreci işletilmiştir. Takımdaki en iyi oyuncu optimum çözümdür (Mahmoodabadi vd., 2018).

Tree Growth algoritması besin ve ışığa ulaşabilmek için ağaçların rekabetlerinden esinlenmiştir (Cheraghalipour vd., 2018).

Fibonacci Indicator algoritmasında hisse senetlerinin destek ve direnç seviyeleri olan yerel minimum veya yerel maksimum seviyelerinin tespitinde kullanılan Fibonacci Indicator adındaki popüler bir araçtan esinlenilmiştir (Etminaniesfahani vd., 2018).

Pity Beetle algoritması, Pityogenes chalcographus böceklerinin yiyecek bulma, yuva bulma ve toplanma davranışlarından esinlenmiştir. Üreme ve salgıladıkları feromon sayesinde diğer bireyleri bulunduğu ortama çağırarak çoğalırlar. Genellikle zayıf ağaçları istila etmekle beraber bazen sağlıklı ağaçları bile istila edebilirler. Bu davranışları matematiksel modellenerek optimizasyon süreci oluşturulmuştur (Kallioras vd., 2018).

Emperor Penguin Optimizer algoritması imparator penguenlerinin bir araya toplandıklarında oluşan ısı sayesinde soğuktan korunmalarından esinlenmiştir (Dhiman ve Kumar, 2018).

Chaotic Crow Search algoritmasında Crow Search algoritmasına kaotik haritalar uygulanarak Crow Search algoritmasının yakınsama hızı, global arama ve yerel arama yetenekleri iyileştirilmek istenmiştir (Sayed vd., 2018).

Firefly Photinus Search algoritması Firefly algoritmasından türetilen algoritmalardan biridir. Photinus ateşböceği türünün parlama davranışından esinlenmiştir. Geçmiş iterasyonlardan elde ettiği bilgileri kullanarak yerel arama ve global arama stratejilerini geliştirmek için standart Firefly algoritmasına memory ve sigma parametreleri eklenerek Firefly algoritmasının eksik yönleri iyileştirilmek istenmiştir (Alomoush vd., 2020).

Modified Whale Optimization algoritması orjinal versiyonu olan The Whale Optimization algoritmasının yerel minimumlara takılması nedeniyle algoritmanın geliştirilmiş bir versiyonudur. Yerel minimumlardan kaçmak için levy uçuşu yöntemi, yerel arama yeteneğini geliştirmek için kuadratik interpolasyon, yerel arama ve global arama stratejileri arasındaki dengeyi iyileştirmek için kosinüs fonksiyonu tabanlı lineer olmayan kontrol parametresi kullanmaktadır (Sun vd., 2018).

Chaotic Whale Optimization algoritmasında kaotik haritalar kullanılarak Whale Optimization algoritmasının global yakınsama hızı iyileştirilmek istenmiştir (Kaur ve Arora, 2018).

Butterfly Optimization algoritması kelebeklerin yiyecek arama ve eşleşme davranışlarından esinlenmiştir. Kelebekler yiyecek aramak ve birbirlerini çekmek için koku alma duyularından yararlanırlar. Fazla koku yayan kelebeğe doğru bir hareket söz konusudur ve koku miktarı uygunluk değeri ile eşleştirilmiştir (Arora ve Singh, 2019).

Owl Search algoritması, baykuşların geceleri avlanma davranışlarından esinlenmiştir. Tarla faresi, peçeli baykuşların avı konumundadır. Peçeli baykuşlar kulak eksenlerinin farklı olmasından dolayı avı tarafından çıkarılan ses dalgaları sayesinde avın uzaklığını belirleyebilmektedir (Jain vd., 2018). Amaç fonksiyonu değeri ile avın uzaklığı ilişkilendirilerek optimum çözüme ulaşmak amaçlanmıştır.

Atom Search algoritması, atomların doğadaki moleküler hareketlerinden esinlenerek oluşturulmuştur (Zhao vd., 2019).

Enhanced Elephant Herding Optimization algoritmasında, Elephant Herding Optimization algoritmasının yerel arama yeteneğini geliştirmek için hareket operatörlerinde bulunan γ parametresinin farklı değerlerine dayalı olarak türetilmiş üç farklı optimizasyon algoritması geliştirilmiştir (Ismaeel vd., 2019).

Arrhenius Artificial Bee Colony algoritması, Artificial Bee Colony algoritmasındaki "step size" değeri değiştirilerek Artificial Bee Colony algoritmasından daha iyi yerel arama ve yakınsama hızı elde etmek için geliştirilmiştir (Kumar vd., 2019).

The Sailfish Optimizer algoritması yelken balıklarının sardalya gruplarını avlamasından esinlenmiştir (Shadravan vd., 2019).

Pathfinder algoritması hayvanların toplu hareketlerinden, sürülerin hiyerarşik davranışlarından ve yiyecek bulma yöntemlerinden esinlenmiştir (Yapici ve Cetinkaya, 2019).

Sandpiper Optimization algoritması çullukgiller kuş ailesinin göç ve avlanma davranışlarından esinlenmiştir. Algoritmada global arama için göç davranışı, yerel arama için atak davranışı modellenerek optimizasyon süreci ilerlemektedir (Kaur vd., 2020).

Artificial Coronary Circulation System algoritması kalpteki koroner dolaşımda bulunan damarların büyümesinden esinlenerek oluşturulmuştur. Ana damar en iyi çözüm, kılcal damarlar ise arama ajanı olarak kabul edilmektedir (Kaveh ve Kooshkebaghi, 2019).

Poor And Rich Optimization algoritması, zengin ve fakir arasındaki servet elde etme mücadelesinden esinlenmiştir. Zengin kişi daha fazla zengin olmak için her türlü servet edinme yollarını aramakta ve fakir ile arasındaki sınıf farkını artırmak istemektedir. Fakir kişi ise servet edinme yollarını aramakta ve zengin ile arasındaki sınıf farkını azaltmanın yollarını aramaktadır. Zengin olan birisi fakir, fakir olan bir kişi zengin olabilmektedir (Moosavi ve Bardsiri, 2019).

Search and Rescue Optimization algoritması arama kurtarma çalışmalarında insanlar tarafından yapılan keşiflerden esinlenmiştir (Shabani vd., 2019).

Sooty Tern Optimization algoritması kara sırtlı sumru adı verilen deniz kuşu türünün göç ve saldırı davranışından esinlenmiştir (Dhiman ve Kaur, 2019).

Harris Hawks Optimization algoritması harris şahinlerinin işbirlikçi davranışları, çok yönlü saldırı ve tahmin yeteneklerinden esinlenmiştir. Harris şahinleri sürpriz atak olarak adlandırılan yeteneği ile kurbanlarına farklı yönlerden saldırı yapabilmekte ve avlarının kaçış stillerinden kaçış yapısını tahmin edebilmektedir (Heidari vd., 2019).

Chaotic Bird Swarm Optimization algoritmasında Bird Swarm Optimization algoritmasının hareket operatörlerinde bulunan rastgele sayılar yerine kaotik haritalar uygulanarak optimizasyon algoritması geliştirilmek istenmiştir (Ismail vd., 2019).

Literatürde birçok metasezgisel optimizasyon algoritması bulunmaktadır. Sık kullanılan optimizasyon algoritmaları tanıtılmış, esin kaynakları belirtilmiştir. Optimizasyon algoritmalarının sağladığı avantajlar nedeniyle ilerleyen yıllarda daha da gelişeceği düşünülmektedir. Literatürde bulunan çoğu algoritma kullanıcı tanımlı parametre içermekte ve az sayıda parametresiz optimizasyon algoritması bulunmaktadır.

3. PARAMETRESİZ OPTİMİZASYON ALGORİTMALARI ÜZERİNDE YAPILAN ÇALIŞMALAR

3.1. Neden Parametrelere İhtiyaç Duyulmuştur?

Bir optimizasyon algoritmasında yerel arama ve global arama yeteneklerinin belirli bir dengeye sahip olması gerekmektedir. Yerel ve global arama yeteneklerinin arasındaki bu denge algoritma için oldukça önemlidir. Parametreler bu noktada devreye girerler ve algoritmanın yerel arama ve global arama yetenekleri arasındaki dengeyi oluşturarak hareket operatörüne yön verirler. Bu nedenle optimizasyon algoritmalarında parametrenin etkisi büyüktür. Parametreler kullanıcı tanımlı veya kullanıcı tanımlı olmayan türden olabilir. Kullanıcı tanımlı parametreler problemin yapısına göre farklı etkiler göstermektedir. Optimizasyon algoritması, optimize edilecek bir probleme göre düzenlenmiş parametre ayarlaması ile çok iyi sonuçlar verebilirken aynı problem için farklı bir parametre ayarlaması yapıldığında beklenmediği kadar kötü sonuçlar verebilmektedir. Bu durum sonucunda optimizasyon algoritmaları bazı problemlere karşı başarı ile uygulanabilirken bazı problemlerde ise başarısız bir performans verebilmektedir. Kullanıcı tanımlı olan parametreler optimizasyon algoritmasının performansını oldukça fazla etkilediğinden optimize edilecek probleme ve arama uzayının yapısına bağlı olarak kullanıcı tanımlı parametreler üzerinde çalışılması gerekmektedir. Fakat bu durumda optimize edilecek problem için en iyi parametre değerini ayarlamak ayrı bir optimizasyon problemi olarak ortaya çıkmaktadır. Belki de parametre ayarlaması problemi optimize etmekten daha fazla vakit alacaktır. Bunun yanında çoğu optimizasyon algoritmasında tanımlanması gereken ortak bazı kullanıcı tanımlı parametreler vardır. Popülasyon sayısı ve durdurma kriterinin tanımlanması çoğu optimizasyon algoritmasında mecburi olarak yer alan parametreler olarak belirtilebilir. Durdurma kriteri de genellikle maksimum iterasyon sayısı veya maksimum analiz sayısına bağlı olmaktadır. Yapılan çalışmada bir optimizasyon algoritmasının parametresiz olduğu tanımlanırken durdurma kriteri olarak analiz sayısı ve popülasyon sayısı ihmal edilmiştir. Optimizasyon algoritması genel olarak bu iki değişkene zorunlu olarak sahip olmak zorundadır.

3.2. Optimizasyon Süreci Hakkında Genel Tanımlamalar

Metasezgisel optimizasyon algoritmaları hakkında 2000'li yıllardan sonra yayınlanmış araştırmalar incelenmiştir. Yapılan çalışmadaki amaç çoğu optimizasyon probleminde kullanılabilecek ve kullanıcı tarafından herhangi bir parametre ayarlaması gerektirmeyecek bir hipersezgisel algoritma oluşturmaktır. Bu doğrultuda literatürde bulunan ve parametresiz olarak tanımladığımız optimizasyon algoritmaları dışındakiler kullanılmamıştır.

Optimizasyon süreçlerinin uzun zaman alabilmesi veya işlem gücünün kısıtlı olması gibi durumlardan dolayı optimizasyon süreci sonsuz devam etmeyecektir. Kabul edilebilir bir kriterin sonlandırma kriteri olarak kullanıcı tarafından tanımlanması gerekmektedir. Literatürde tek amaçlı optimizasyon problemleri için fonksiyon hesap sayısı, tüm popülasyonun maksimum iterasyon sayısı, işlem süresi, en iyi aday çözümde iyileşme olmadan yapılan maksimum analiz sayısı gibi çeşitli durdurma metodları kullanılmaktadır. Çoğu optimizasyon sürecinde maksimum analiz sayısının veya maksimum iterasyon sayısının kullanıcı tarafından tanımlanması gerekmektedir. Ayrıca optimizasyon algoritmaları genel olarak popülasyon tabanlıdır ve belirli sayıda aday çözümün birbirleri arasındaki etkileşimini kullanarak optimizasyon süreci ilerlemektedir. Bu nedenle popülasyon sayısının da kullanıcı tarafından zorunlu olarak tanımlanması gerekmektedir. Yapılan çalışmada oluşturulan hipersezgisel algoritmada da popülasyon sayısı ve maksimum amaç fonksiyonu analiz sayısının kullanıcı tarafından tanımlanması istenmektedir.

Metasezgisel optimizasyon algoritmaları doğa olayları, fizik kanunları, insanlar ve hayvanlar gibi unsurlardan esinlenerek oluşturulmuştur. Avlanma tarzları, öğrenme stilleri, yiyecek arama davranışları, yaşam döngüleri, yaşam stilleri, kimyasal ve fiziksel olaylar, doğa olayları, kanunlar ve teoriler metasezgisel optimizasyon algoritmalarının ilham kaynaklarının büyük bir bölümünü oluşturur. Bunların yanında optimizasyon algoritmaları bazı özelliklerine göre çeşitli sınıflara ayrılmaktadır.

Optimizasyon algoritmaları aday çözüm sayısına göre ikiye ayrılır. Tek aday çözümlü optimizasyon algoritmalarında optimizasyon süreci yalnızca bir aday çözüm ile

ilerlemektedir. Birden fazla aday çözümlü optimizasyon algoritmaları ise popülasyon tabanlı algoritmalardır.

Türev içeren algoritmalar uygunluk değerinin değişimine odaklanmış algoritmalardır. Çok kolay yerel optimum noktalarda sıkışabilirler. Türev içermeyen algoritmalarda ise yeni aday çözümler hareket operatörleri sayesinde arama uzayına dağılmış olarak elde edilirler.

Olasılıksal algoritmalar stokastik yapıya sahiptir ve sezgisel algoritmalar genel olarak bu gruptadır. Olasılıksal olmayan algoritmalar ise kesin metotlara ve türev bilgisi içeren algoritmalara benzerler. Olasılıksal olmayan algoritmalarda elde edilen sonuçlar başlangıç popülasyonuna bağımlıdır.

Yerel arama algoritmalarında rastgelelik bulunmamaktadır. Bu nedenle sadece yerel arama yetenekleri vardır. Yerel optimumları elde edebilirler ancak global optimumu elde edemezler. Bulundukları bölgede sıkışır kalırlar. Global arama algoritmalarında ise bir veya daha fazla sayıda rastgelelik mevcuttur. Böylece herhangi bir bölgedeki optimum çözüm arayışı devam ederken, rastgelelik sayesinde başka bir aday çözüm farklı bir bölgede arama yapabilmektedir.

3.3. Hipersezgisel Algoritmada Kullanılan Algoritmalar

Literatürde tanıtılmış birçok metasezgisel optimizasyon algoritması incelenmiştir. Bu algoritmaların arasından kullanıcı tanımlı parametre içermeyen algoritmalar detaylı bir şekilde incelenerek hipersezgisel algoritma çalışmalarında kullanılmıştır. Kullanıcı tarafından optimizasyon sürecine yapılan etkinin minumuma indirilmesi için parametresiz optimizasyon algoritmaları araştırılmıştır. Algoritmaların parametre içermemesi nedeniyle parametre ayarlaması da gerektirmeyeceğinden oluşturulacak hipersezgisel algoritmanın başarılı olabileceği problem sayısının artacağı düşünülmüştür. Literatürde bulunan parametresiz optimizasyon algoritmaları ve bu algoritmaların kullanıcıdan talep ettiği bilgiler Çizelge 3.1'de verilmiştir.

Çizelge 3.1. Kullanılan optimizasyon algoritmalarının gerektirdiği bilgiler

	Optimizasyon algoritması	Popülasyon sayısı	Güncel iterasyon	Maksimum iterasyon
1	Colliding Bodies Algorithm	✓	✓	✓
2	Grey Wolf Optimizer	✓	✓	✓
3	Jaya Algorithm	✓	-	-
4	Symbiotic Organisms Search	✓	-	-
5	Teaching Learning Based Algorithm	✓	-	-

Çalışmada daha eşit bir karşılaştırma yapabilmek için optimizasyon sürecinin sonlandırıcı kriteri olarak maksimum iterasyon sayısı yerine amaç fonksiyonunun maksimum analiz sayısı kullanılmıştır. Çünkü metasezgisel algoritmaların bir iterasyonda yapmış olduğu fonksiyon analizi sayısı değişmektedir. Bu nedenle algoritmalar tarafından yapılan toplam analiz sayıları Denklem 3.1 ve Denklem 3.2'de verilen formüller ile iterasyon sayısına dönüştürülmüştür. Analiz sayısının iterasyon sayısına dönüştürülmesinin sebebi bazı metasezgisel optimizasyon algoritmalarının güncel iterasyon sayısını kullanmasıdır. Denklem 3.2'de bulunan ⌊ ⌋ işaretleri matematiksel olarak aşağı yuvarlamayı ifade etmektedir.

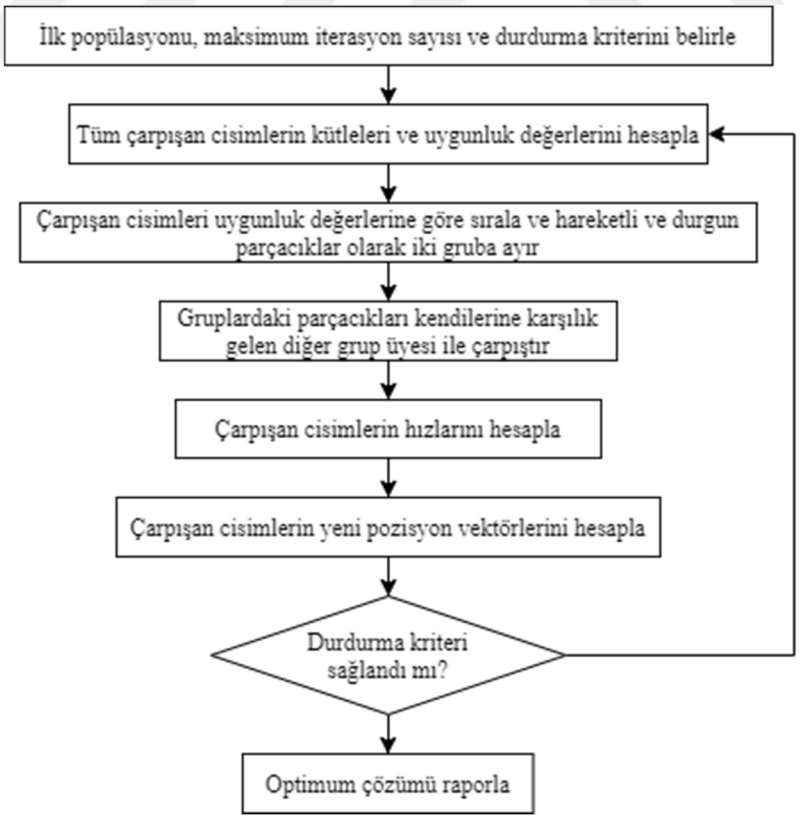
$$\text{Güncel iterasyon sayısı} = 1 + \frac{\text{gerçekleşen analiz sayısı}}{\text{maksimum izin verilen analiz sayısı}} \tag{3.1}$$

$$\text{Maksimum iterasyon sayısı} = \left\lfloor \frac{\text{maksimum analiz sayısı}}{\text{algoritmanın bir iterasyonda yaptığı analiz sayısı}} \right\rfloor \tag{3.2}$$

3.3.1. Colliding bodies optimization algoritması (CBO)

Kaveh ve Mahdavi tarafından 2014 yılında tanıtılan metasezgisel optimizasyon algoritması, tek boyutta çarpışan cisimlerin enerji ve momentum kanunlarına göre etkileşimlerinden esinlenerek oluşturulmuştur (Kaveh ve Mahdavi, 2014). Hareketli ve hareketsiz cisimlerin birbirleri ile çarpışması sonucu oluşan hızlar ve yer değiştirmelerden yararlanarak optimizasyon süreci işletilmektedir. Parametresiz bir algoritma olan CBO algoritması bir defa çalıştırıldığında bir aday çözüm için bir defa amaç fonksiyon analizi yapmaktadır. Algoritma güncel iterasyon sayısına ve yapılacak maksimum iterasyon sayısına ihtiyaç duymaktadır.

CBO algoritması ile yapılan çalışmalar esnasında bazı problemler ile karşılaşılmış ve karşılaşılan problemler çözümlenmiştir. Gerçek mühendislik problemlerinde pek karşılaşılmamasına rağmen matematiksel test fonksiyonlarında popülasyondaki aday çözümlerin uygunluk değeri yerel veya global olarak sıfır noktasına yaklaşması sonucunda uygunluk değerlerinin toplamı sıfır olmaktadır. Bu değerin sıfır olması vücut kütle büyüklük formülünde tanımsızlık hatası vermektedir. Bu nedenle zorunlu olduğu durumlarda sonuca çok fazla etki etmeyeceği düşünüldüğünden popülasyondaki uygunluk değerlerinin toplamına sıfıra çok yakın değerler ekleyerek tanımsızlık hatası aşılmıştır. Algoritmanın tanıtıldığı çalışmada durgun ve hareketli cisimlerin konumlarını güncelleyen hareket operatöründe kullanılmak için üretilen -1 ve 1 değerleri arasındaki rastgele değerler tüm aday çözümler için aynı mı yoksa her aday çözüm için farklı mı üretileceği net olarak belirtilmemiştir. Yapılan çalışmada her aday çözüm için ayrı rastgele sayılar üretildiği kabul edilmiştir. CBO algoritması optimizasyon sürecinde kullanıcıdan sadece popülasyonda üretilecek aday çözüm sayısını ve maksimum iterasyon sayısını istemektedir. Şekil 3.1'de CBO algoritmasının akış diyagramı verilmiştir.



Şekil 3.1. CBO algoritmasının akış diyagramı

$$x_i^{yeni} = x_i + rand * v_i'; \; i = 1, \ldots\ldots, \frac{np}{2} \tag{3.3}$$

$$x_i^{yeni} = x_{i-\frac{n}{2}} + rand * v_i'; \; i = \frac{n}{2} + 1, \ldots\ldots, np \tag{3.4}$$

Denklem 3.3 ve Denklem 3.4'te CBO algoritmasının hareket operatörü verilmiştir. x_i^{yeni} yeni aday çözümün pozisyonunu, x_i mevcut aday çözümün pozisyonunu, rand ise 0 ile 1 arasındaki rastgele bir sayıyı, v_i' parçacık hızlarını ve np popülasyondaki aday çözüm sayısını temsil etmektedir.

CBO algoritmasının uygulamasını göstermek için Denklem 3.5'te verilen Drop Wave test fonksiyonu -5,12 ile 5,12 arama uzayı içerisinde optimize edilmek istenmiştir.

$$-\frac{1+\cos[12\sqrt{x_1{}^2+x_2{}^2}]}{0.5(x_1{}^2+x_2{}^2)+2} \tag{3.5}$$

Popülasyon sayısı: 4, tasarım değişkeni sayısı: 2 ve maksimum iterasyon sayısı: 3 olarak alınarak bir iterasyon tamamlanmıştır. İlk popülasyon Denklem 3.6'da belirtildiği gibi rastgele oluşturulacaktır. Burada $X_{i,j}$ i'inci aday çözümünün j'inci tasarım değişkeni, LB_j j'inci tasarım değişkeninin alt sınırı, UB_j j'inci tasarım değişkeninin üst sınırı ve random(0,1) ise 0 ile 1 arasındaki rastgele bir sayıyı ifade etmektedir.

$$X_{i,j} = LB_j + \text{random}(0,1) \times (UB_j - LB_j) \tag{3.6}$$

Çizelge 3.2. CBO algoritması için ilk popülasyon

aday	x_1	x_2	Uygunluk Değeri
X_1	-3,2	2	-0,280243
X_2	4,5	5	-0,128894
X_3	4	-0,1	-0,063910
X_4	-1,7	1	-0,037126

Denklem 3.6'ya göre aday çözümler oluşturulduktan sonra Drop Wave test fonksiyonuna göre her bir aday çözümün uygunluk değeri hesaplanacaktır. Popülasyonda uygunluk değeri iyi olan adaylar sabit kütleler, kötü olan adaylar ise hareketli kütleler olarak iki ayrı gruba atanacaktır. Bu nedenle CBO algoritmasında popülasyon sayısının çift sayı olması gerektiği görülmektedir. Bu aşamadan sonra uygunluk değerlerinin kütleleri

Denklem 3.7'ye göre hesaplanacaktır. Burada fit(k) k'ıncı aday çözümün uygunluk değeri, m_k ise k'ıncı aday çözümüm uygunluk değerinin kütlesidir.

$$m_k = \frac{\frac{1}{fit(k)}}{\sum_1^n \frac{1}{fit(k)}} \tag{3.7}$$

Çizelge 3.3'te aday çözümlerin uygunluk değerlerinin kütleleri verilmektedir. Ardından Denklem 3.8'e göre hareketli kütlelerin çarpışma öncesi hızları elde edilir. Burada v_i kütlenin çarpışma öncesi hızı, x_i hareketli parçacığın konumu ve $x_{i-\frac{n}{2}}$ ise hareketli parçacığa karşılık gelen sabit parçacığın konumudur. Sabit parçacıkların ilk hızları v_i=0 olacaktır.

Çizelge 3.3. CBO aday çözümlerinin kütleleri

aday	x_1	x_2	uygunluk değeri	durum	m_k
X_4	-1,7	1	-0,280243	sabit	0,066885
X_1	-3,2	2	-0,138894	sabit	0,134953
X_2	4,5	5	-0,063910	hareketli	0,293288
X_3	4	-0,1	-0,037126	hareketli	0,504874

$$v_i = x_i - x_{i-\frac{n}{2}} \tag{3.8}$$

Çizelge 3.4'te aday çözümlerin Denklem 3.8'e göre hesaplanmış çarpışma öncesi hızları verilmiştir.

Çizelge 3.4. CBO algoritmasında çarpışma öncesi hızlar

aday	x_1	x_2	uygunluk değeri	durum	m_k	v_i
X_4	-1,7	1	-0,280243	sabit	0,066885	0
X_1	-3,2	2	-0,138894	sabit	0,134953	0
X_2	4,5	5	-0,063910	hareketli	0,293288	6,2; 4
X_3	4	-0,1	-0,037126	hareketli	0,504874	7,2; -2,1

$$v_i' = \frac{\left(m_i - \varepsilon . m_{i-\frac{n}{2}}\right).v_i}{m_i + m_{i-\frac{n}{2}}} \tag{3.9}$$

$$\varepsilon = 1 - \frac{iter}{iter_{max}} \tag{3.10}$$

Ardından Denklem 3.9 ve Denklem 3.10'a göre hareketli ve sabit kütlelerin çarpışma sonrası hızları elde edilir. Burada v_i' çarpışma sonrası hız, m_i hareketli parçacığın kütlesi, $m_{i-\frac{n}{2}}$ sabit parçacığın kütlesi ve $x_{i-\frac{n}{2}}$ ise hareketli parçacığa karşılık gelen sabit parçacığın konumu, iter güncel iterasyon sayısını, $iter_{max}$ maksimum iterasyon sayısını temsil etmektedir. Denklem 3.10'da tanımlanan ε ise yerel ve global arama özelliklerini belirleyen bir parametreyi temsil etmekte ve iterasyon sayısına bağlı olarak süreç boyunca değişmektedir.

Çizelge 3.5. CBO algoritmasında çarpışma sonrası hızlar

aday	x_1	x_2	uygunluk değeri	durum	m_k	$\mathbf{v_i'}$
X_4	-1,7	1	-0,280243	sabit	0,066885	8,41; 5,43
X_1	-3,2	2	-0,138894	sabit	0,134953	9,47; -2,76
X_2	4,5	5	-0,063910	hareketli	0,293288	4,28; 2,76
X_3	4	-0,1	-0,037126	hareketli	0,504874	4,67; -1,36

$$X_i^{yeni} = x_i + rand * v_i' \tag{3.11}$$

$$X_i^{yeni} = x_{i-\frac{n}{2}} + rand * v_i' \tag{3.12}$$

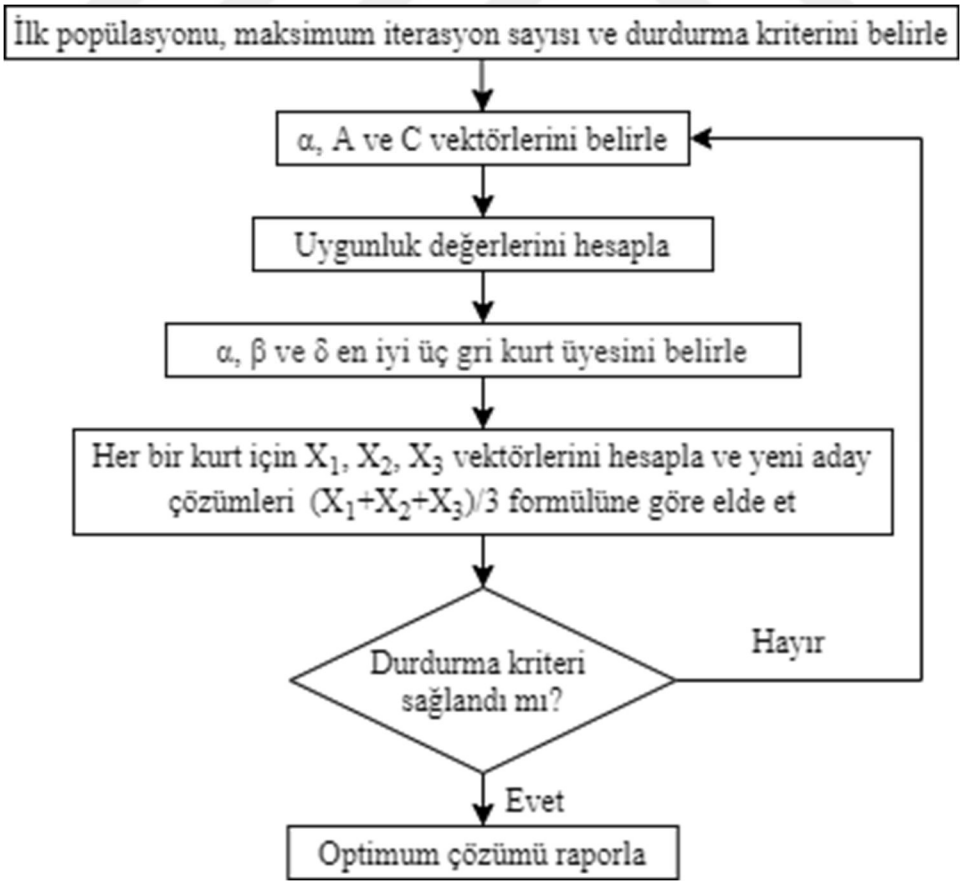
Çizelge 3.5'te verilen çarpışma sonrası cisimlerin hızları hesaplandıktan sonra CBO algoritmasının hareket operatörlerine göre yeni aday çözümler hesaplanacaktır. Denklem 3.11'de sabit kütlelerin hareket operatörü, Denklem 3.12'de ise hareketli kütlelerin hareket operatörü verilmiştir. Hareket operatörlerinde bulunan "rand" ifadesi -1 ile 1 arasındaki rastgele sayıları ifade eden bir vektördür. Rand vektörü sabit kütleler için 0,635541, 0,005740 ve hareketli kütleler için -0,478528, 0,938811 alınır ise birinci iterasyon sonucundaki yeni aday çözümler Çizelge 3.6'daki gibi oluşacaktır. X_3 aday çözümünde tasarım uzayının sınırları dışına çıkan tasarım değişkenleri görülmüştür. Bu gibi durumlarda tasarım değişkeninin değeri arama uzayının ilgili sınır değeri ile aynı alınmaktadır. Çizelge 3.6'da CBO algoritması ile bir iterasyon sonucunda elde edilen yeni popülasyon görülmektedir. Her iterasyon bu şekilde güncellenerek devam edecektir. Görüldüğü gibi CBO algoritması çoğu algoritmanın aksine daima en iyi aday çözümün korunduğu bir optimizasyon algoritması değildir. Bu özelliğiyle çoğu optimizasyon algoritmasına göre farklı bir özellik taşımaktadır.

Çizelge 3.6. CBO ile bir iterasyon sonucu oluşan popülasyon

aday	x_1	x_2
X_4	3,6477	1,03116
X_1	2,81791	1,98415
X_2	-3,74861	3,59297
X_3	-5,12	0,721548

3.3.2. Grey wolf optimizer algoritması (GWO)

GWO algoritması Avrasya kurdu olarak bilinen türün avlanma davranışı ve Avrasya kurdu sürüsündeki hiyerarşik yapıdan esinlenerek oluşturulmuştur (Mirjalili vd., 2014). Alfa, beta, delta ve omega olarak adlandırılan, hiyerarşi içerisindeki kurtların avlanma süreci matematiksel olarak tanımlanmıştır. GWO algoritmasında en iyi üç kurt iterasyon içerisinde tekrar iyileştirilmemektedir. Bu nedenle GWO algoritması bir defa çalıştırıldığında aday çözüm sayısının üç eksiği kadar amaç fonksiyonu hesabı yapmaktadır. GWO algoritmasının akış diyagramı Şekil 3.2'de verilmiştir.



Şekil 3.2. GWO algoritmasının akış diyagramı

$$\frac{-1}{\mathrm{d}}\left(\sum_{i=1}^{\mathrm{d}}((\mathrm{Sin}[5\pi x_i])^6)\right) \quad (3.13)$$

GWO algoritması, $\vec{A}$ vektörünün iterasyon sayısına bağlı olarak değişen değerini elde etmek için güncel iterasyon sayısı ve maksimum iterasyon sayısı bilgilerini kullanmaktadır. GWO algoritmasının uygulamasını açıklamak için Denklem 3.13'te verilen Deb 01 test problemi ile -1 ile 1 arama uzayı içerisinde örneklendirme yapılmıştır. Popülasyon sayısı: 5, tasarım değişkeni sayısı: 3 ve maksimum iterasyon sayısı: 7 olarak kabul edilmiştir. GWO algoritmasında kullanılacak ilk popülasyon Denklem 3.6'ya göre oluşturulmuş ve adayların uygunluk değerleri Deb 01 test fonksiyonuna göre hesaplanmıştır. Buna göre Çizelge 3.7'de GWO algoritmasında kullanılacak ilk popülasyon verilmiştir. Popülasyondaki tüm aday çözümler uygunluk değerine göre sıralanır ve ilk üç aday sırasıyla alpha kurdu, beta kurdu, delta kurdu olarak atanır. Geriye kalanlar omega kurdu olarak belirlenir ve yeni bireyler omega kurtlarından oluşturulmaktadır.

Çizelge 3.7. GWO için oluşturulan ilk popülasyon

aday	x_1	x_2	x_3	uygunluk değeri
X_3	0,9	-0,6	0,12	-0,580004
X_2	-0,3	0,14	0,4	-0,426793
X_1	-0,1	0,6	0,25	-0,375
X_4	-0,11	-0,19	0,24	-0,323207
X_5	-0,6	-0,77	0,4	-0,002919

$$\vec{A} = 2.\alpha.r_1 - \alpha \quad (3.14)$$

$$\vec{C} = 2.r_2 \quad (3.15)$$

Denklem 3.14'e göre $\vec{A}$ vektörü, Denklem 3.15'e göre $\vec{C}$ vektörü hesaplanacaktır. Denklem 3.14'te verilen α değeri iterasyon sayısına bağlı olmak üzere 2'den 0'a lineer olarak azalacaktır. Burada r_1 ve r_2 sayıları 0 ile 1 arasındaki rastgele üretilen sayılardır. Çizelge 3.8'de $\vec{A}$ ve $\vec{C}$ vektörleri verilmiştir.

Çizelge 3.8. GWO algoritmasında oluşan A ve C vektörleri

	$X_{i,1}$	$X_{i,2}$	$X_{i,3}$		$X_{i,1}$	$X_{i,2}$	$X_{i,3}$
$r_{1\alpha}$	0,113615	0,851824	0,397344	$r_{2\alpha}$	0,103886	0,020104	0,869154
$r_{1\beta}$	0,872244	0,563277	0,638362	$r_{2\beta}$	0,756477	0,83275	0,938911
$r_{1\delta}$	0,186641	0,068363	0,589538	$r_{2\delta}$	0,355276	0,391195	0,938911
$\vec{\mathbf{A}}_{\alpha}$	1,2907	-0,049934	-0,967063	$\vec{C}_{\alpha}$	0,207772	0,040208	1,73831
$\vec{\mathbf{A}}_{\boldsymbol{\beta}}$	-0,346808	-0,171408	-0,96102	$\vec{C}_{\beta}$	1,51295	1,6655	1,87782
$\vec{\mathbf{A}}_{\boldsymbol{\delta}}$	-0,346808	-0,171408	-0,96102	$\vec{C}_{\delta}$	0,710552	0,78239	0,670999

Elde edilen $\vec{A}_{\alpha}$, $\vec{A}_{\beta}$, $\vec{A}_{\delta}$ ve $\vec{C}_{\alpha}$, $\vec{C}_{\beta}$, $\vec{C}_{\delta}$ vektörleri kullanılarak Denklem 3.16'ya göre $\vec{D}_{\alpha}$, $\vec{D}_{\beta}$ ve $\vec{D}_{\delta}$ vektörleri hesaplanacaktır. GWO algoritmasının hareket operatörleri olan Denklem 3.17 ve Denklem 3.18'e göre yeni omega kurdu hesaplanacaktır. Tasarım uzayının dışına çıkan tasarım değişkenleri en yakın alt veya üst sınır değerine çekilecektir. Yeni omega kurtlarının uygunluk değerleri Denklem 3.13'te verilen Deb 01 fonksiyonuna göre hesaplanacaktır. $\vec{X}_{(t+1)}$ yeni aday çözümü, $\vec{X}_{\alpha}$ alfa kurdunun pozisyonunu $\vec{X}_{\beta}$ beta kurdunun pozisyonunu, $\vec{X}_{\delta}$ delta kurdunun pozisyonunu, $\vec{A}_1$, $\vec{A}_2$, $\vec{A}_3$ katsayı vektörlerini temsil etmektedir. Çizelge 3.9'da yeni oluşturulan popülasyon verilmiştir.

$$\vec{D}_{\alpha} = \left|\vec{C}_{\alpha}.\vec{X}_{\alpha} - X_{\omega}\right|, \vec{D}_{\beta} = \left|\vec{C}_{\beta}.\vec{X}_{\beta} - X_{\omega}\right|, \vec{D}_{\delta} = \left|\vec{C}_{\delta}.\vec{X}_{\delta} - X_{\omega}\right| \tag{3.16}$$

$$\vec{X}_1 = \left|\vec{X}_{\alpha}.\vec{A}_1 - \vec{D}_{\alpha}\right|, \vec{X}_2 = \left|\vec{X}_{\beta}.\vec{A}_2 - \vec{D}_{\beta}\right|, \vec{X}_3 = \left|\vec{X}_{\delta}.\vec{A}_3 - \vec{D}_{\delta}\right| \tag{3.17}$$

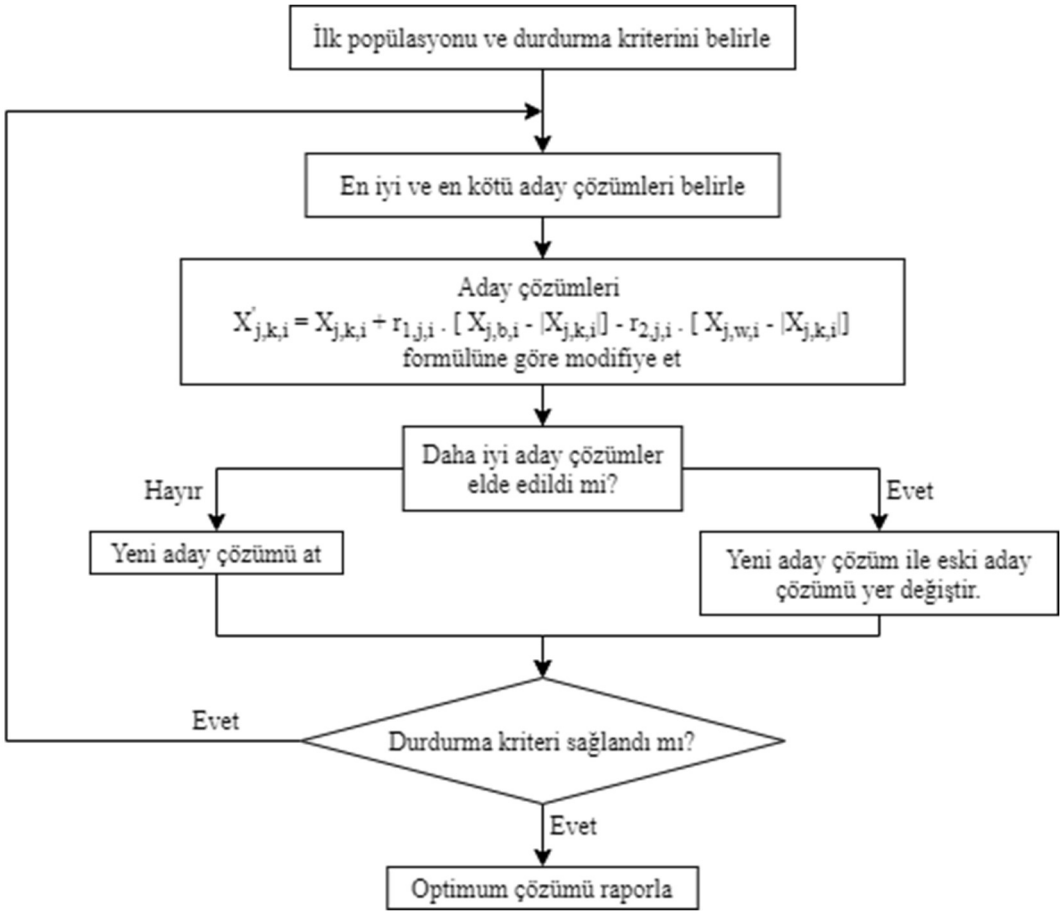
$$\vec{X}_{(t+1)} = \frac{\vec{X}_1 + \vec{X}_2 + \vec{X}_3}{3} \tag{3.18}$$

Çizelge 3.9. GWO algoritmasına göre yeni oluşan popülasyon

aday	x_1	x_2	x_3	uygunluk değeri
X_3	0,9	-0,6	0,12	-0,580004
X_2	-0,3	0,14	0,4	-0,426793
X_1	-0,1	0,6	0,25	-0,375
X_4	0,165545	0,259466	0,177769	-0,23891
X_5	0,609805	0,269696	0,203622	-0,123273

3.3.3. Jaya algoritması (JA)

R. Venkata Rao tarafından 2016 yılında tanıtılan algoritmanın hareket modeli en iyi aday çözüm yönünde ilerleme ve en kötü aday çözüm yönünden uzaklaşma üzerine kuruludur (Venkata Rao, 2016). Hareket operatörü oldukça basit bir yapıya sahiptir. JA algoritması parametre içermemekte ve iterasyon bilgisi kullanmamaktadır. JA algoritmasının akış diyagramı Şekil 3.3'te verilmiştir.



Şekil 3.3. JA algoritmasının akış diyagramı

$$X'_{j,k,i} = X_{j,k,i} + r_{1,j,i}\left(X_{j,best,i} - |X_{j,k,i}|\right) - r_{2,j,i}\left(X_{j,worst,i} - |X_{j,k,i}|\right) \qquad (3.17)$$

Denklem 3.17'de JA algoritmasının hareket operatörü verilmiştir. $X_{j,best,i}$ popülasyondaki en iyi aday çözümün tasarım değişkenini, $X_{j,worst,i}$ en kötü aday çözümün tasarım değişkenini, $r_{1,j,i}$ ve $r_{2,j,i}$ bir iterasyonda aynı tasarım değişkeni için oluşturulmuş 0 ile 1 aralığındaki rastgele bir sayıyı, $X'_{j,k,i}$ ise yeni aday çözümü ifade etmektedir. Hareket

operatöründe bulunan $r_{1,j,i}$ ve $r_{2,j,i}$ rastgele sayıları bir iterasyon süreci içerisindeki aynı tasarım değişkenleri için aynıdır ancak farklı tasarım değişkenleri için değişebilecektir.

$$f(x) = 20 - \frac{20}{e^{0.2*\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{d} x_i{}^2}{d}}}} + e - e^{\frac{\sum_{i=1}^{d}(Cos(2*\pi*x_i)}{d}} \tag{3.18}$$

JA algoritmasının uygulamasını göstermek için denklem 3.18'de verilen Ackley test fonksiyonu popülasyon sayısı: 4, maksimum iterasyon sayısı: 2, tasarım değişkeni sayısı:3 ve arama uzayı aralığı -32 ve 32 olarak kabul edilmiş ve test edilmiştir. Popülasyondaki aday çözümler Denklem 3.6'ya göre hesaplandıktan sonra uygunluk değerleri Denklem 3.18'de verilen Ackley test fonksiyonuna göre hesaplanacaktır. İlk popülasyondaki aday çözümler Çizelge 3.10'da verilmiştir.

Çizelge 3.10. JA algoritması için oluşturulan ilk aday popülasyon

aday	x_1	x_2	x_3	uygunluk değeri
X_1	5,76	29,01	-17,30	21.0509
X_2	-8,98	7,70	5,27	17,0305
X_3	19,08	17,08	-1,00	19,178
X_4	30,85	-5,54	-18,75	21,5427

Buna göre JA algoritmasının kullanacağı en iyi aday çözüm X_2, en kötü aday çözüm ise X_4 olacaktır. Hareket operatöründe yer alan $r_{1,j,i}$ ve $r_{2,j,i}$ rastgele sayılarının sırasıyla birinci tasarım değişkeni için 0,74 ve 0,55, ikinci tasarım değişkeni için 0,33 ve 0,38, üçüncü tasarım değişkeni için 0,02 ve 0,45 olduğu varsayılırsa;

X_1 aday çözümü için:

$X'_{1,1,1} = 5.76 + 0.74 * (-8.98 - 5.76) - 0.55 * (30.85 - 5.76) = -18.9471,$

$X'_{2,1,1} = 29.01 + 0.33 * (7.70 - 29.01) - 0.38 * (-5.54 - 29.01) = 35.1067,$

$X'_{3,1,1} = -17.30 + 0.02 * (5.27 - 29.01) - 0.45 * (-18.75 - 29.01) = -1.3181,$

X_2 aday çözümü için:

$X'_{1,2,1} = -8.98 + 0.74 * (-8.98 - 8.98) - 0.55 * (30.85 - 8.98) = -34.2989,$

$X'_{2,2,1} = 7.70 + 0.33 * (7.70 - 7.70) - 0.38 * (-5.54 - 7.70) = 12.7312,$

$X'_{3,2,1} = 5.27 + 0.02 * (5.27 - 5.27) - 0.45 * (-18.75 - 5.27) = 16.0790,$

X_3 aday çözümü için:

$X'_{1,3,1} = 19.08 + 0.74 * (-8.98 - 19.08) - 0.55 * (30.85 - 19.08) = -8.1579,$

$X'_{2,3,1} = 17.08 + 0.33 * (7.70 - 17.08) - 0.38 * (-5.54 - 17.08) = 22.5802,$

$X'_{3,3,1} = -1.00 + 0.02 * (5.27 - 1.00) - 0.45 * (-18.75 - 1.00) = 7.9729,$

X_4 aday çözümü için:

$X'_{1,4,1} = 30.85 + 0.74 * (8.98 - 30.85) - 0.55 * (30.85 - 30.85) = 1.3758,$

$X'_{2,4,1} = -5.54 + 0.33 * (7.70 - 5.54) - 0.38 * (-5.54 - 5.54) = 0.6168,$

$X'_{3,4,1} = -18.75 + 0.02 * (5.27 - 18.75) - 0.45 * (-18.75 - 18.75) = 35.3554$

olarak elde edilecektir. Elde edilen yeni aday çözümlerin tasarım değişkenlerinin arama uzayı için tanımlanan aralıkta yer aldığı kontrol edilerek uygunluk değerleri hesaplandığında birinci iterasyon tamamlanacaktır. İzin verilen aralıkta olmayan tasarım değişkenleri aşmış olduğu sınırın azami değerine eşit kabul edilecek ve aday çözümün uygunluk değeri yeni tasarım değişkenine göre hesaplanacaktır. Ackley test fonksiyonu için izin verilen tasarım değişkeni aralığı -32 ve 32 aralığıdır. Birinci aday çözümde olduğu gibi birinci aday çözümün ikinci tasarım değişkeni 35.1067 değerini alarak tasarımın üst sınırı olan 32 değerini aşmıştır. Bu nedenle bunun gibi arama uzayını aşan tasarım değişkenleri arama uzayı sınırına çekilecektir. Çizelge 3.11'de JA algoritmasının hareket operatörüne göre yeni elde edilmiş popülasyon verilmiştir.

Çizelge 3.11. JA algoritmasında 1. iterasyon sonucunda elde edilen yeni aday çözümler

aday	x_1	x_2	x_3	uygunluk değeri
X_1	-18,9471	32,00	-1,3181	20,7806
X_2	-32.00	12.7312	16,0790	20,6711
X_3	-8,1579	22,5802	7,9729	20,3961
X_4	1,3758	0,6168	32,00	21,3636

Elde edilen yeni uygunluk değerleri karşılaştırılacak ve eğer yeni aday çözümde eski uygunluk değerine göre daha iyi bir değer elde edilmiş ise yeni aday çözüm kabul edilecek aksi halde mevcut aday çözüm korunacaktır. Çizelge 3.12'de yenilenen JA aday popülasyonu görülmektedir.

Çizelge 3.12. 1. iterasyon sonucunda iyileşme durumuna göre güncellenmiş JA aday popülasyonu

aday	x_1	x_2	x_3	uygunluk değeri
X_1	-18,9471	32,00	-1,3181	20,7806
X_2	-8,98	7,70	5,27	17,0305
X_3	19,08	17,08	-1,00	19,178
X_4	1,3758	0,6168	32,00	21,3636

Yeni iterasyon için $r_{1,j,i}$ ve $r_{2,j,i}$ rastgele sayılarını birinci tasarım değişkeni için 0.38 ve 0.4, ikinci tasarım değişkeni için 0.83 ve 0.18, üçüncü tasarım değişkeni için 0.47 ve 0.38 olduğu varsayılarak aynı adımlar tekrarlanırsa yeni durum Çizelge 3.13'deki gibi elde edilecektir.

Çizelge 3.13. JA algoritmasında 2. iterasyona göre elde edilen yeni aday çözümler

aday	x_1	x_2	x_3	uygunluk değeri
X_1	-22,5309	17,48	-11,1198	21,474
X_2	-12,7631	8,97498	-4,8874	17,8504
X_3	15,4989	12,258	-10,7731	20,4916
X_4	-2,5594	6,49586	19,4369	20,4898

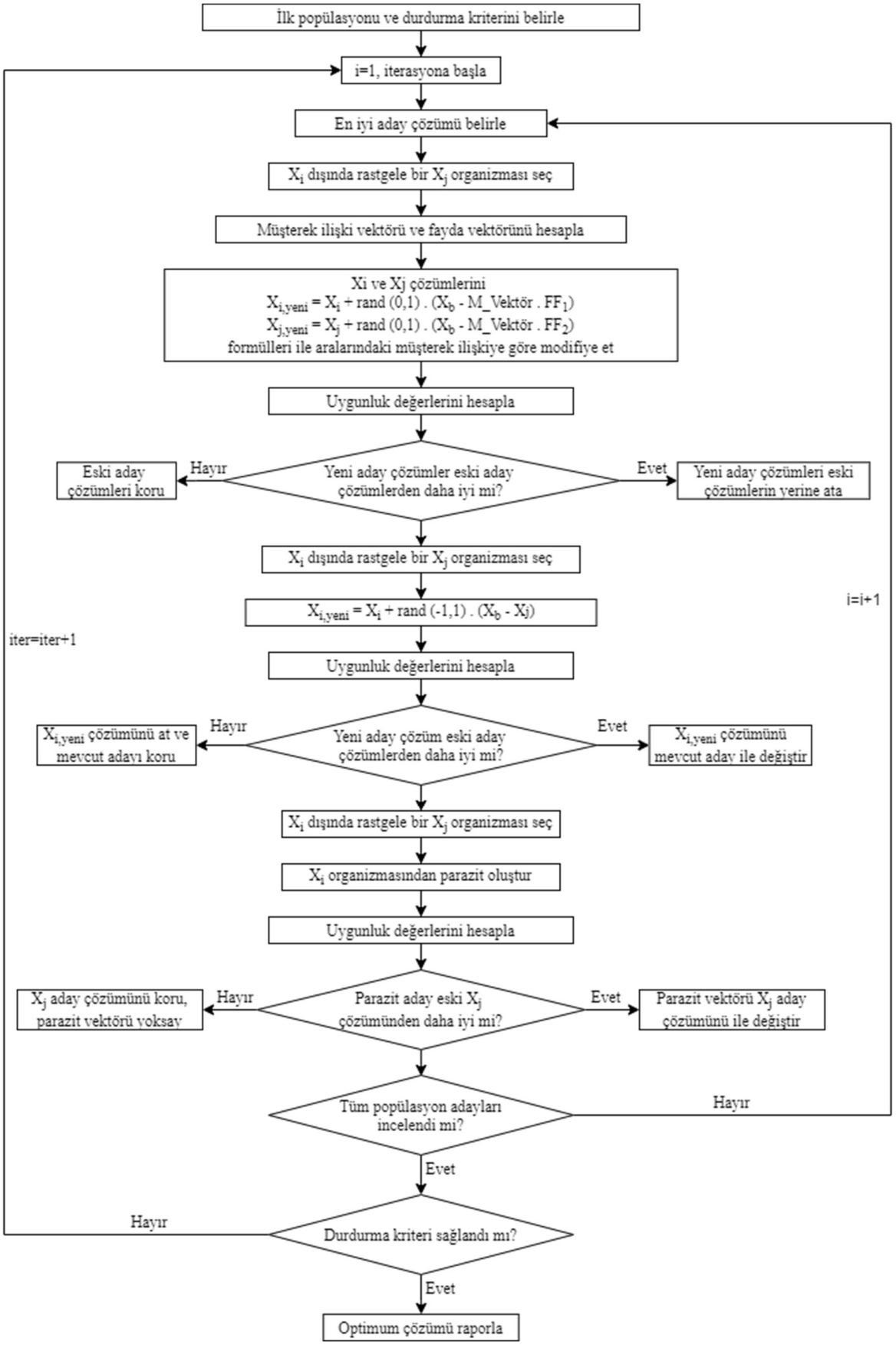
JA algoritması daha ikinci iterasyondayken elde edilen sonuçlarda tasarım değişkenleri arama uzayı sınırları içerisine girdiği ve daha iyi sonuçlar elde edilmeye başlandığı görülmektedir. İkinci iterasyon sonucunda aday çözümlerin iyileşme durumuna göre yapılan güncelleme ile elde edilen popülasyon Çizelge 3.14'te verilmiştir.

Çizelge 3.14. JA algoritmasında 2. iterasyon sonucu güncellenen popülasyon

aday	x_1	x_2	x_3	uygunluk değeri
X_1	-22,5309	17,48	-11,1198	20,7806
X_2	-12,7631	8,97498	-4,8874	17,0305
X_3	15,4989	12,258	-10,7731	19,178
X_4	-2,5594	6,49586	19,4369	20,4898

3.3.4. Symbiotic organisms search algoritması (SOS)

SOS algoritması ekosistemdeki organizmaların mutualist, kommensalist ve parazit yaşam formlarından esinlenerek oluşturulmuş bir algoritmadır (Cheng ve Prayogo, 2014). Şekil 3.4'te SOS algoritmasının akış diyagramı verilmektedir.



Şekil 3.4. SOS algoritması akış diyagramı

Parametre içermeyen SOS algoritması diğer algoritmalar ile karşılaştırıldığında daha uzun uygulama süreci olmasına rağmen tek başına oldukça iyi bir performans göstermektedir. Yapılan çalışmalarda SOS algoritmasının matematiksel test problemleri üzerinde oldukça başarılı olduğu görülmektedir. Algoritma bir defa çalıştırıldığında bir aday çözüm için dört defa amaç fonksiyonu hesaplamaktadır ve bu nedenle diğer algoritmalara oranla işlem gücü gereksinimi daha fazladır.

Algoritmanın tanıtıldığı makalede mutualizm fazında yeni aday çözümler elde edilirken kullanılan rastgele vektörlerin açıklamalarda açıkça belirtilmemesinden dolayı her aday için farklı rastgele vektörler kullanılmıştır. SOS algoritması Denklem 3.19'da verilen Sphere test fonksiyonu ile örneklendirilmiştir. Denklem 3.6'ya göre oluşturulan ve Sphere test fonksiyonuna göre uygunluk değeri hesaplanan ilk aday popülasyon Çizelge 3.15'te verilmiştir.

$$\sum_{i=1}^{d}(x_i{}^2) \tag{3.19}$$

Çizelge 3.15. SOS algoritması için rastgele oluşturulan ilk popülasyon

aday	x_1	x_2	uygunluk değeri
X_1	-18	17	613
X_2	24	10	676
X_3	10	-6	136
X_4	-11	19	482

Denklem 3.20 ve Denklem 3.21'de SOS algoritmasının mutulizm fazındaki hareket operatörleri verilmiştir. Burada X_b en iyi aday çözümü, $r_{1,k}$, $r_{2,k}$ rastgele sayı vektörlerini, $X_{i,k}^{yeni}$ ve $X_{j,k}^{yeni}$ sırasıyla X_i ve rastgele seçilen X_r aday çözümünün yeni vektörlerini belirtir.

$$X_{i,k}^{yeni} = X_{i,k} + r_{1,k}.(X_b - Ortak_{Vektör}.BF_1) \tag{3.20}$$

$$X_{j,k}^{yeni} = X_{i,j} + r_{2,k}.(X_b - Ortak_{Vektör}.BF_2) \tag{3.21}$$

Çizelge 3.16. SOS algoritmasında X1 aday çözümü için mutualizm fazı analizi

		rastgele vektör	fayda faktörü	X_r	X_b	x_1	x_2	uygunluk değeri
X_1	X_i	0,220933,	2	X_4	X_3	-9,38362	16,3237	354,514
	X_j	0,0161033	2			-2,38362	18,3237	341,438

Çizelge 3.16'da popülasyonda bulunan X_1 aday çözümü için mutualizm fazında elde edilen yeni aday çözüm verilmiştir. Elde edilen değerler karşılaştırıldığında uygunluk değerleri X_1 ve X_4 adayları için Çizelge 3.15'te verilenlere göre daha iyi sonuçlar elde edilmiştir. Bu nedenle yeni aday çözümler eski aday çözümlerin yerini alacaktır.

Çizelge 3.17. SOS algoritmasında X1 aday çözümü için yapılan mutualizm fazı sonrası oluşan popülasyon

aday	x_1	x_2	uygunluk değeri
X_1	-9,38362	16,3237	354,514
X_2	24	10	676
X_3	10	-6	136
X_4	-2,38362	18,3237	341,438

Diğer aday çözümler için işlem yapılmadan Çizelge 3.17'deki X_1 aday çözümü için güncellenmiş popülasyon ile kommensalizm fazına geçilecek ve süreç X_1 aday çözümü üzerinden devam edecektir. X_1 adayı için rastgele bir aday çözüm seçilecektir. Yeni seçilen rastgele seçim X_4 olarak kabul edilir ve Denklem 3.22'te kullanılır ise yeni aday çözüm $X_1^{yeni} = (-8.87234, 15.0549)$ olarak elde edilecektir. Denklem 3.22'de X_i^{yeni} yeni aday çözümü, X_i güncel aday çözümü, rand(-1,1) -1 ve 1 değerleri arasındaki rastgele sayıyı, X_b iterasyondaki en iyi aday çözümü, X_j rastgele seçilen aday çözümü ifade etmektedir.

$$X_i^{yeni} = X_i + \text{rand}(-1,1).(X_b - X_j) \tag{3.22}$$

Yeni aday çözümün uygunluk değeri Sphere fonksiyonu için 305.369 sonucunu vermektedir. Yeni X_1 aday çözümünün ve eski X_1 aday çözümünün uygunluk değerleri karşılaştırılacaktır. Yeni aday çözüm daha iyi uygunluk değerine sahip olduğundan eski X_1 ile yeni X_1 aday çözümü yer değiştirecektir. Güncellenmiş popülasyon durumu Çizelge 3.18'de verilmiştir.

Çizelge 3.18. SOS algoritmasında popülasyonun X1 aday çözümü için kommensalizm fazı sonrası güncellenmiş durumu

aday	x_1	x_2	uygunluk değeri
X_1	-8,87234	15,0549	305,369
X_2	24	10	676
X_3	10	-6	136
X_4	-2,38362	18,3237	341,438

Parazitizm aşamasında rastgele bir aday çözümünün bazı tasarım değişkenleri değiştirilerek aday çözümden parazit bir kopya oluşturulur. Rastgele seçilen aday çözüm X_4 aday çözümüdür ve $X_4^{Parazit} = (-4{,}53787\ ,\ 74{,}4193)$ olarak kabul edilmiştir. Parazit çözümün uygunluk değeri eğer rastgele seçilen aday çözümün uygunluk değerinden daha iyiyse parazit kopyası oluşturulan aday ile parazit aday çözüm yer değiştirir aksi halde herhangi bir işlem yapılmaz. $X_4^{Parazit}$ aday çözümünün Sphere fonksiyonuna göre uygunluk değeri 5558,82 olarak elde edilir. Parazit çözüm daha kötü uygunluk değerine sahip olduğundan mevcut popülasyon içerisindeki X_4 aday çözümü ile değiştirilmeyecektir.

Diğer aday çözümler için de aynı aşamalar uygulanarak Çizelge 3.19'deki popülasyon elde edilecektir. Elde edilen değerlerden SOS algoritmasının bir iterasyonda bile ne kadar etkili bir algoritma olduğu görülmektedir.

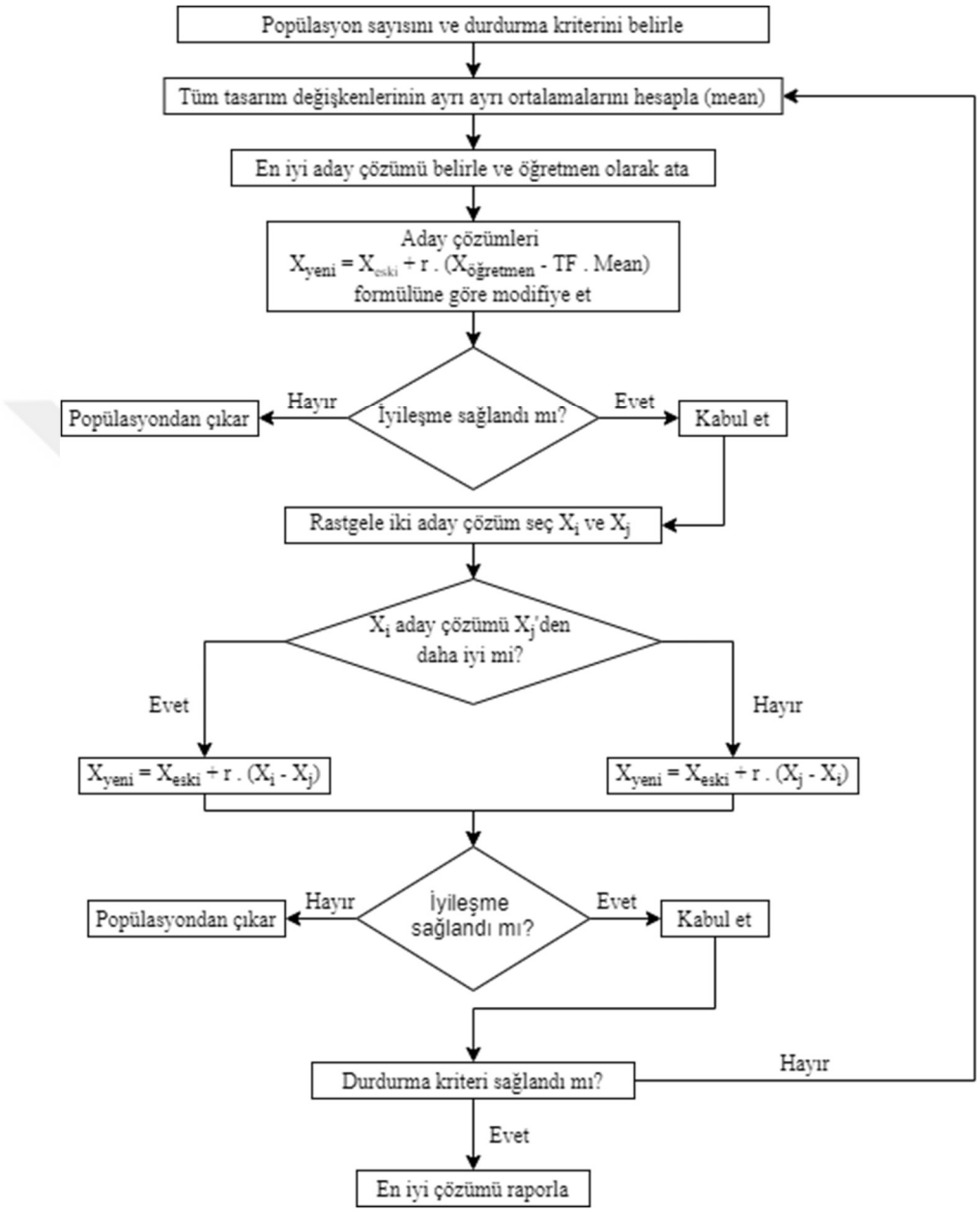
Çizelge 3.19. SOS algoritmasında bir iterasyon sonucunda elde edilen yeni popülasyon

aday	x_1	x_2	Uygunluk Değeri
X_1	1,01655	1,92931	4,75563
X_2	-1,68549	0,647251	3,2598
X_3	2,87483	-0,681068	8,72853
X_4	1,25189	-0,220383	1,6158

3.3.5. Teaching learning based optimization algoritması (TLBO)

TLBO algoritması sınıf içerisinde bulunan öğretmen ve öğrenciler arasındaki öğretme ve öğrenme süreçlerinden etkilenmiştir (Rao vd., 2011). Algoritma iki fazdan oluşmaktadır. Öğretmen fazında sınıf ortamında bulunan öğretmen-öğrenci arasındaki etkileşimden, öğrenci fazında öğrenci-öğrenci arasındaki etkileşimden esinlenerek

oluşturulan algoritma oldukça etkili olduğu görülmüştür. Kullanıcı tanımlı parametresi bulunmayan bir algoritmadır. TLBO algoritmasının akış diyagramı Şekil 3.5'te verilmiştir.



Şekil 3.5. TLBO algoritmasının akış diyagramı

TLBO algoritmasının birinci fazında öğretmenin öğrenci üzerindeki etkileri ile öğrencinin iyileşmesi örneklenmiştir. Bir sınıfta bulunan en başarılı öğrenci öğretmen olacaktır. Öğretmen tarafından bilgilerin paylaşılması sonucu öğrencilerin onun kadar bilgili olmaları veya öğretmenin bilgi seviyesine yaklaşmaları hedeflenir. İkinci fazında ise öğrencilerin birbirleri arasındaki etkileşimlerinden esinlenilmiştir. Bu aşamada öğrenciler

arasında bilgi aktarımı sonucunda öğrenci olarak belirlenen aday çözüm öğretmen olabilmektedir. Algoritma yeni aday çözümler elde edebilmek için tasarım değişkenlerinin aritmetik ortalama değerlerini kullanır. Algoritmada açgözlü bir yaklaşım kullanılır, daima daha iyi olan aday popülasyonda yerini alır. Parametre içermeyen TLBO algoritması bir defa çalıştırıldığında bir aday çözüm için iki defa amaç fonksiyonu hesabı yapmaktadır.

TLBO algoritmasının ilerleme sürecini daha iyi açıklayabilmek için popülasyon sayısı 4, tasarım değişkeni sayısı 3 ve maksimum iterasyon sayısı 7 olarak kabul edilmiş, TLBO algoritması denklem 3.23'te verilen Quartic test fonksiyonu üzerinde -1,28 ile 1,28 aralığında örneklendirilmiştir.

$$\sum_{i=1}^{d}(ix_i^4) \tag{3.23}$$

Öncelikle Denklem 3.6'ya göre popülasyon oluşturulacak ve uygunluk değerleri hesaplanacaktır. Elde edilen durum Çizelge 3.20'de verilmiştir.

Çizelge 3.20. TLBO algoritması için oluşturulan ilk aday popülasyon

aday	x_1	x_2	uygunluk değeri
X_1	-0,18	0,99	1,92224
X_2	0,89	0,411	0,684491
X_3	-0,3	-1,26	5,04905
X_4	-1,181	1,09	2,82424

Uygunluk değerlerine göre en iyi aday öğretmen olacaktır. Buna göre X_2 aday çözümü öğretmen rolündeki aday çözümdür. Tasarım değişkenlerinin kendi aralarında ortalamaları alınarak tasarım değişkeni sayısı ile aynı uzunlukta M vektörü oluşturulacaktır. Buna göre X_1 tasarım değişkeni için tasarım değişkenlerinin ortalaması 0,05725, X_2 tasarım değişkeni için tasarım değişkenlerinin ortalaması ise 0,30775 olacaktır.

$$X_i^{yeni} = X_i^{eski} + DF \tag{3.24}$$

$$DF = r_i.(M_{yeni} - T_F.M_i) \tag{3.25}$$

Öğretmen aşamasında yeni adaylar Denklem 3.24 ve Denklem 3.25'te verilen hareket operatörüne göre elde edilecektir. Burada r_i 0 ile 1 arasındaki rastgele sayılardan oluşan bir vektörü, X_i^{eski} ve X_i^{yeni} sırasıyla eski ve yeni aday çözümleri ifade eder. T_F öğrenme faktörüdür ve 1 veya 2 olabilir.

Çizelge 3.21. TLBO algoritmasında öğretmen fazında elde edilen yeni aday çözümler

aday	x_1	x_2		uygunluk değeri
X_1	0,109689	0,934035		1,52238
X_2	1,17969	0,355035		1,96851
X_3	-0,0103107	-1,31597	LB: -1,28	5,36871
X_4	0,108689	1,03403		2,28663

T_F değeri 2 olarak r_i sayıları ise (0,373552; 0,273669) olarak kabul edilmiştir. Buna göre oluşan yeni aday çözümler Çizelge 3.21'de verilmiştir. Çizelge 3.21'de verilen yeni aday çözümler ile Çizelge 3.20'de verilen eski aday çözümler karşılaştırılarak uygunluk değeri iyi olan aday çözüm kabul edilecektir, kötü olan aday popülasyondan atılacaktır. Güncellenmiş popülasyon durumu Çizelge 3.22'de verilmiştir.

Çizelge 3.22. TLBO algoritmasında öğretmen fazı sonrası güncellenmiş popülasyon

aday	x_1	x_2	uygunluk değeri
X_1	0,109689	0,934035	1,52238
X_2	0,89	0,411	0,684491
X_3	-0,3	-1,26	5,04905
X_4	0,108689	1,03403	2,28663

Öğretme aşaması tamamlandıktan sonra öğrenci fazına geçilecektir. Bu aşamada öğrencilerin birbirleri arasındaki bilgi paylaşımları kullanılarak optimum çözüme ulaşmaları beklenmektedir. Denklem 3.26 ve Denklem 3.27'de bulunan hareket operatörüne göre yeni adaylar oluşturulacaktır. Burada r_i 0 ile 1 arasında rastgele sayılardan oluşan bir vektördür. X_i^{eski} güncel aday çözümdür ve X_j ise X_i^{eski} dışında popülasyondan rastgele seçilen bir aday çözümdür. Eğer rastgele seçilen aday çözüm güncel aday çözümün uygunluk değerinden daha iyi ise Denklem 3.26 kullanılarak yeni aday çözümler elde edilir iyi değil ise Denklem 3.27 kullanılarak yeni aday çözümler elde edilir.

$$X_i^{yeni} = X_i^{eski} + r_i . (X_i^{eski} - X_j) \quad (3.26)$$

$$X_i^{yeni} = X_i^{eski} + r_i . (X_j - X_i^{eski}) \quad (3.27)$$

Çizelge 3.23. TLBO algoritmasında öğrenci fazı sonrası elde edilen popülasyon

	x_1	x_2	X_j	x_1	x_2	uygunluk değeri
X_1	0,109689	0,934035	X_3	0,320681	UB: 1,28	5,37928
X_2	0,89	0,411	X_1	UB:1,28	0,0775163	2,68443
X_3	-0,3	-1,26	X_2	0,312856	-0,194581	0,0124473
X_4	0,108689	1,03403	X_1	0,109204	0,970275	1,77274

Çizelge 3.23'te öğrenci fazında elde edilen yeni popülasyon verilmiştir. Elde edilen yeni aday çözümler uygunluk değerlerine göre karşılaştırılır ve uygunluk değeri daha iyi olan aday popülasyonda yerini alır. Uygunluk değerlerinin karşılaştırılmasına göre yapılan güncelleme sonrası bir iterasyon sonucunda elde edilen yeni popülasyon Çizelge 3.24'te verilmiştir.

Çizelge 3.24. TLBO algoritması ile bir iterasyon sonrası elde edilen popülasyon

aday	x_1	x_2	uygunluk değeri
X_1	0,109689	0,934035	1,52238
X_2	0,89	0,411	0,684491
X_3	0,312856	-0,194581	0,0124473
X_4	0,109204	0,970275	1,77274

3.3.6. Grey wolf optimizer$_2$ (GWO$_2$)

Orijinal GWO algoritmasının hareket operatöründe yer alan $\vec{A}$ ve $\vec{C}$ vektörleri her aday çözüm için farklı oluşturulduğunda daha iyi sonuçlar elde edileceği düşünülmüştür ve buna göre algoritmanın yapısı yeniden düzenlenmiştir. Denklem 3.28 ve Denklem 3.29'daki r_1 ve r_2 rastgele vektörleri her aday için farklı hesaplanmıştır. Diğer bölümler GWO algoritması ile aynı olduğundan örneklenmesi yapılmamıştır.

$$\vec{A} = 2\vec{a} . \vec{\mathbf{r_1}} - \vec{a} \quad (3.28)$$

$$\vec{C} = 2 . \vec{r_2} \tag{3.29}$$

3.3.7. Jaya algoritması$_2$ (JA$_2$)

Venkato Rao tarafından tanıtılan JA algoritmasındaki Denklem 3.17'de belirtilen hareket operatörünün içermiş olduğu en iyi aday çözüme yaklaşmayı sağlayan $r_{1,j,i}$ ve en kötü adaydan uzaklaşmayı sağlayan $r_{2,j,i}$ rastgele sayıları her aday çözüm için farklı oluşturularak çalışma yapılmıştır. Diğer süreçler standart JA algoritması ile aynı olduğundan örneklendirilmemiştir.

3.3.8. Jaya algoritması$_3$ (JA$_3$)

Algoritmada JA$_2$ algoritmasının üzerinde güncelleme yapılmıştır. Yine her aday çözüm için farklı $r_{1,j,i}$ ve $r_{2,j,i}$ rastgele sayıları kullanılmaktadır. Bunun yanı sıra JA$_3$ algoritmasında eğer en iyi aday çözüm mevcut iterasyon devam ederken değişirse Denklem 3.17'de bulunan yeni $X_{j,best,i}$ aday çözümü eşzamanlı olarak güncellenmektedir. Güncelleme sonrası popülasyon adayları algoritmanın hareket opratöründe yeni $X_{j,best,i}$ aday çözümü kullanılarak oluşturulmaktadır. Dolayısıyla JA$_3$ algoritmasının daha erken optimuma yaklaşabileceği düşünülmüştür. Diğer süreçler standart JA algoritması ile aynı olduğundan örneklendirilmemiştir.

3.3.9. Symbiotic organisms search$_2$ (SOS$_2$)

Mutualizm aşamasında Denklem 3.30 ve Denklem 3.31'de bulunan rand(0,1) rastgele sayıları her aday çözüm için farklı hesaplanarak rastsallığın etkisi artırılmıştır. Diğer süreçler standart SOS algoritması ile aynı olduğundan örneklendirilmemiştir.

$$X_{i,yeni} = X_i + \mathbf{rand(0,1)} \times (X_{best} - Mutual_{Vector} \times BF_1) \tag{3.30}$$

$$X_{j,yeni} = X_j + \mathbf{rand(0,1)} \times (X_{best} - Mutual_{Vector} \times BF_1) \tag{3.31}$$

3.3.10. Symbiotic organisms search$_3$ (SOS$_3$)

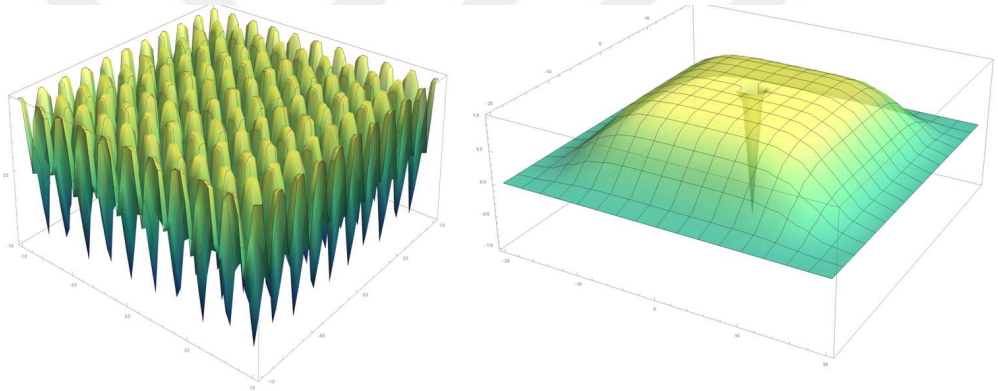
SOS_3 algoritması SOS_2 algoritması üzerinde yapılmış değişikliğe ek olarak bir değişiklik daha yapılarak oluşturulmuştur. Mutualizm aşamasında en iyi aday çözümden daha iyi bir aday çözüm elde edilirse iterasyon bitmeden en iyi aday güncellenerek daha hızlı optimum çözüme yakınsama amaçlanmıştır. Diğer süreçler standart SOS algoritması ile aynı olduğundan örneklendirilmemiştir.

3.3.11 Teaching learning based optimization$_2$ (TLBO$_2$)

Standart TLBO algoritmasına ek olarak öğretmen aşamasında eğer öğretmenden etkilenen öğrenciler arasındaki aday çözümlerde öğretmenden daha iyi bir aday elde edilirse en iyi aday çözüm öğretmen aşaması içerisinde güncellenmekte ve yeni elde edilen en iyi adaydan daha çok faydalanmak istenmiştir. Diğer süreçler standart TLBO algoritması ile aynı olduğundan örneklendirilmemiştir.

4. MATEMATİKSEL TEST YÖNTEMLERİ

Optimizasyon algoritmalarının iddia ettiği yeteneklerini kontrol edebilmek için literatürde değişken boyutlu ve sabit boyutlu olmak üzere çeşitli zorluk seviyelerinde çok sayıda matematiksel test problemi bulunmaktadır. Kullanılan optimizasyon algoritmalarının performansları birbirinden farklı yapılara sahip 120 adet matematiksel test problemi ile test edilmiştir. Bir problemin boyutu ne kadar artarsa optimum çözümü elde etmek o kadar zorlaşmaktadır. Sabit boyutlu olmayan test problemlerinin tasarım değişkeni sayısı 30 olarak kabul edimiştir. Matematiksel test problemlerinin yapısının örneklendirilmesi için Şekil 4.1'de iki farklı matematiksel test fonksiyonunun grafiği verilmiştir.



Şekil 4.1. Matematiksel test problemi örnekleri: a) Deb 01, b) Xin She Yang 03.

4.1. Matematiksel Test Problemleri Hakkındaki Bilgiler

Literatürde optimizasyon alanında bulunan matematiksel test problemleri Çizelge 4.1'de listelenmiş ve problemler hakkında bilgiler verilmiştir.

Çizelge 4.1. Matematiksel test fonksiyonları hakkında genel bilgiler

FN	Test Fonksiyonu	Arama Uzayı	Değişken Sayısı	Optimum Çözüm	Optimum Çözümü Oluşturan Değişkenler
1	Ackley	$x \in [-32 , 32]$	30	0	$x_1 = \ldots = x_{30} = 0$
2	Adjiman	$x_1 \in [-1 , 2]$ $x_2 \in [-1 , 1]$	2	-2,02181	$x_1 = 2,0$ $x_2 = 0,105783$
3	Alpine 01	$x \in [-10 , 10]$	30	0	$x_1 = \ldots = x_{30} = 0$

Çizelge 4.1. Matematiksel test fonksiyonları hakkında genel bilgiler (devam)

4	Alpine 02	$x \in [0 , 10]$	30	-2,8E+13	$x_1 = \ldots = x_n = 7{,}917$
5	Bartels Conn	$x \in [-50 , 50]$	2	1	$x_1 = x_2 = 0$
6	Beale	$x \in [-4{,}5 , 4{,}5]$	2	0	$x_1 = 3{,}0\ x_2 = 0{,}5$
7	Bent Cigar	$x \in [-100 , 100]$	30	0	$x_1 = \ldots = x_{30} = 0$
8	Bohachevsky 1	$x \in [-100 , 100]$	2	0	$x_1 = x_2 = 0$
9	Bohachevsky 2	$x \in [-100 , 100]$	2	0	$x_1 = x_2 = 0$
10	Bohachevsky 3	$x \in [-100 , 100]$	2	0	$x_1 = x_2 = 0$
11	Booth	$x \in [-10 , 10]$	2	0	$x_1 = 1\ x_2 = 3$
12	Branin 01	$x_1 \in [-5 , 10]$ $x_2 \in [0 , 15]$	2	0,397887	$(x_1,x_2) = (-\pi, 12{,}275)$; $(x_1,x_2) = (-\pi, 2{,}275)$; $(x_1,x_2) = (9{,}42478, 2{,}275)$
13	Branin 02	$x \in [-5 , 15]$	2	5,559037	$x_1 = -3{,}2\ x_2 = 12{,}53$
14	Brent	$x \in [-10 , 10]$	2	0	$x_1 = -10\ x_2 = -10$
15	Brown	$x \in [-1 , 4]$	30	0	$x_1 = \ldots = x_{30} = 0$
16	Bukin 04	$x_1 \in [-15 , -5]$ $x_2 \in [-3 , 3]$	2	0	$x_1 = -10\ x_2 = 0$
17	Bukin 06	$x_1 \in [-15 , -5]$ $x_2 \in [-3 , 3]$	2	0	$x_1 = -10\ x_2 = 1$
18	Carrom Table	$x \in [-10 , 10]$	2	-24,1568	$x_1 = \pm 9.646$, $x_2 = \pm 9.646$
19	Chichinadze	$x \in [-30 , 30]$	2	-42,9444	$x_1 = 6{,}1898\ x_2 = 0{,}5$
20	Chung-Reynold's	$x \in [-100 , 100]$	30	0	$x_1 = \ldots = x_n = 0$
21	Colville	$x \in [-10 , 10]$	4	0	$x_1 = x_2 = x_3 = x_4 = 1$
22	Cosine Mixture	$x \in [-1 , 1]$	4	-0,4	$x_1 = x_2 = x_3 = x_4 = 0$
23	Cross-in-Tray	$x \in [-10 , 10]$	2	-2,06261	$x_1 = \pm 1.34941\ x_2 = \pm 1.34941$
24	Cross-Leg Table	$x \in [-10 , 10]$	2	-1	$x_1 = x_2 = 0$
25	Crowned Cross	$x \in [-10 , 10]$	2	0,0001	$x_1 = x_2 = 0$
26	Csendes	$x \in [-1 , 1]$	30	0	$x_1 = \ldots = x_{30} = 0$
27	Cube	$x \in [-10 , 10]$	2	0	$x_1 = 1\ x_2 = 1$
28	Damavandi	$x \in [0 , 14]$	2	0	$x_1 = 2\ x_2 = 2$
29	Deb 01	$x \in [-1 , 1]$	30	-1	-0.9, -0.7, ..., 0.7, 0.9
30	Deb 02	$x \in [0 , 1]$	30	-1	m: 1, 3, 5, 7, 9 olmak üzere; $\left(\frac{m}{10} + 0.05\right)^{\frac{4}{3}}, \ldots, \left(\frac{m}{10} + 0.05\right)^{\frac{4}{3}}$
31	Decanomial	$x \in [-10 , 10]$	2	0	$x_1 = 2\ x_2 = -3$

Çizelge 4.1. Matematiksel test fonksiyonları hakkında genel bilgiler (devam)

32	D. Corrugated Spring	$x \in [0 , 10]$	30	-1	$x_1 = \ldots = x_{30} = 5$
33	Dixon-Price	$x \in [-10 , 10]$	30	0	$2^{-\frac{2^1-2}{2^1}}, 2^{-\frac{2^2-2}{2^2}}, \ldots, 2^{-\frac{2^d-2}{2^d}}$
34	Drop Wave	$x \in [-5{,}12 , 5{,}12]$	2	-1	$x_1 = x_2 = 0$
35	Easom	$x \in [-100 , 100]$	2	-1	$x_1 = x_2 = \pi$
36	Egg Holder	$x \in [-512 , 512]$	2	-959,641	$x_1 = 512\ x_2 = 404{,}2319$
37	Exponential	$x \in [-1 , 1]$	8	-1	$x_1 = \ldots = x_8 = 0$
38	Freudenstein -Roth	$x \in [-10 , 10]$	2	0	$x_1 = 5\ x_2 = 4$
39	Generalized Dixon-Price-Rosenbrock	$x \in [-30 , 30]$	30	0	$x_1 = x_2 = 1$
40	Goldstein-Price	$x \in [-2 , 2]$	2	3	$x_1 = 0\ x_2 = -1$
41	Griewank	$x \in [-600 , 600]$	30	0	$x_1 = \ldots = x_{30} = 0$
42	Hartmann 3	$x \in [0 , 1]$	3	-3,86278	$x_1 = 0{,}1\ x_2 = 0{,}55592003$ $x_3 = 0{,}85218259$
43	Holder Table	$x \in [-10 , 10]$	2	-19,2085	$x_1 = \pm 8{,}05502\ x_2 = \pm 9{,}66458$
44	Hosaki	$x \in [0 , 10]$	2	-2,34581	$x_1 = 4\ x_2 = 2$
45	Hyper-Ellipsoid	$x \in [-500 , 500]$	30	0	$x_1 = \ldots = x_{30} = 0$
46	Inverted Cosine Wave	$x \in [-5 , 5]$	30	-29	$x_1 = \ldots = x_{30} = 0$
47	Langermann	$x \in [0 , 10]$	2	-5,16213	$x_1 = 2{,}00299219$ $x_2 = 1{,}006096$
48	Levy 03	$x \in [-10 , 10]$	30	0	$x_1 = \ldots = x_{30} = 1$
49	Levy 13	$x \in [-10 , 10]$	2	0	$x_1 = x_2 = 1$
50	Matyas	$x \in [-10 , 10]$	2	0	$x_1 = x_2 = 0$
51	McCormick	$x_1 \in [-1{,}5 , -4]$ $x_2 \in [-3 , 4]$	2	-1,91322	$x_1 = -0{,}54719\ x_2 = -1{,}54719$
52	Michalewicz 2	$x \in [0 , \pi]$	2	-1,80114	$x_1 = 2{,}20\ x_2 = 1{,}57$
53	Michalewicz 5	$x \in [0 , \pi]$	5	-4,68766	$x_1 = 2{,}20291\ x_2 = 1{,}5708$ $x_3 = 1{,}28499\ x_4 = 1{,}92306$ $x_5 = 1{,}72047$
54	Michalewicz 10	$x \in [0 , \pi]$	10	-9,66015	$x_1 = 2{,}2029\ x_2 = 1{,}5708$ $x_3 = 1{,}28499\ x_4 = 1{,}92306$ $x_5 = 1{,}72047\ x_6 = 1{,}5708$ $x_7 = 1{,}45441\ x_8 = 1{,}75609$ $x_9 = 1{,}65572\ x_{10} = 1{,}5708$
55	Miele-Cantrell	$x \in [-1 , 1]$	4	0	$x_1 = 0\ x_1 = x_2 = x_3 = 1$
56	Mishra 01	$x \in [0 , 1]$	30	2	$x_1 = \ldots = x_{30} = 1$
57	Mishra 02	$x \in [0 , 1]$	30	2	$x_1 = \ldots = x_{30} = 1$
58	Mishra 03	$x \in [-10 , 10]$	2	-0,19874	$(x_1,x_2) = (-10 , -9{,}99297)$ $(x_1,x_2) = (-9{,}99297, -10)$

Çizelge 4.1. Matematiksel test fonksiyonları hakkında genel bilgiler (devam)

59	Mishra 04	x∈[-10 , 10]	2	-0,19941	x_1=-9,9411 x_2=-9,99957
60	Mishra 05	x∈[-10 , 10]	2	-0,11983	x_1=-1,98682 x_2=-10
61	Mishra 06	x∈[-10 , 10]	2	-2,28395	x_1=2,88631 x_2=1,82326
62	Mishra 07	x∈[-20 , 20]	30	0	$\prod_{i=1}^{d} x_i = d!$
63	Mishra 11	x∈[-10 , 10]	30	0	$\|x_1\|=\|x_2\|=\ldots=\|x_{30}\|$
64	Moved-Axis Parallel Hyper-Ellipsoid	x∈[-500 , 500]	30	0	x_i=5.i
65	Pathological	x∈[-100 , 100]	30	0	x_1=….= x_{30}=0
66	Pen-Holder	x∈[-11 , 11]	2	-0,96353	x_1=±9.646168 x_2=±9.646168
67	Periodic	x∈[-10 , 10]	2	0,9	x_1= x_2=0
68	Perm 01	x∈[0 , 0]	4	0	x_i=i
69	Perm 02	x∈[0 , 0]	30	0	x_i=1/i
70	Powell	x∈[-4 , 5]	24	0	x_1=….= x_{30}=0
71	Power Sum	x∈[0 , 0]	4	0	x_1=1 x_2= x_3=2 x_4=3
72	Price 04	x∈[-10 , 10]	2	0	(x_1,x_2)=(0, 0) (x_1,x_2)=(2, 4) (x_1,x_2)=(1,464 , -2,506)
73	Qing	x∈[-500 , 500]	30	0	x_i=√i
74	Quadratic	x∈[-10 , 10]	2	-3873,72	x_1=0,19388 x_2=0,485134
75	Quartic	x∈[-1,28 , 1,28]	30	0	x_1=….= x_{30}=1
76	Quintic	x∈[-10 , 10]	30	0	x_1=-1 x_2=2 ,...., x_{29}=-1 x_{30}=2
77	Rana	x∈[-500 , 500]	2	-928,548	x_1=-500 x_2=-500
78	Rastrigin	x∈[-5,12 , 5,12]	30	0	x_1=….= x_{30}=0
79	Ripple 01	x∈[0 , 1]	2	-2,2	x_1= x_2=0,1
80	Rosenbrock	x∈[-30 , 30]	30	0	x_1=….= x_{30}=1
81	Salomon	x∈[-100 , 100]	30	0	x_1=….= x_{30}=0
82	Schaffer F6	x∈[-100 , 100]	2	0	x_1= x_2=0
83	Schaffer N.2	x∈[-100 , 100]	2	0	x_1= x_2=0
84	Schaffer N.4	x∈[-100 , 100]	2	0,292579	x_1=0 x_2=1,253115
85	Schekel's Foxholes	x∈[-65,536 , 65,536]	2	0,998004	x_1=-31,9783 x_2=-31,9783
86	Schumer-Steiglitz 02	x∈[-100 , 100]	30	0	x_1=….= x_{30}=0
87	Schumer-Steiglitz 03	x∈[-100 , 100]	30	0	x_1=….= x_{30}=0
88	Schwefel	x∈[-500 , 500]	30	0,000382	x_1=….= x_{30}=420.9687
89	Schwefel 1.2	x∈[-100 , 100]	30	0	x_1=….= x_{30}=0
90	Schwefel 2.22	x∈[-10 , 10]	30	0	x_1=….= x_{30}=0

Çizelge 4.1. Matematiksel test fonksiyonları hakkında genel bilgiler (devam)

91	Shubert	x∈[-10 , 10]	2	-186,731	x_1=-0,800321 x_2=-1,42513
92	Simpleton-n	x∈[0 , 10]	30	-300	x_1=….= x_{30}=-10
93	Sinusoidal	x∈[0 , 180]	30	-3,5	x_1=….= x_{30}=90 + z
94	Six-Hump Camel	x∈[-5 , 5]	2	-1,03163	(x_1,x_2)=(-0,0898 , 0,7126) (x_1,x_2)=(0,0898 , -0,7126)
95	Sphere	x∈[-100 , 100]	30	0	x_1=….= x_{30}=0
96	Step	x∈[-5,12 , 5,12]	30	0	x_1=….= x_{30}=-0,5
97	Stepint	x∈[-5,12 , 5,12]	5	-5	$-5.12 \leq x_i < -5$
98	Styblinski-Tang	x∈[-5 , 5]	30	-1174,98	x_1=….= x_{30}=-2.90353
99	Sum Of Different Powers	x∈[-1 , 1]	30	0	x_1=….= x_{30}=0
100	Sum Squares	x∈[-10 , 10]	30	0	x_1=….= x_{30}=0
101	Three-Hump Camel	x∈[-5 , 5]	2	0	x_1= x_2=0
102	Trefethen	x∈[-10 , 10]	2	-3,30687	x_1=-0,02440307923 x_2=0,2106124261
103	Trid	x∈[0 , 0]	10	-210	x_i=i(d+1-i)
104	Trigonometric	x∈[0 , π]	30	0	x_1=….= x_{30}=0
105	Vincent	x∈[0,25 , 10]	30	-30	x_1=….= x_{30}=7,70628098 x_1=….= x_{30}=4,11121
106	W/Wavy	x∈[-π , π]	30	0	x_1=….= x_{30}=0
107	Wavy 01	x∈[-100 , 100]	30	0	x_1=….= x_{30}=24
108	Wayburn-Seader 01	x∈[-5 , 5]	2	0	(x_1,x_2)=(1,0 , 2,0) (x_1,x_2)=(1,5968 , 0,80639)
109	Weierstrass	x∈[-0,5 , 0,5]	30	0	x_1=….= x_{30}=0
110	Whitley	x∈[-10,24 , 10,24]	30	0	x_1=….= x_{30}=1
111	Wolfe	x∈[0 , 2]	3	0	x_1= x_2=x_3=0
112	Xin She Yang 01	x∈[-5 , 5]	30	0	x_1=….= x_{30}=0
113	Xin She Yang 02	x∈[-2π , 2π]	30	0	x_1=….= x_{30}=0
114	Xin She Yang 03	x∈[-20 , 20]	30	-1	x_1=….= x_{30}=0
115	Xin She Yang 06	x∈[-10 , 10]	30	-1	x_1=….= x_{30}=0
116	Xor	x∈[-1 , 1]	9	0,959759	x_1= x_3= x_6= x_7=1 x_2= x_4= x_5= x_8=-1 x_9=0,421134
117	Zakharov	x∈[-5 , 10]	10	0	x_1=….= x_{30}=0
118	Zero Sum	x∈[-10 , 10]	30	0	$\sum_{i=1}^{d} x_i = 0$
119	Zett 1	x∈[-1 , 5]	2	-0,00379	x_1=-0,029896 x_2=0

Çizelge 4.1. Matematiksel test fonksiyonları hakkında genel bilgiler (devam)

120	Zirilli	x∈[-10 , 10]	2	-0,35239	x_1=-1,04668 x_2=0

Test problemlerinin matematiksel denklemleri yapılan testlerdeki sıralamasıyla Çizelge 4.2'de verilmiştir.

Çizelge 4.2. Matematiksel test fonksiyonlarının denklemleri

FN	Fonksiyon	Denklem
1	Ackley	$20 - \frac{20}{E^{0.2*\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{d} x_i^2}{\mathrm{d}}}}} + E - E^{\frac{\sum_{i=1}^{\mathrm{d}}(\mathrm{Cos}[2\pi x_i])}{\mathrm{d}}}$
2	Adjiman	$\mathrm{Cos}(x_1) \times \mathrm{Sin}(x_2) - \frac{\mathrm{x}}{({x_2}^2 + 1)}$
3	Alpine 01	$\sum_{i=1}^{\mathrm{d}} \lvert x_i \mathrm{Sin}[x_i] + 0.1x_i \rvert$
4	Alpine 02	$-(\prod_{i=1}^{d} \sqrt{x_i}\mathrm{Sin}[x_i])$
5	Bartels Conn	$\lvert {x_1}^2 + {x_2}^2 + x_1x_2 \rvert + \lvert \mathrm{Sin}(x_1) \rvert + \lvert \mathrm{Cos}(x_2) \rvert$
6	Beale	$\left(1.5 - x_1(1 - x_2)\right)^2 + \left(2.25 - x_1(1 - {x_2}^2)\right)^2 + \left(2.625 - x_1(1 - {x_2}^3)\right)^2$
7	Bent Cigar	${x_i}^2 + 10^6 \sum_{i=2}^{d} ({x_i}^2)$
8	Bohachevsky 1	${x_1}^2 + 2{x_2}^2 - 0.3\mathrm{Cos}(3\pi x_1) - 0.4\mathrm{Cos}(4\pi x_2) + 0.7$
9	Bohachevsky 2	${x_1}^2 + 2{x_2}^2 - 0.3\mathrm{Cos}(3\pi x_1) \times \mathrm{Cos}(4\pi x_2) + 0.3$
10	Bohachevsky 3	${x_1}^2 + 2{x_2}^2 - 0.3\mathrm{Cos}(3\pi x_1 + 4\pi x_2) + 0.3$
11	Booth	$(x_1 + 2x_2 - 7)^2 + (2x_1 + x_2 - 5)^2$
12	Branin 01	$\left(-1.275\frac{{x_1}^2}{\pi^2} + 5\frac{x_1}{\pi} + x_2 - 6\right)^2 + \left(10 - \frac{5}{4\pi}\right)\mathrm{Cos}(x_1) + 10$
13	Branin 02	$\left(-1.275\frac{{x_1}^2}{\pi^2} + 5\frac{x_1}{\pi} + x_2 - 6\right)^2 + \left(10 - \frac{5}{4\pi}\right)\mathrm{Cos}(x_1)\mathrm{Cos}(x_2) + \mathrm{Log}({x_1}^2 + {x_2}^2 + 1) + 10$
14	Brent	$(x_1 + 10)^2 + (x_2 + 10)^2 + \mathrm{E}^{(-{x_1}^2 - {x_2}^2)}$
15	Brown	$\sum_{i=1}^{\mathrm{d}-1} (({x_i}^2)^{(x_{i+1}^2+1)} + ({x_{i+1}}^2)^{({x_i}^2+1)})$

Çizelge 4.2. Matematiksel test fonksiyonlarının denklemleri (devam)

16	Bukin 04	$100{x_2}^2 + 0.01\lvert x_1 + 10\rvert$
17	Bukin 06	$100\sqrt{\lvert x_2 - 0.01{x_1}^2\rvert} + 0.01\lvert x_1 + 10\rvert$
18	Carrom Table	$\frac{-1}{30}\mathrm{E}^{2\left\lvert 1-\frac{\sqrt{{x_1}^2+{x_2}^2}}{\pi}\right\rvert} \times \left(\mathrm{Cos}(x_1)\right)^2\left(\mathrm{Cos}(x_2)\right)^2$
19	Chidhinadze	${x_1}^2 - 12x_1 + 11 + 10\mathrm{Cos}(0.5\pi x_1) + 8\mathrm{Sin}(2.5\pi x_1) - 0.2\frac{\sqrt{5}}{\mathrm{E}^{0.5(x_2-0.5)^2}}$
20	Chung Reynolds	$(\sum_{i=1}^{\mathrm{d}} {x_i}^2)^2$
21	Colville	$100(x_1 - {x_2}^2)^2 + (1-x_1)^2 + 90(x_4 - {x_3}^2)^2 + (1-x_3)^2 + 10.1((x_2-1)^2 + (x_4-1)^2) + 19.8(x_2-1)(x_4-1)$
22	Cosine Mixture	$-(0.1(\sum_{i=1}^{\mathrm{d}} \mathrm{Cos}[5\pi x_i]) - (\sum_{i=1}^{\mathrm{d}} {x_i}^2))$
23	Cross-In-Tray	$-0.0001(\left\lvert \mathrm{Sin}(x_1)\times\mathrm{Sin}(x_2)\times\mathrm{E}^{\left\lvert 100-\frac{\sqrt{{x_1}^2+{x_2}^2}}{\pi}\right\rvert}\right\rvert + 1)^{0.1}$
24	Cross Leg	$\frac{-1}{(\left\lvert \mathrm{Sin}(x_1)\times\mathrm{Sin}(x_2)\times\mathrm{E}^{\left\lvert 100-\frac{\sqrt{{x_1}^2+{x_2}^2}}{\pi}\right\rvert}\right\rvert + 1)^{0.1}}$
25	Crowned Cross	$0.0001(\left\lvert \mathrm{Sin}(x_1)\times\mathrm{Sin}(x_2)\times\mathrm{E}^{\left\lvert 100-\frac{\sqrt{{x_1}^2+{x_2}^2}}{\pi}\right\rvert}\right\rvert + 1)^{0.1}$
26	Csendes	$\sum_{i=1}^{\mathrm{d}} ({x_i}^6(2 + \mathrm{Sin}[\mathrm{x}_i^{-1}]))$
27	Cube	$100(x_2 - {x_1}^3)^2 + (1-x_1)^2$
28	Damavandi	$(1 - \left\lvert \frac{\mathrm{Sin}(\pi(x_1-2))\mathrm{Sin}(\pi(x_2-2))}{(\pi)^2(x_1-2)(x_2-2)}\right\rvert^5) \times (2 + (x_1-7)^2 + 2(x_2-7)^2)$
29	Deb 01	$\frac{-1}{\mathrm{d}}(\sum_{i=1}^{\mathrm{d}} ((\mathrm{Sin}[5\pi x_i])^6))$
30	Deb 02	$\frac{-1}{\mathrm{d}}(\sum_{i=1}^{\mathrm{d}} ((\mathrm{Sin}[5\pi((x_i)^{\frac{3}{4}} - 0.05)])^6))$

Çizelge 4.2. Matematiksel test fonksiyonlarının denklemleri (devam)

31	Decominal	$0.001 \times (\lvert {x_2}^4 + 12{x_2}^3 + 54{x_2}^2 + 108x_2 + 81\rvert + \lvert {x_1}^{10} - 20{x_1}^9 + 180{x_1}^8 - 960{x_1}^7 + 3360{x_1}^6 - 8064{x_1}^5 + 13340{x_1}^4 - 15360{x_1}^3 + 11520{x_1}^2 - 5120x_1 + 2624\rvert)^2$
32	D. Corrugated Spring	$\left(0.1\sum_{i=1}^{d}((x_i-5)^2)\right) - \mathrm{Cos}\left[5\sqrt{\sum_{i=1}^{\mathrm{d}}(x_i-5)^2}\right]$
33	Dixon-Price	$(x_1-1)^2 + \sum_{i=2}^{\mathrm{d}} i(2(x_i)^2 - x_{i-1})^2)$
34	Drop Wave	$-\frac{1+\mathrm{Cos}[12\sqrt{{x_1}^2+{x_2}^2}]}{0.5({x_1}^2+{x_2}^2)+2}$
35	Easom	$-\mathrm{Cos}(x_1)\mathrm{Cos}(x_2)\mathrm{Exp}(-(x_1-\pi)^2-(x_2-\pi)^2)$
36	Egg Holder	$\sum_{i=1}^{\mathrm{d}-1}(-x_i\mathrm{Sin}[\sqrt{\lvert x_i - x_{i+1} - 47\rvert}] - (x_{i+1}+47)\mathrm{Sin}[\sqrt{\lvert 0.5x_i + x_{i+1} + 47\rvert}])$
37	Exponential	$-E^{(-0.5\sum_{i=1}^{d}(x_i)^2)}$
38	Freudenstein-Roth	$(x_1 - 13 + ((5-x_2)x_2 - 2)x_2)^2 + (x_1 - 29 + ((x_2+1)x_2 - 14)x_2)^2$
39	Generalized Dixon-Price-Rosenbrock	$\sum_{i=1}^{\mathrm{d}-1}(100({x_{i+1}} - {x_i}^2)^8 + (x_i-1)^8)$
40	Goldstein-Price	$(1 + (x_1+x_2+1)^2 \times (19 - 14x_1 + 3{x_1}^2 - 14x_2 + 6x_1x_2 + 3{x_2}^2)) \times (30 + (2x_1 - 3x_2)^2 \times (18 - 32x_1 + 12{x_1}^2 + 48x_2 - 36x_1x_2 + 27{x_2}^2))$
41	Griewank	$(\frac{1}{4000}(\sum_{i=1}^{\mathrm{d}}(x_i)^2) - (\prod_{i=1}^{\mathrm{d}}\mathrm{Cos}[\frac{x_i}{\sqrt{i}}]) + 1)$
42	Hartman 3	$-\sum_{i=1}^{4}(c_i \times E^{-\sum_{j=1}^{d}(a_{i,j}\times(x_j - p_{i,j})^2)})$
43	Holder Table	$-\left\lvert \mathrm{Sin}(x_1) \times \mathrm{Cos}(x_2) \times \mathrm{Exp}(\left\lvert 1 - \frac{\sqrt{{x_1}^2+{x_2}^2}}{\pi}\right\rvert)\right\rvert$

Çizelge 4.2. Matematiksel test fonksiyonlarının denklemleri (devam)

44	Hosaki	$(1 - 8x_1 + 7{x_1}^2 - \frac{7}{3}{x_1}^3 + \frac{1}{4}{x_1}^4){x_2}^2 \mathrm{E}^{-x_2}$
45	Hyper-Ellipsoid	$\sum_{i=1}^{\mathrm{d}} (b^{i-1}(x_i)^2)$
46	Inverted Cosine Wave	$(-\sum_{i=1}^{\mathrm{d}-1} (E^{-\frac{(x_i)^2+(x_{i+1})^2+0.5x_ix_{i+1}}{8}} \times \mathrm{Cos}[4\sqrt{(x_i)^2+(x_{i+1})^2+0.5x_ix_{i+1}}]))$
47	Langermann	$-\sum_{i=1}^{m} (c_i \frac{\mathrm{Cos}[\pi \sum_{j=1}^{d} (x_j - a_{i,j})^2]}{E^{\frac{1}{\pi}\sum_{j=1}^{d}(x_j - a_{i,j})^2}})$
48	Levy 03	$(\mathrm{Sin}[\pi(1 + \frac{x_1 - 1}{4})])^2 + \sum_{i=1}^{d-1} ((1 + \frac{x_i - 1}{4} - 1)^2 (1 + 10(\mathrm{Sin}[\pi(1 + \frac{x_{i+1} - 1}{4})])^2) + (1 + \frac{x_d - 1}{4} - 1)^2)$
49	Levy 13	$(\mathrm{Sin}(3\pi x_1))^2 + (x_1 - 1)^2(1 + (\mathrm{Sin}(3\pi {x_2}^2))^2) + (x_2 - 1)^2(1 + (\mathrm{Sin}(2\pi {x_2}^2))^2)$
50	Matyas	$0.26({x_1}^2 + {x_2}^2) - 0.48x_1x_2$
51	McCormick	$\mathrm{Sin}(x_1 + x_2) + (x_1 - x_2)^2 - 1.5x_1 + 2.5x_2 + 1$
52	Michalewicz 2	$-\sum_{i=1}^{2} (\mathrm{Sin}[x_i])(\mathrm{Sin}[\frac{(i * (x_i)^2)}{\pi}])^{20}$
53	Michalewicz 5	$-\sum_{i=1}^{5} (\mathrm{Sin}[\mathrm{x}_i]) \times (\mathrm{Sin}[\frac{(i * (\mathrm{x}_i)^2)}{\pi}])^{20}$
54	Michalewicz 10	$-\sum_{i=1}^{10} (\mathrm{Sin}[\mathrm{x}_i]) \times (\mathrm{Sin}[\frac{(i * (\mathrm{x}_i)^2)}{\pi}])^{20}$
55	Miele-Cantrell	$(E^{-\mathrm{x}_1} - \mathrm{x}_2)^4 + 100(\mathrm{x}_2 - \mathrm{x}_3)^6 + (\mathrm{Tan}[\mathrm{x}_3 - \mathrm{x}_4])^4 + {\mathrm{x}_1}^8$
56	Mishra 01	$1 + \mathrm{d} - \sum_{i=1}^{\mathrm{d}-1} \mathrm{x}_i$

Çizelge 4.2. Matematiksel test fonksiyonlarının denklemleri (devam)

57	Mishra 02	$1+\mathrm{d}-\sum_{i=1}^{\mathrm{d}-1}(\frac{\mathrm{x}_i+\mathrm{x}_{i+1}}{2})$
58	Mishra 03	$\sqrt{\left\lvert\mathrm{Cos}(\sqrt{\lvert{\mathrm{x}_1}^2+{\mathrm{x}_2}^2\rvert})\right\rvert}+\frac{\mathrm{x}_1+\mathrm{x}_2}{100}$
59	Mishra 04	$\sqrt{\left\lvert\mathrm{Sin}(\sqrt{\lvert{\mathrm{x}_1}^2+\mathrm{x}_2\rvert})\right\rvert}+\frac{\mathrm{x}_1+\mathrm{x}_2}{100}$
60	Mishra 05	$((\mathrm{Sin}((\mathrm{Cos}(\mathrm{x}_1)+\mathrm{Cos}(\mathrm{x}_2))^2))^2+(\mathrm{Cos}((\mathrm{Sin}(\mathrm{x}_1)+\mathrm{Sin}(\mathrm{x}_2))^2))^2+\mathrm{x}_1)^2+0.01(\mathrm{x}_1+\mathrm{x}_2)$
61	Mishra 06	$-\mathrm{Log}(\left(\left(\mathrm{Sin}\left((\mathrm{Cos}(\mathrm{x}_1)+\mathrm{Cos}(\mathrm{x}_2))^2\right]\right)^2-\left(\mathrm{Cos}\left((\mathrm{Sin}(\mathrm{x}_1)+\mathrm{Sin}(\mathrm{x}_2))^2\right)\right)^2+\mathrm{x}_1\right)^2)+0.1((\mathrm{x}_1-1)^2+(\mathrm{x}_2-1)^2)$
62	Mishra 07	$((\prod_{i=1}^{d}(\mathrm{x}_i))-\mathrm{d}!)^2$
63	Mishra 11	$(\frac{1}{d}(\sum_{i=1}^{\mathrm{d}}\lvert\mathrm{x}_i\rvert)-(\prod_{i=1}^{\mathrm{d}}\lvert\mathrm{x}_i\rvert)^{\frac{1}{\mathrm{d}}})^2$
64	M.-Axis P. Hyper-Ellipsoid	$\sum_{i=1}^{d}(i(\mathrm{x}_i-5i))^2$
65	Pathological	$\sum_{i=1}^{\mathrm{d}-1}\frac{(0.5+((\mathrm{Sin}[\sqrt{100{\mathrm{x}_i}^2{\mathrm{x}_{i+1}}^2}])^2-0.5))}{(1+0.001({\mathrm{x}_i}^2-2\mathrm{x}_i\mathrm{x}_{i+1}+{\mathrm{x}_{i+1}}^2)^2)}$
66	Pen-Holder	$-\mathrm{e}^{(-\left\lvert\mathrm{e}^{1-\frac{\sqrt{{\mathrm{x}_1}^2+{\mathrm{x}_2}^2}}{\pi}}\times\mathrm{Cos}(\mathrm{x}_1)\mathrm{Cos}(\mathrm{x}_2)\right\rvert)^{-1}}$
67	Periodic	$1+(\mathrm{Sin}(\mathrm{x}_1))^2+(\mathrm{Sin}(\mathrm{x}_2))^2-0.1e^{-({\mathrm{x}_1}^2+{\mathrm{x}_2}^2)}$
68	Perm 01	$\sum_{k=1}^{d}(\sum_{i=1}^{d}((i^k+\beta)((\frac{\mathrm{x}_i}{i})^k-1)))^2$
69	Perm 02	$\sum_{k=1}^{\mathrm{d}}(\sum_{i=1}^{\mathrm{d}}((i+\beta)({\mathrm{x}_i}^k-i^{-k})))^2$

Çizelge 4.2. Matematiksel test fonksiyonlarının denklemleri (devam)

70	Powell	$\sum_{i=1}^{d/4}((x_{4i-3}+10x_{4i-2})^2+5(x_{4i-1}-x_{4i})^2+(x_{4i-2}-2x_{4i-1})^4+10(x_{4i-3}-x_{4i})^4)$
71	Power Sum	$\sum_{i=1}^{d}((\sum_{j=1}^{d}(x_j)^i)-b_i)^2$
72	Price 04	$(2x_1{}^3x_2-x_2{}^3)^2+(6x_1-x_2{}^2+x_2)^2$
73	Qinq	$\sum_{i=1}^{d}(x_i{}^2-i)^2$
74	Quadratic	$-3803.84-138.08x_1-232.92x_2+128.08x_1{}^2+203.64x_2{}^2+182.25x_1x_2$
75	Quartic	$\sum_{i=1}^{d}(ix_i{}^4)$
76	Quintic	$\sum_{i=1}^{d}\lvert x_i{}^5-3x_i{}^4+4x_i{}^3+2x_i{}^2-10x_i-4\rvert$
77	Rana	$\sum_{i=1}^{d}\left(x_i\mathrm{Sin}\left[\sqrt{\lvert x_1-x_i+1\rvert}\right]\mathrm{Cos}\left[\sqrt{\lvert x_1+x_i+1\rvert}\right]+(x_1+1)\mathrm{Sin}\left[\sqrt{\lvert x_1+x_i+1\rvert}\right]*\mathrm{Cos}\left[\sqrt{\lvert x_1-x_i+1\rvert}\right]\right)$
78	Rastrigin	$\sum_{i=1}^{d}(x_i{}^2-10\mathrm{Cos}[2\pi x_i]+10)$
79	Ripple 01	$(-E^{-2\mathrm{Log}(2)(\frac{x_1-0.1}{0.8})^2}\times((\mathrm{Sin}(5\pi x_1))^6+0.1(\mathrm{Cos}(500\pi x_1))^2))+(-E^{-2\mathrm{Log}(2)(\frac{x_2-0.1}{0.8})^2}\times((\mathrm{Sin}(5\pi x_2))^6+0.1(\mathrm{Cos}(500\pi x_2))^2))$
80	Rosenbrock	$\sum_{i=1}^{d-1}(100(x_{i+1}-x_i{}^2)^2+(x_i-1)^2)$
81	Salomon	$1-\mathrm{Cos}[2\pi\sqrt{\sum_{i=1}^{d}x_i{}^2}]+0.1(\sqrt{\sum_{i=1}^{d}x_i{}^2})$
82	Schaffer F6	$0.5+\frac{(\mathrm{Sin}(\sqrt{x_1{}^2+x_2{}^2}))^2-0.5}{(1+0.001(x_1{}^2+x_2{}^2))^2}$

Çizelge 4.2. Matematiksel test fonksiyonlarının denklemleri (devam)

83	Schaffer N.2	$0.5+\frac{(\mathrm{Sin}({x_1}^2-{x_2}^2))^2-0.5}{(1+0.001({x_1}^2+{x_2}^2))^2}$
84	Schaffer N.4	$0.5+\frac{(\mathrm{Cos}(\mathrm{Sin}(\lvert{x_1}^2-{x_2}^2\rvert)))^2-0.5}{(1+0.001({x_1}^2+{x_2}^2))^2}$
85	Schekel's foxholes	$(\frac{1}{500}+\sum_{j=1}^{25}(\frac{1}{j+((x_1-a_{1,j})^6+(x_2-a_{2,j})^6)}))^{-1}$
86	Schumer-Steiglitz 02	$\sum_{i=1}^{d}(x_i)^4$
87	Schumer-Steiglitz 03	$\sum_{i=1}^{d}(a_i(x_i)^2)$
88	Schewel	$418.9829d-\sum_{i=1}^{d}(x_i\mathrm{Sin}[\sqrt{\lvert x_i\rvert}])$
89	Schwefel 1.2 (Rotated Hyper-Ellipsoid)	$\sum_{i=1}^{d}(\sum_{j=1}^{i}(x_j))^2$
90	Schwefel 2.22	$(\sum_{i=1}^{d}\lvert x_i\rvert)+(\prod_{i=1}^{d}\lvert x_i\rvert)$
91	Shubert	$(\sum_{i=1}^{5}(i\mathrm{Cos}((i+1)x_1+i)))\times(\sum_{i=1}^{5}(i\mathrm{Cos}((i+1)x_2+i)))$
92	Simpleton-n	$-\sum_{i=1}^{d}(x_i)$
93	Sinusoidal	$-((a\prod_{i=1}^{d}(\mathrm{Sin}[(x_i-z)\mathrm{Degree}]))+\prod_{i=1}^{d}(\mathrm{Sin}[(b(x_i-z))\mathrm{Degree}]))$
94	Six-hump camel	$(4-2.1{x_1}^2+\frac{{x_1}^4}{3}){x_1}^2+x_1x_2+(4{x_2}^2-4){x_2}^2$
95	Sphere	$\sum_{i=1}^{d}({x_i}^2)$
96	Step	$\sum_{i=1}^{d}((x_i+0.5)^2)$

Çizelge 4.2. Matematiksel test fonksiyonlarının denklemleri (devam)

97	Stepint	$25 + \sum_{i=1}^{d} (\text{Floor}[x_i])$
98	Styblinski-Tang	$0.5 \sum_{i=1}^{d} ({x_i}^4 - 16{x_i}^2 + 5x_i)$
99	Sum of different powers	$\sum_{i=1}^{d} (\lvert x_i \rvert)^{i+1}$
100	Sum squares	$\sum_{i=1}^{d} (i(x_i)^2)$
101	Three hump camel	$2{x_1}^2 - 1.05{x_1}^4 + \frac{{x_1}^6}{6} + x_1 x_2 + {x_2}^2$
102	Trefethen	$0.25{x_1}^2 + 0.25{x_2}^2 + E^{\text{Sin}(50x_1)} - \text{Sin}(10x_1 + 10x_2) + \text{Sin}(60E^{x_2}) + \text{Sin}(70\text{Sin}(x_1)) + \text{Sin}(\text{Sin}(80x_2))$
103	Trid	$\sum_{i=1}^{d} ((x_i - 1)^2) - \sum_{i=2}^{d} (x_i x_{i-1})$
104	Trigonometric	$\sum_{i=1}^{a} (a - \sum_{j=1}^{a} (\text{Cos}[x_j] + i(1 - \text{Cos}[x_i]) - \text{Sin}[x_i]))^2$
105	Vincent	$-\sum_{i=1}^{d} (\text{Sin}[10\text{Log}[x_i]])$
106	W/Wavy	$\frac{1}{d} \sum_{i=1}^{d} (1 - \text{Cos}[10x_i] \times E^{\frac{-1}{2}(x_i)^2})$
107	Wavy 01	$\sum_{i=1}^{d} \lvert 2(x_i - 24) + (x_i - 24)\text{Sin}[x_i - 24] \rvert$
108	Wayburn-Seader 01	$({x_1}^6 + {x_2}^4 - 17)^2 + (2x_1 + x_2 - 4)^2$
109	Weierstrass	$(\sum_{i=1}^{d} (\sum_{k=0}^{20} (0.5^k \text{Cos}[2\pi 3^k (x_i + 0.5)]))) - d \times \sum_{k=0}^{20} (0.5^k \text{Cos}[2\pi 3^k 0.5])$

Çizelge 4.2. Matematiksel test fonksiyonlarının denklemleri (devam)

110	Whitley	$\sum_{i=1}^{d}(\sum_{j=1}^{\mathrm{d}}(\frac{1}{4000}(100({x_i}^2-x_j)^2+(1-x_j)^2)^2-\mathrm{Cos}[100({x_i}^2-x_j)^2+(1-x_j)^2]+1))$
111	Wolfe	$\frac{4}{3}({x_1}^2+{x_2}^2-x_1x_2)^{0.75}+x_3$
112	Xin She Yang 01	$\sum_{i=1}^{\mathrm{d}}\mathrm{RandomReal}[0,1]\times(\lvert x_i\rvert)^i$
113	Xin She Yang 02	$\frac{\sum_{i=1}^{\mathrm{d}}\lvert x_i\rvert}{E^{\sum_{i=1}^{\mathrm{d}}\mathrm{Sin}[{x_i}^2]}}$
114	Xin She Yang 03	$E^{-\sum_{i=1}^{\mathrm{d}}(\frac{x_i}{\beta})^{2m}}-2E^{-\sum_{i=1}^{\mathrm{d}}({x_i}^2)}\times\prod_{i=1}^{\mathrm{d}}(\mathrm{Cos}[x_i])^2$
115	Xin She Yang 06	$\sum_{i=1}^{\mathrm{d}}((\mathrm{Sin}[x_i])^2)-E^{-\sum_{i=1}^{\mathrm{d}}({x_i}^2)})\times E^{-\sum_{i=1}^{\mathrm{d}}(\mathrm{Sin}[\sqrt{\lvert x_i\rvert}])^2}$
116	Xor 9	$(1+\mathrm{Exp}[-(\frac{x_7}{(1+\mathrm{Exp}[-x_1-x_2-x_5])})-\frac{x_8}{1+\mathrm{Exp}[-x_3-x_4-x_6]}-x_9])^{-2}+(1+\mathrm{Exp}[-\frac{x_7}{1+\mathrm{Exp}[-x_5]}-\frac{x_8}{1+\mathrm{Exp}[-x_6]}-x_9])^{-2}+(1-(1+\mathrm{Exp}[-\frac{x_7}{1+\mathrm{Exp}[-x_1-x_5]}-\frac{x_8}{1+\mathrm{Exp}[-x_3-x_6]}-x_9])^{-1})^2+(1-(1+\mathrm{Exp}[-\frac{x_7}{1+\mathrm{Exp}[-x_2-x_5]}-\frac{x_8}{1+\mathrm{Exp}[-x_4-x_6]}-x_9])^{-1})$
117	Zakharov	$\sum_{i=1}^{\mathrm{d}}(({x_i})^2))+(0.5\sum_{i=1}^{\mathrm{d}}(ix_i))^2+(0.5\sum_{i=1}^{\mathrm{d}}(ix_i))^4$
118	Zero sum	$\begin{cases}0 & , \quad \sum_{i=1}^{\mathrm{d}}x_i=0\\ 1+\left(10000\left\lvert\sum_{i=1}^{\mathrm{d}}x_i\right\rvert\right)^{0.5} & , \quad \sum_{i=1}^{\mathrm{d}}x_i\neq 0\end{cases}$
119	Zett 1	$({x_1}^2+{x_2}^2-2x_1)^2+0.25x_1$

Çizelge 4.2. Matematiksel test fonksiyonlarının denklemleri (devam)

120	Zirilli	$0.25x_1{}^4 - 0.5x_1{}^2 + 0.1x_1 + 0.5x_2{}^2$

4.2. Matematiksel Test Fonksiyonları Üzerinde Yapılan Çalışmalar

Hipersezgisel algoritma çalışmalarında kullanılan beş optimizasyon algoritması ve bu algoritmalarda yapılan geliştirmeler sonucunda oluşturulan optimizasyon algoritmaları literatürde bulunan 120 adet matematiksel test fonksiyonu ile test edilmiştir. Çalışmalarda Wolfram Mathematica yazılımı kullanılmıştır. Matematiksel test problemlerinde popülasyon sayısı 50 olarak alınmıştır.

Literatürde yapılan araştırmalar sonucunda algoritmalar karşılaştırılırken maksimum analiz sayılarının dikkate alındığı görülmüştür. Ancak bu şekilde bir karşılaştırma eşit olmamaktadır. Yapılan çalışmada tüm algoritmaları eşit olarak karşılaştırabilmek için maksimum iterasyon sayısı yerine maksimum analiz sayısı kullanılmıştır. Çünkü JA ve CBO algoritması bir iterasyonda popülasyon sayısı kadar analiz yapmaktayken, SOS algoritması popülasyon sayısının 4 katı kadar amaç fonksiyonu hesaplamakta, GWO algoritması popülasyon sayısının 3 eksiği kadar amaç fonksiyonu hesaplamakta ve TLBO algoritması popülasyon sayısının 2 katı kadar amaç fonksiyonu hesaplamaktadır. Dolayısıyla oldukça başarılı olan SOS algoritması yeni adaylar için dört defa global ve yerel arama yaparken GWO algoritması ise popülasyon sayısının üç eksiği kadar analiz yapmaktadır.

Optimizasyon algoritmaları test edilirken daha iyi gözlem yapılması için 30 kez çalıştırılmış, 50.000 ve 150.000 amaç fonksiyonu hesaplaması yapılmıştır. Ayrıca elde edilen en iyi aday çözüm, en kötü aday çözüm, en iyi aday çözümlerin ortalaması ve en iyi aday çözümlerin standart sapma değerleri hesaplanmıştır. Matematiksel test problemlerinin literatürde raporlanmış olan değerlerine ‰1 fark ile yaklaşan optimizasyon algoritmaları başarılı olarak değerlendirilmiştir. Çizelge 4.3'te kaynak algoritmaların analizlerde başarılı oldukları test problemi sayıları verilmiştir. JA, SOS ve TLBO algoritmaları orijinal versiyonlarında oldukça iyi performans göstermiştir. JA algoritmasının sonuçları incelendiğinde izin verilen maksimum analiz sayısının yükselmesi algoritmanın başarısını oldukça artırmıştır. JA algoritması 50.000 analiz sayısında 69 adet matematiksel test fonksiyonunda başarılı iken 150.000 analiz yapıldığında 89 matematiksel test fonksiyonunda

başarılı olmuştur. Yani yaklaşık %29 daha fazla test problemi üzerinde başarılı olmuştur. Diğer algoritmalar için analiz sayıları artırıldığında bu kadar yüksek bir fark oluşmamıştır. En yüksek performansı SOS algoritması göstermiş ve herhangi bir optimizasyon algoritması tarafından çözülen test problemlerinin 50.000 analiz sayısında problemlerin %94'ünde, 150.000 analiz yapıldığında ise problemlerin %92'sinde başarılı olmuştur.

Çizelge 4.3. Matematiksel test fonksiyonlarının analiz sonuçları

Optimizasyon Algoritması	**50.000 Analiz**	**150.000 Analiz**
CBO tarafından çözülebilen	78	83
GWO tarafından çözülebilen	77	82
JA tarafından çözülebilen	69	89
SOS tarafından çözülebilen	103	106
TLBO tarafından çözülebilen	95	102
Çözülebilen test problemi	110	115

Kullanılan beş farklı algoritma üzerinde değişiklikler yapıldığında orijinal versiyonlarına göre performans artışı elde edileceği düşünülen geliştirilmiş versiyonlarda kayda değer sonuçlar elde edilmiştir. Çizelge 4.4'te geliştirilmiş algoritmaların analiz sonuçları ve geliştirilmiş algoritmaların kaynak algoritmalara göre performanslarındaki artış oranları verilmiştir.

Çizelge 4.4. Geliştirilmiş optimizasyon algoritmalarının analiz sonuçları

Algoritma	**50.000 Analiz**	**Gelişme (%)**	**150.000 Analiz**	**Gelişme (%)**
GWO_2	93	20,78	98	19,51
JA_2	74	7,25	92	3,37
JA_3	86	24,64	96	7,87
SOS_2	104	0,97	106	0,00
SOS_3	103	0,00	106	0,00
$TLBO_2$	95	0,00	100	-1,96

Yapılan testlerde GWO_2, JA_2, JA_3 VE SOS_2 versiyonlarında iyileşme olduğu görülmüştür. Özellikle GWO_2 ve JA_3 algoritmaları ile oldukça iyi gelişme oranları elde edilmiştir. $TLBO_2$ algoritmasında bir gelişme elde edilememiştir.

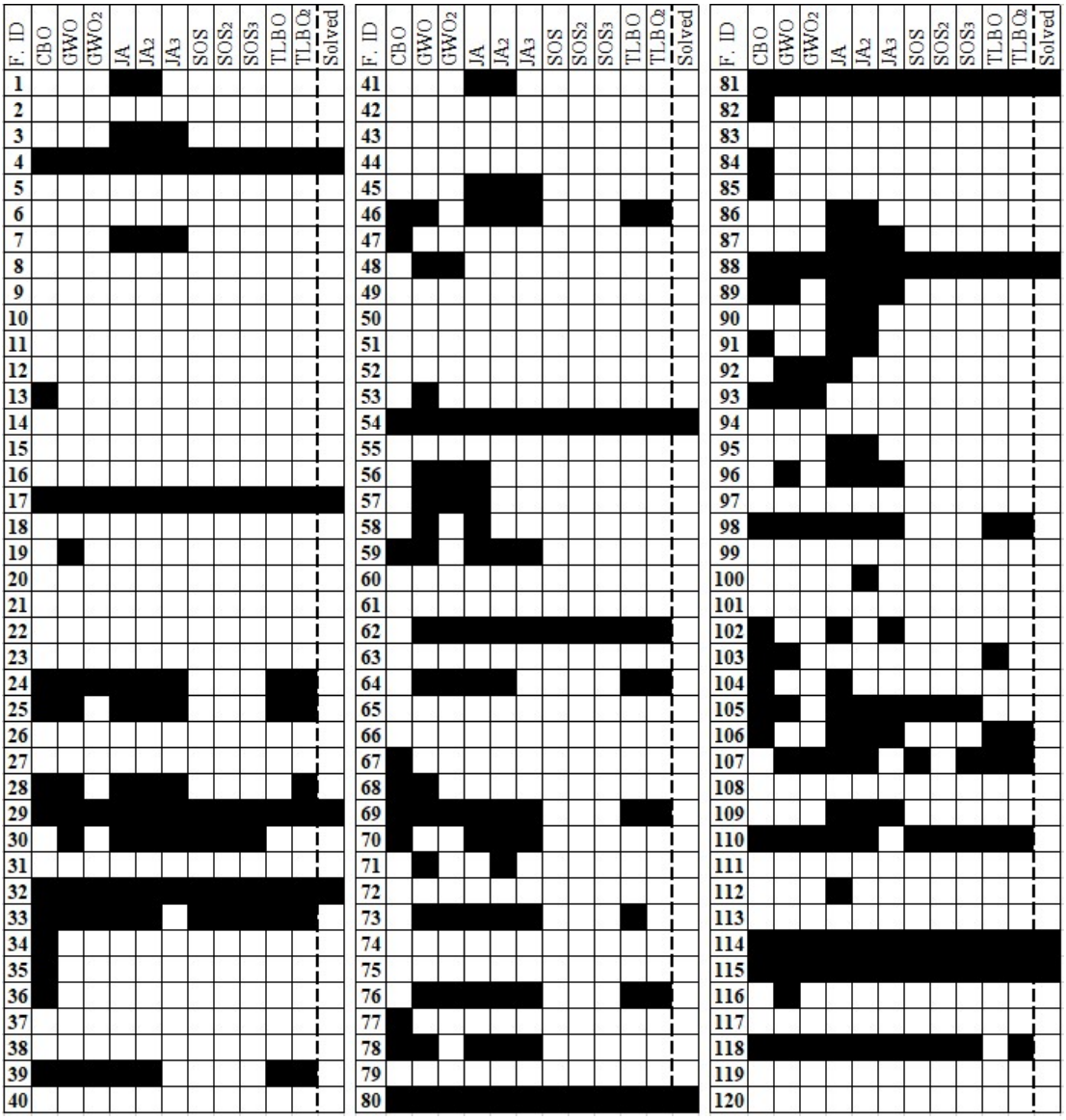
GWO_2: Kaynak algoritma olan GWO algoritması 50.000 analizde 77 adet test probleminde başarılı olurken, GWO üzerinde yapılan değişiklik ile elde edilen GWO_2 algoritması 93 adet test probleminde başarılı olarak oldukça iyi bir performans artışı göstermiştir. 150.000 analiz sonuçlarına göre standart GWO 82 test probleminde başarılı olurken GWO_2 98 test probleminde başarılı olmuştur. GWO algoritması üzerinde yapılan geliştirme ile 50.000 analiz sonucunda elde edilen 93 adet başarılı test problemi sayısı standart GWO algoritmasının 150.000 analiz sayısında çözdüğü test problemi sayısından daha yüksek olduğu görülmektedir. GWO algoritmasında yapılan geliştirmenin analiz sayısını azaltıp başarılı test problemi sayısını artırdığı görülmektedir.

JA_3: Kaynak algoritma olan JA algoritması 69 adet test probleminde başarılı olurken, JA üzerinde yapılan değişiklik ile elde ettiğimiz JA_3 algoritması 86 adet test probleminde başarılı olarak standart JA'ya göre iyi bir performans artışı göstermiştir. JA_3 algoritması 50.000 analizde başarılı olduğu 86 test problemi ile 150.000 analizde 89 adet test probleminde başarılı olan standart JA algoritmasına oldukça yaklaşmıştır. JA_3 algoritması 96 adet test probleminde başarılı olarak JA algoritmasına göre daha fazla performans göstermiştir.

SOS algoritmasının geliştirilmiş versiyonlarında kayda değer bir gelişme kaydedilmemiştir. Mevcut hali ile algoritma oldukça güçlü olduğu görülmektedir.

$TLBO_2$: Kaynak algoritma olan TLBO algoritmasına göre 50.000 iterasyonda performans artışı göstermemekle beraber, 150.000 iterasyon sayısında standart TLBO 102 adet test probleminde optimum sonuca ulaşırken $TLBO_2$ agoritmasının 100 adet test probleminde optimum sonuca ulaşarak daha kötü bir sonuç elde ettiği görülmüştür.

İlk olarak yapılan 50.000 analiz için elde edilen sonuçlara göre Şekil 4.2'de algoritmalar tarafından çözülemeyen problemler koyu renk ile belirtilmiştir. Şekil 4.2'de siyah dolgulu hücreler algoritmanın test probleminde başarısız olduğunu, F.ID çalışmadaki fonksiyon numarasını ifade etmektedir. "Solved" sütununda en az bir algoritma tarafından çözülen test problemleri gösterilmiştir.



Şekil 4.2. Optimizasyon algoritmaların 50.000 fonksiyon analizi ile yapılan test sonuçları

Analizler sonrası elde edilen en iyi sonuçlar Çizelge 4.5‘te, elde edilen en iyi değerlerin ortalamasını gösteren sonuçlar Çizelge 4.6’da, 30 çalıştırma içerisinde elde edilen en iyi sonuçların en kötüleri Çizelge 4.7’de ve 30 farklı çalıştırmanın en iyi sonuçlarının standart sapma değerleri ise Çizelge 4.8’de verilmiştir. 50.000 analiz sayısı ile yapılan çalışmada 110 adet matematiksel test problemi herhangi bir algoritma tarafından çözülmüştür. Bazı test problemlerinin karmaşıklığından dolayı 50.000 analiz sayısı yeterli gelmemiştir ve çözülemeyen test problemlerinin olduğu görülmüştür.

Çizelge 4.5. 30 farklı çalıştırma ve 50.000 analiz sonrası algoritmaların test problemi üzerinde elde ettiği en iyi değerler

Fonksiyon	CBO	GWO	GWO_2	JA	JA_2	JA_3	SOS	SOS_2	SOS_3	TLBO	$TLBO_2$
Ackley	5,93E-08	1,27E-11	0	0,041882	0,065808	0,000378	0	0	0	3,55E-15	3,55E-15
Adjiman	-2,02181	-2,02181	-2,02181	-2,02181	-2,02181	-2,02181	-2,02181	-2,02181	-2,02181	-2,02181	-2,02181
Alpine 01	3,29E-11	4,83E-12	1,83E-46	3,807285	3,97949	0,694533	2,13E-35	1,68E-34	7,73E-35	1,06E-50	4,36E-46
Alpine 02	-6,6E-09	-2,2E+09	-1,8E+12	-2,2E+09	-4,1E+09	-4E+09	-6E+12	-5,3E+12	-5,8E+12	-1,4E+12	-1,1E+12
Bartels Conn	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Beale	0	1,29E-08	1,04E-10	0	0	0	0	0	0	0	0
Bent Cigar	2,23E-07	4,5E-14	4,47E-77	2600,722	10018,17	0,136751	3,19E-60	5,28E-61	2,96E-61	1,86E-93	1,44E-82
Bohachevsky 1	0	-5,6E-17	-5,6E-17	-5,6E-17	-5,6E-17	-5,6E-17	-5,6E-17	-5,6E-17	-5,6E-17	-5,6E-17	-5,6E-17
Bohachevsky 2	0	2,29E-98	0	2,5E-145	2,8E-105	1,7E-119	1,1E-155	1,4E-156	3,2E-157	6,1E-212	5,6E-210
Bohachevsky 3	0	1,31E-68	0	2,8E-126	1,78E-85	2,3E-100	6,8E-148	1,1E-148	1,3E-148	4,6E-204	1,7E-198
Booth	0	3,34E-07	2,62E-10	0	0	0	0	0	0	0	0
Branin 01	0,397887	0,397889	0,397887	0,397887	0,397887	0,397887	0,397887	0,397887	0,397887	0,397887	0,397887
Branin 02	6,810589	5,558965	5,558914	5,558925	5,559066	5,559666	5,558914	5,558914	5,558914	5,558914	5,558914
Brent	1,38E-87	9,2E-10	2,06E-12	1,38E-87	1,38E-87	1,38E-87	1,38E-87	1,38E-87	1,38E-87	1,38E-87	1,38E-87
Brown	1,51E-15	5,18E-23	5,24E-86	1,1E-06	6,06E-06	2,94E-10	1,6E-69	4,38E-69	3,42E-69	3,2E-102	4,73E-92
Bukin 04	0	1,82E-08	9,03E-08	3,68E-06	6,68E-06	3,72E-07	4,13E-73	3,18E-71	4,04E-71	1,4E-289	4,7E-291
Bukin 06	0,001487	0,11803	0,054717	0,05	0,05	0,05	0,034594	0,020093	0,026111	0,019693	0,023142
Carrom Table	-24,1568	-24,1567	-24,1568	-24,1568	-24,1568	-24,1568	-24,1568	-24,1568	-24,1568	-24,1568	-24,1568
Chichinadze	-42,9444	-42,855	-42,9444	-42,9444	-42,9444	-42,9444	-42,9444	-42,9444	-42,9444	-42,9444	-42,9444
Chung-Reynold's	5,66E-23	1,09E-40	1,5E-165	8,58E-06	0,000248	1,83E-13	2,3E-132	2,4E-132	3,2E-132	1,4E-195	6,8E-176
Colville	8,19E-07	0,000782	9,36E-07	5,95E-09	2,43E-07	4,35E-07	2,36E-09	3,13E-09	2,7E-09	5,12E-13	2,49E-13
Cosine Mixture	-0,4	-0,4	-0,4	-0,4	-0,4	-0,4	-0,4	-0,4	-0,4	-0,4	-0,4
Cross-in-Tray	-2,06261	-2,06261	-2,06261	-2,06261	-2,06261	-2,06261	-2,06261	-2,06261	-2,06261	-2,06261	-2,06261
Cross-Leg Table	-0,08478	-0,00898	-0,55058	-0,00312	-0,0004	-0,001	-1	-1	-1	-0,08478	-0,08478
Crowned Cross	0,00118	0,023389	0,0001	0,065735	0,1391	0,090389	0,0001	0,0001	0,0001	0,00118	0,001177
Csendes	7,13E-09	6,22E-37	1E-178	2,75E-12	9,23E-13	1,49E-18	2,8E-185	2,4E-186	6,5E-188	6,3E-262	8,4E-239
Cube	0,000146	1,01E-05	4,62E-10	1,38E-14	4,91E-12	6,21E-12	2,04E-12	3,1E-13	3,15E-12	9,61E-26	6,12E-24
Damavandi	2	2,000001	6,41E-06	2	2	2	1,91E-11	1,77E-07	5,24E-09	-8,5E-14	0,020361
Deb 01	-0,55145	-0,83349	-0,99725	-0,60965	-0,60111	-0,62725	-0,90468	-0,93289	-0,90695	-0,83887	-0,91854
Deb 02	-1	-0,85716	-0,99947	-0,66669	-0,66763	-0,71917	-0,92568	-0,94042	-0,97144	-0,99997	-0,99996
Decanomial	0	1,89E-06	2,18E-10	8,14E-21	3,6E-20	6,5E-20	0	0	0	0	0
D. Corrugated Spring	0,409923	2,916353	-0,37336	-0,37336	-0,37336	-0,37336	-0,37336	-0,37336	-0,37336	-0,37336	-0,37336
Dixon-Price	0,035901	0,666667	0,666667	0,023236	0,701789	5,66E-06	0,666667	0,666667	0,666667	0,666667	0,666667
Drop-Wave	-0,93624	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1
Easom	-3,8E-68	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1
Egg Holder	-959,103	-959,641	-959,641	-959,641	-959,641	-959,641	-959,641	-959,641	-959,641	-959,641	-959,641
Exponential	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1
Freudenstein-Roth	0	8,33E-05	4,8E-08	0	0	0	0	0	0	0	0
G. Dixon-Price-Rosenbrock	14,02997	13,8672	0,005326	22,96279	49,16125	1,15E-06	3,35E-07	1,98E-05	1,66E-05	0,124267	0,066356

Çizelge 4.5. 30 farklı çalıştırma ve 50.000 analiz sonrası algoritmaların test problemi üzerinde elde ettiği en iyi değerler (devam)

Fonksiyon	CBO	GWO	GWO2	JA	JA2	JA3	SOS	SOS2	SOS3	TLBO	TLBO2
Goldstein-Price	3	3	3	3,000003	3,000006	3,000004	3	3	3	3	3
Griewank	8,9E-13	1,11E-16	0	0,014031	0,09824	1,89E-06	0	0	0	0	0
Hartmann 3	-3,86278	-3,86277	-3,86278	-3,86278	-3,86278	-3,86278	-3,86278	-3,86278	-3,86278	-3,86278	-3,86278
Holder Table	-19,2085	-19,2085	-19,2085	-19,2085	-19,2085	-19,2085	-19,2085	-19,2085	-19,2085	-19,2085	-19,2085
Hosaki	-2,34581	-2,34581	-2,34581	-2,34581	-2,34581	-2,34581	-2,34581	-2,34581	-2,34581	-2,34581	-2,34581
Hyper-Ellipsoid	3,65E-07	1,19E-14	1,74E-76	3787,647	9445,884	0,768879	1,68E-59	1,75E-59	3,67E-59	3,58E-91	1,37E-82
Inverted Cosine Wave	-3,97812	-18,7693	-29	-8,62933	-8,34817	-8,1454	-29	-29	-29	-21,9007	-21,1389
Langermann	-2,96931	-5,16213	-5,16213	-5,16213	-5,16213	-5,16213	-5,16213	-5,16213	-5,16213	-5,16213	-5,16213
Levy 03	1,67E-16	1,037558	0,061337	5,46E-08	1,37E-06	2,15E-12	2,02E-19	5,09E-20	1,3E-19	4,03E-06	3,43E-07
Levy 13	1,35E-31	8,69E-07	4,54E-10	1,35E-31	1,35E-31	1,35E-31	1,35E-31	1,35E-31	1,35E-31	1,35E-31	1,35E-31
Matyas	7,8E-177	1,93E-57	0	9,32E-81	1,12E-54	4,32E-60	6,3E-107	1,8E-107	1,7E-107	7,5E-152	5,5E-149
McCormick	-1,91322	-1,91322	-1,91322	-1,91322	-1,91322	-1,91322	-1,91322	-1,91322	-1,91322	-1,91322	-1,91322
Michalewicz 2	-1,8013	-1,8013	-1,8013	-1,8013	-1,8013	-1,8013	-1,8013	-1,8013	-1,8013	-1,8013	-1,8013
Michalewicz 5	-4,68766	-4,64097	-4,68765	-4,68766	-4,68766	-4,68766	-4,68766	-4,68766	-4,68766	-4,68766	-4,68766
Michalewicz 10	-9,1782	-7,2152	-9,28429	-6,90587	-7,2833	-7,36931	-9,65461	-9,60345	-9,65508	-9,61348	-9,65524
Miele-Cantrell	0	3,69E-43	0	0	0	0	8,6E-223	1,5E-236	7E-250	6,1E-247	6,6E-285
Mishra 01	2	38,40658	2,013331	2,37219	2	2	2	2	2	2	2
Mishra 02	2	4260,625	2,027499	2,775156	2	2	2	2	2	2	2
Mishra 03	-0,19993	-0,19746	-0,19968	-0,18782	-0,19852	-0,19913	-0,19993	-0,19993	-0,19993	-0,19993	-0,19993
Mishra 04	-0,19289	-0,19181	-0,19905	-0,19105	-0,19678	-0,19224	-0,19941	-0,19941	-0,19941	-0,19941	-0,19941
Mishra 05	-0,11983	-0,11983	-0,11983	-0,11983	-0,11983	-0,11983	-0,11983	-0,11983	-0,11983	-0,11983	-0,11983
Mishra 06	-2,28395	-2,28395	-2,28395	-2,28395	-2,28395	-2,28395	-2,28395	-2,28395	-2,28395	-2,28395	-2,28395
Mishra 07	0	5,54E+54	1,5E+51	1,67E+52	1,58E+54	7,01E+54	4,46E+53	1,55E+55	8,19E+54	1,2E+55	3,81E+55
Mishra 11	3,16E-30	4,05E-10	2,6E-13	0	0	0	0	0	0	0	0
M.-Axis P. Hyper-Ellipsoid	9,34E-10	14867964	121611,3	0,012404	0,91701	5,76E-07	1,21E-12	1,57E-12	3,2E-12	79,42014	7,294634
Pathological	9,06E-06	0,00019	2,97E-05	2,19E-06	4,82E-07	1,32E-06	2,65E-07	2,27E-06	1,64E-06	2,16E-08	2,16E-08
Pen-Holder	-0,96353	-0,96353	-0,96353	-0,96353	-0,96353	-0,96353	-0,96353	-0,96353	-0,96353	-0,96353	-0,96353
Periodic	1	0,9	0,9	0,9	0,900043	0,900022	0,9	0,9	0,9	0,9	0,9
Perm 01	0,192872	0,275502	2,45E-05	0,000165	8,52E-05	0,000171	0,000213	5,95E-05	2,61E-05	6,75E-06	2,91E-06
Perm 02	2,24E+35	375,1429	1,514222	73306,94	339790,8	64,51561	0,000354	0,000933	0,000498	0,002386	3,021678
Powell	0,001864	5,12E-11	2,86E-07	0,033596	0,034175	0,016214	1,66E-13	6,44E-15	4,44E-17	3,48E-11	1,56E-10
Power Sum	0,000263	0,005211	0,000134	0,00047	0,001457	0,000662	9,32E-05	5,04E-05	4,26E-05	1,44E-06	1,34E-05
Price 04	3,35E-15	1E-14	1,05E-18	2,49E-14	1,66E-13	1,76E-14	1E-15	2,65E-16	6,54E-16	8,48E-17	9,02E-16
Qing	5,54E-09	2716,238	58,64449	552,0694	842,9252	0,323399	1,33E-14	1,15E-14	9,27E-15	0,006904	0,000107
Quadratic	-3873,72	-3873,72	-3873,72	-3873,72	-3873,72	-3873,72	-3873,72	-3873,72	-3873,72	-3873,72	-3873,72
Quartic	2,28E-19	7,12E-34	1,8E-143	7,69E-09	1,13E-08	3,62E-15	1,9E-131	4,2E-133	1,4E-132	2,2E-193	1E-171
Quintic	4,31E-09	69,67776	0,198156	58,63407	56,2517	45,93727	2,26E-07	1,56E-07	2,18E-07	0,017563	0,003734
Rana	-928,548	-928,548	-928,548	-928,548	-928,548	-928,548	-928,548	-928,548	-928,548	-928,548	-928,548
Rastrigin	18,90422	4,448015	0	196,805	173,995	185,6828	0	0	0	0	0

Çizelge 4.5. 30 farklı çalıştırma ve 50.000 analiz sonrası algoritmaların test problemi üzerinde elde ettiği en iyi değerler (devam)

Fonksiyon	CBO	GWO	GWO2	JA	JA2	JA3	SOS	SOS2	SOS3	TLBO	TLBO2
Ripple 01	-2,2	-2,1999	-2,2	-2,2	-2,2	-2,2	-2,2	-2,2	-2,2	-2,2	-2,2
Rosenbrock	4,482967	27,17754	25,0122	2,63887	3,87062	0,103823	20,21985	20,36811	20,17711	26,61202	24,57245
Salomon	0,999874	0,199873	0,099873	0,800272	0,800644	0,602747	0,099873	0,099873	0,099873	0,099873	0,099873
Schaffer F6	0,178222	0	0	4,59E-06	1,43E-05	3,88E-06	0	0	0	0	0
Schaffer N.2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Schaffer N.4	0,497292	0,292579	0,292579	0,292579	0,292579	0,292579	0,292579	0,292579	0,292579	0,292579	0,292579
Schekel's Foxholes	2,982105	0,998004	0,998004	0,998004	0,998004	0,998004	0,998004	0,998004	0,998004	0,998004	0,998004
Schumer-Steiglitz 02	2,26E-12	2,53E-27	1,6E-137	0,005618	0,026607	1,61E-08	4,7E-126	8,2E-125	3,2E-126	7,4E-186	5,5E-163
Schumer-Steiglitz 03	3,03E-07	5,2E-12	1E-51	2,717313	8,552376	0,155093	1,03E-57	8,57E-58	3,49E-58	1,14E-77	3,65E-74
Schwefel	1304,339	5992,181	5229,194	5010,216	4569,157	544,8636	2901,86	2512,479	2819,427	2885,787	2872,501
Schwefel 1.2	185,6489	0,05149	4,56E-25	24128,31	18251,56	22446,38	3,82E-21	1,15E-21	7,78E-21	2,06E-20	7,04E-19
Schwefel 2.22	1,7E-10	1,39E-14	4,17E-47	0,040425	0,068293	0,000133	4,97E-34	1,07E-33	4,12E-34	1,32E-49	9,61E-46
Shubert	0,066741	-186,731	-186,731	-186,727	-186,73	-186,73	-186,731	-186,731	-186,731	-186,731	-186,731
Simpleton-n	-300	-265,025	-299,859	-298,203	-300	-300	-300	-300	-300	-300	-300
Sinusoidal	-7,8E-06	-2,36833	-3,49864	-3,5	-3,5	-3,5	-3,5	-3,5	-3,5	-3,4997	-3,49996
Six-Hump Camel	-1,03163	-1,03163	-1,03163	-1,03163	-1,03163	-1,03163	-1,03163	-1,03163	-1,03163	-1,03163	-1,03163
Sphere	1,49E-13	3,94E-22	1,18E-82	0,003667	0,010006	3,68E-07	1,02E-66	4,31E-66	1,52E-66	4,4E-99	7,54E-90
Step	3,44E-16	3,397656	3,13E-06	2,55451	2,283853	2,823897	8,29E-20	1,12E-19	1,99E-19	1,24E-05	4,95E-07
Stepint	-5	-5	-5	-5	-5	-5	-5	-5	-5	-5	-5
Styblinski-Tang	-460,05	-859,753	-1076,02	-739,236	-737,081	-709,904	-1174,98	-1174,98	-1174,98	-1090,15	-1090,16
Sum Of Different Powers	3,97E-26	2,05E-59	3,4E-274	6,16E-16	1,96E-16	2,7E-21	1,8E-166	3,4E-166	8,3E-166	2,7E-224	3,9E-218
Sum Squares	4,03E-14	2,26E-21	2,41E-84	0,000634	0,001547	6,11E-08	3,84E-67	5,31E-68	2,37E-67	1,8E-99	2,4E-91
Three-Hump Camel	0	2,47E-92	0	2,8E-141	2,6E-104	3,4E-118	3,8E-157	4,4E-157	6,4E-157	1,6E-208	4,8E-212
Trefethen	-2,93414	-3,30681	-3,30687	-3,30537	-3,30608	-3,30128	-3,30687	-3,30687	-3,30687	-3,30687	-3,30687
Trid	-200,429	-151,031	-210	-210	-210	-210	-210	-210	-210	-209,978	-210
Trigonometric	0,630445	0	0	1326,916	0	0	0	0	0	0	0
Vincent	-12,3999	-28,4387	-29,9997	-29,3143	-28,2369	-29,4088	-29,3421	-29,8674	-28,8224	-29,9996	-30
W/Wavy	0,407435	8,14E-17	0	0,650839	0,648249	0,653355	0	0	0	0,123731	0,155768
Wavy 01	3,18E-08	580,1538	22,73409	0,459518	1,13061	0,000686	0,005396	0,000645	5,780514	61,99592	94,20329
Wayburn-Seader 01	0	6,91E-05	2,45E-08	0	0	0	0	0	0	0	0
Weierstrass	6,05E-05	4,97E-14	0	0,988142	1,127549	0,074023	0	0	0	0	0
Whitley	35,77802	398,0443	378,0116	0,068424	1,658266	8,57E-10	347,8616	358,728	359,7637	387,3234	389,1363
Wolfe	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Xin She Yang 01	6,01E-06	8,37E-13	3,77E-97	0,002841	0,000769	0,00011	1,89E-29	2,57E-31	5,31E-33	4,17E-25	2,14E-28
Xin She Yang 02	1,12E-11	3,21E-09	3,34E-11	2,8E-11	2,69E-11	2,85E-11	2,52E-11	2,4E-11	2,27E-11	2,92E-11	2,89E-11
Xin She Yang 03	6,24E-74	6,35E-47	2,65E-66	6,24E-74	6,24E-74	6,24E-74	6,24E-74	6,24E-74	6,24E-74	6,24E-74	6,24E-74
Xin She Yang 06	2,74E-27	4,74E-13	3,12E-17	1,07E-12	5,29E-12	1,18E-12	2,1E-27	4,26E-27	3,54E-26	2,85E-17	2,62E-17
Xor	0,959759	0,967225	0,959759	0,959759	0,959759	0,959759	0,959759	0,959759	0,959759	0,959759	0,959759
Zakharov	2,69E-12	4,04E-16	2,9E-112	6,74E-05	0,000337	7,06E-05	5,48E-49	1,72E-49	2,33E-49	3,94E-59	6,39E-56

Çizelge 4.5. 30 farklı çalıştırma ve 50.000 analiz sonrası algoritmaların test problemi üzerinde elde ettiği en iyi değerler (devam)

Fonksiyon	CBO	GWO	GWO2	JA	JA2	JA3	SOS	SOS2	SOS3	TLBO	TLBO2
Zero Sum	1,044872	1,707406	1,040941	1,43809	1,439545	1,252639	1,113582	1,235844	1,536251	0	1,170309
Zett 1	-0,00379	-0,00379	-0,00379	-0,00379	-0,00379	-0,00379	-0,00379	-0,00379	-0,00379	-0,00379	-0,00379
Zirilli	-0,35239	-0,35239	-0,35239	-0,35239	-0,35239	-0,35239	-0,35239	-0,35239	-0,35239	-0,35239	-0,35239

Çizelge 4.6. 30 farklı çalıştırma ve 50.000 analiz sonrası algoritmaların test problemi üzerinde elde ettiği değerlerin ortalamaları

Fonksiyon	CBO	GWO	GWO_2	JA	JA_2	JA_3	SOS	SOS_2	SOS_3	TLBO	$TLBO_2$
Ackley	0,251491	2,07E-09	0	0,897751	1,556617	0,710119	1,18E-16	1,18E-16	2,37E-16	3,55E-15	3,55E-15
Adjiman	-2,02181	-2,02181	-2,02181	-2,02181	-2,02181	-2,02181	-2,02181	-2,02181	-2,02181	-2,02181	-2,02181
Alpine 01	2,73E-10	2,30439	0,00024	14,05214	14,06414	11,34121	9,34E-34	9,2E-34	5,94E-34	4,18E-49	3,52E-44
Alpine 02	-2,2E-10	-1,9E+08	-1,6E+11	-4,6E+08	-7,4E+08	-9,2E+08	-6,8E+11	-7,2E+11	-8,4E+11	-2,8E+11	-2,1E+11
Bartels Conn	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Beale	1,27E-11	0,170711	0,025402	5,83E-26	1,75E-11	0	0	0	0	0	0
Bent Cigar	2,73E-05	3,33E-10	7,4E-74	10477,29	21959,74	2,11334	1,04E-58	2,79E-59	8,28E-59	1,73E-88	3,45E-77
Bohachevsky 1	0	-5,6E-17	-5,6E-17	-5,6E-17	-5,6E-17	-5,6E-17	-5,6E-17	-5,6E-17	-5,6E-17	-5,6E-17	-5,6E-17
Bohachevsky 2	5,7E-307	0,021831	0	7,1E-132	3,75E-98	5,8E-112	1,5E-151	1,8E-150	2,6E-150	1,5E-193	2,2E-186
Bohachevsky 3	8,65E-96	0,015084	0	4,6E-112	1,53E-77	1,86E-84	9,7E-143	3,5E-143	1,5E-141	1E-181	1,7E-178
Booth	0	0,060162	2,29E-08	0	0	0	0	0	0	0	0
Branin 01	0,397887	0,397923	0,397887	0,398008	0,398006	0,397953	0,397887	0,397887	0,397887	0,397887	0,397887
Branin 02	6,901026	6,903625	6,578386	6,102331	5,899746	5,858048	5,558914	5,558914	5,558914	5,965158	6,102784
Brent	1,38E-87	4,44E-06	2,45E-09	1,38E-87	3,358403	4,095945	1,38E-87	1,38E-87	1,38E-87	1,38E-87	1,38E-87
Brown	1,37E-13	4,06E-18	5,35E-83	5,7E-06	1,49E-05	1,05E-09	1,26E-67	8,76E-68	4,37E-68	2,59E-97	1,55E-85
Bukin 04	0	5,53E-05	1,84E-06	2,56E-05	2,22E-05	2,19E-05	8,37E-66	6,03E-67	3,19E-65	1,1E-266	4,9E-260
Bukin 06	0,018306	0,874543	0,135051	0,284132	0,349119	0,328464	0,113815	0,092539	0,104341	0,046101	0,049479
Carrom Table	-24,1568	-24,1548	-24,1568	-23,6931	-24,1042	-24,0975	-24,1568	-24,1568	-24,1568	-24,1568	-24,1568
Chichinadze	-42,9444	-42,53	-42,9421	-42,9444	-42,9444	-42,9444	-42,9444	-42,9444	-42,9444	-42,9444	-42,9444
Chung-Reynold's	1,66E-17	1,86E-29	1,8E-158	0,000324	0,001147	5,64E-12	3E-128	6,3E-129	5,9E-129	3,3E-189	5,7E-163
Colville	0,515321	2,190133	0,354282	0,006334	3,77E-05	0,000755	2,29E-05	6,4E-08	1,1E-07	7,91E-07	0,001503
Cosine Mixture	-0,3071	-0,4	-0,4	-0,4	-0,4	-0,4	-0,4	-0,4	-0,4	-0,4	-0,4
Cross-in-Tray	-2,06261	-2,06261	-2,06261	-2,06261	-2,06261	-2,06261	-2,06261	-2,06261	-2,06261	-2,06261	-2,06261
Cross-Leg Table	-0,08478	-0,00047	-0,01865	-0,00032	-0,00025	-0,00027	-0,16112	-0,22563	-0,25755	-0,08104	-0,07728
Crowned Cross	0,00118	0,536239	0,305211	0,454351	0,417082	0,401845	0,00842	0,008649	0,008289	0,001542	0,002931
Csendes	3,01E-07	1,35E-21	1,4E-169	1,39E-09	5,7E-11	3,69E-15	8,9E-180	1,5E-179	1,2E-180	2,1E-241	6,1E-218
Cube	0,03461	0,258927	4,85E-08	1,43E-10	1,66E-09	2,93E-09	1,05E-10	8,8E-11	3,3E-10	3,8E-16	1,86E-14
Damavandi	2	2,00008	1,912497	2	2	2	0,340186	0,186987	0,340473	1,687755	1,716387
Deb 01	-0,45673	-0,7064	-0,9456	-0,55046	-0,54899	-0,55951	-0,86508	-0,86783	-0,86317	-0,69379	-0,68776
Deb 02	-1	-0,7114	-0,86532	-0,61294	-0,60332	-0,62246	-0,87882	-0,88539	-0,89081	-0,99285	-0,98723

Çizelge 4.6. 30 farklı çalıştırma ve 50.000 analiz sonrası algoritmaların test problemi üzerinde elde ettiği değerlerin ortalamaları (devam)

Fonksiyon	CBO	GWO	GWO_2	JA	JA_2	JA_3	SOS	SOS_2	SOS_3	TLBO	$TLBO_2$
Decanomial	0	0,606868	7,38E-07	2,87E-17	2,39E-16	2,07E-16	0	0	0	0	0
D. Corrugated Spring	0,738935	9,547153	-0,17493	0,373367	0,081029	0,274157	0,070499	0,070499	0,01828	0,148827	0,148827
Dixon-Price	1,059038	0,689071	0,666716	1,895348	1,693038	0,93304	0,666667	0,666667	0,666667	0,666667	0,666667
Drop-Wave	-0,84321	-0,95537	-1	-0,99992	-0,99991	-0,99991	-1	-1	-1	-1	-1
Easom	-1,3E-69	-0,93333	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1
Egg Holder	-894,87	-847,431	-905,499	-955,018	-957,271	-959,611	-959,641	-959,641	-959,641	-953,134	-957,472
Exponential	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1
Freudenstein-Roth	43,15638	26,46743	6,639445	0,048216	0,01392	0,069055	0	0	0	0	0
G. Dixon-Price-Rosenbrock	496751,9	19,35061	2,318566	61148049	96069804	12,0032	0,001126	0,001221	0,001492	0,295975	0,114462
Goldstein-Price	3	4,804022	3,000002	3,000163	3,000151	3,000233	3	3	3	3	3
Griewank	0,004596	0,044953	0,002179	0,482375	0,450698	0,217465	0	0	0	0	2,46E-10
Hartmann 3	-3,86278	-3,85947	-3,86236	-3,86278	-3,86278	-3,86278	-3,86278	-3,86278	-3,86278	-3,86278	-3,86278
Holder Table	-19,2085	-19,1947	-19,2085	-19,1298	-19,1933	-19,1917	-19,2085	-19,2085	-19,2085	-19,2085	-19,2085
Hosaki	-2,34581	-2,34581	-2,34581	-2,34581	-2,34581	-2,34581	-2,34581	-2,34581	-2,34581	-2,34581	-2,34581
Hyper-Ellipsoid	103,9856	3,57E-10	4,2E-74	23251379	440401,4	59,00282	1,51E-57	9,32E-58	7,83E-58	1,36E-87	5,01E-75
Inverted Cosine Wave	-1,76973	-14,1733	-21,5938	-6,54415	-6,67027	-6,70376	-24,9151	-24,7713	-24,859	-19,9794	-19,5649
Langermann	-0,9211	-4,73536	-5,16213	-5,01799	-5,16213	-5,16213	-5,16213	-5,16213	-5,16213	-5,16213	-5,16213
Levy 03	8,21E-15	4,527167	0,15772	3,51E-05	3,08E-05	6,89E-11	3,82E-18	6,44E-18	2,77E-18	0,000974	0,030201
Levy 13	1,35E-31	0,066326	1,51E-08	1,35E-31	1,35E-31	1,35E-31	1,35E-31	1,35E-31	1,35E-31	1,35E-31	1,35E-31
Matyas	3,6E-70	3,83E-31	0	6,67E-68	2,68E-49	4,92E-52	4,8E-104	4,6E-103	3,4E-104	2E-132	7,5E-123
McCormick	-1,8085	-1,91322	-1,91322	-1,91316	-1,91318	-1,91319	-1,91322	-1,91322	-1,91322	-1,91322	-1,91322
Michalewicz 2	-1,8013	-1,7478	-1,8013	-1,8013	-1,8013	-1,8013	-1,8013	-1,8013	-1,8013	-1,8013	-1,8013
Michalewicz 5	-4,54543	-3,74588	-4,4305	-4,64213	-4,62604	-4,63848	-4,68766	-4,68766	-4,68766	-4,62415	-4,61342
Michalewicz 10	-8,63451	-5,602	-8,00796	-6,16809	-6,07855	-6,12587	-9,23672	-9,16104	-9,18992	-9,19384	-9,098
Miele-Cantrell	2,91E-10	0,000944	0	2,9E-46	1,54E-47	2,35E-27	3,37E-46	1,1E-41	7,09E-39	2,45E-26	1,4E-41
Mishra 01	2	9661643	3,444725	15,83683	2	2	2	2	2	2	2
Mishra 02	2	1,26E+08	3,373314	46,87665	2	2	2	2	2	2	2
Mishra 03	-0,17506	-0,04456	-0,17245	-0,10608	-0,18785	-0,18958	-0,19992	-0,19993	-0,19992	-0,19832	-0,19809
Mishra 04	-0,14546	-0,08756	-0,13493	-0,16384	-0,17778	-0,1796	-0,19914	-0,1991	-0,19888	-0,1988	-0,1988
Mishra 05	-0,1121	-0,09433	-0,11983	-0,11983	-0,11983	-0,11983	-0,11983	-0,11983	-0,11983	-0,1195	-0,11983
Mishra 06	-2,06984	-2,09396	-2,25598	-2,28395	-2,28395	-2,28395	-2,28395	-2,28395	-2,28395	-2,28395	-2,28395
Mishra 07	0	1,13E+64	9,19E+56	6,7E+58	8,12E+57	1,51E+58	7,43E+57	1,67E+58	3,23E+58	2,84E+58	2,73E+58
Mishra 11	3,2E-26	0,008476	3,98E-12	0	0	0	0,000243	2,44E-12	8,23E-05	0	0
M.-Axis P. Hyper-Ellipsoid	1,77E-07	40358409	2193692	0,096501	2,250338	4,03E-06	3,31E-11	5,14E-11	5,27E-11	14567,61	3631,326
Pathological	4,11E-05	0,001877	7,48E-05	4,16E-05	2,38E-05	3,27E-05	1,65E-05	1,82E-05	1,71E-05	5,08E-06	6,29E-06
Pen-Holder	-0,96353	-0,96335	-0,96353	-0,96349	-0,96349	-0,96351	-0,96353	-0,96353	-0,96353	-0,96353	-0,96353
Periodic	1	0,963356	0,906671	0,904964	0,901178	0,900784	0,9	0,9	0,9	0,9	0,9

Çizelge 4.6. 30 farklı çalıştırma ve 50.000 analiz sonrası algoritmaların test problemi üzerinde elde ettiği değerlerin ortalamaları (devam)

Fonksiyon	CBO	GWO	GWO_2	JA	JA_2	JA_3	SOS	SOS_2	SOS_3	TLBO	$TLBO_2$
Perm 01	23,71458	1679,772	0,007187	0,003171	0,001472	0,002364	0,001052	0,002677	0,001389	0,002298	0,001021
Perm 02	3,43E+58	2971556	61,2581	1,44E+31	1,19E+34	2,19E+20	143,0124	137,4274	190,581	439,0306	386,9232
Powell	0,005982	1,88E-05	1,01E-05	1,380447	3,331577	0,12813	2,95E-09	3,14E-09	1,17E-09	1,23E-06	2,99E-06
Power Sum	0,012298	0,546861	0,061573	0,012357	0,016621	0,017901	0,001778	0,002953	0,002282	0,000606	0,00078
Price 04	2,58E-07	3,1E-08	6,83E-13	5,66E-11	5,39E-11	4,07E-11	8,57E-13	8,8E-13	6,61E-13	6,11E-12	5,24E-13
Qing	1,65E-05	5028,922	678,6555	1957,633	2003,925	947,2801	4,19E-12	4,41E-10	1,95E-10	19,65273	0,098968
Quadratic	-3873,72	-3871,33	-3873,72	-3873,72	-3873,72	-3873,72	-3873,72	-3873,72	-3873,72	-3873,72	-3873,72
Quartic	1,68E-16	8,86E-25	8,9E-136	8,56E-08	5,33E-08	4,63E-13	9,4E-129	1,4E-128	1,7E-128	2,1E-184	6,8E-157
Quintic	2,1E-08	90,13494	14,35008	81,46474	77,22212	67,67582	0,001266	0,001045	6,05E-05	1,441466	0,241561
Rana	-928,548	-928,548	-928,548	-928,548	-928,548	-928,548	-928,548	-928,548	-928,548	-928,548	-928,548
Rastrigin	41,29074	43,62344	2,555538	232,4409	226,8419	221,624	0	0	0	12,97187	11,8899
Ripple 01	-2,16124	-2,16187	-2,2	-2,2	-2,2	-2,19999	-2,2	-2,2	-2,2	-2,2	-2,2
Rosenbrock	118,2455	28,54874	26,35791	71,14103	86,08771	43,04164	21,54886	21,50944	21,64968	27,05228	25,97874
Salomon	1,730246	0,386541	0,163207	1,13965	1,151342	0,882876	0,099873	0,099873	0,099873	0,122123	0,106541
Schaffer F6	0,252823	0,009392	0,003239	0,000805	0,000432	0,000421	1,54E-07	7,97E-12	2,13E-08	0,000324	3,91E-06
Schaffer N.2	0,389808	2,47E-05	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Schaffer N.4	0,498891	0,29268	0,292579	0,29258	0,29258	0,292581	0,292579	0,292579	0,292579	0,292579	0,292579
Schekel's Foxholes	11,00903	7,764517	3,152068	0,998468	0,998141	0,998208	0,998004	0,998004	0,998004	0,998004	0,998004
Schumer-Steiglitz 02	8,69E-10	1,7E-15	1,5E-129	0,129451	0,285574	7,54E-07	2,1E-121	4,6E-122	3E-122	1,3E-177	2,9E-153
Schumer-Steiglitz 03	0,009536	2,14E-08	4,63E-47	57,2917	43,22819	10,74667	6,11E-56	4,87E-56	5,56E-56	2,2E-73	8,77E-70
Schwefel	2375,524	7777,653	6077,873	6936,83	6970,473	6662,497	3823,662	3762,223	3964,441	4672,656	4835,091
Schwefel 1.2	410,4382	43,21365	1,49E-17	34091,42	31962,71	33304,07	8,19E-19	2,01E-18	4,99E-18	9,63E-18	9,88E-16
Schwefel 2.22	2,87E-09	7,54E-13	3,11E-46	0,089608	0,127341	0,000474	3,18E-33	2,35E-33	2,69E-33	1,12E-48	1,46E-43
Shubert	0,066741	-177,449	-186,725	-186,281	-186,391	-186,384	-186,73	-186,731	-186,73	-186,731	-186,731
Simpleton-n	-300	-242,151	-297,668	-287,202	-300	-300	-300	-300	-300	-300	-300
Sinusoidal	-1E-06	-0,27843	-0,98571	-3,01614	-3,12678	-3,35054	-3,5	-3,5	-3,5	-3,33705	-3,33292
Six-Hump Camel	-1,03163	-1,02844	-1,03163	-1,03162	-1,03162	-1,03162	-1,03163	-1,03163	-1,03163	-1,03163	-1,03163
Sphere	9,49E-12	1,24E-15	2,39E-80	0,015847	0,028803	1,8E-06	9,89E-65	6,36E-65	5,76E-65	6,75E-96	3,14E-82
Step	4,4E-14	4,356353	0,238651	3,683738	3,632319	3,562061	6,83E-18	1,52E-17	1,1E-17	0,001398	0,000519
Stepint	-5	-4,3	-5	-5	-5	-5	-5	-5	-5	-5	-5
Styblinski-Tang	-290,898	-756,067	-962,021	-666,071	-668,529	-662,704	-1167,85	-1166,4	-1165,04	-1041,5	-1035,49
Sum Of Different Powers	4,32E-23	7,75E-34	1,9E-258	4,23E-13	1,5E-12	9,57E-17	4,7E-161	5,4E-162	6,1E-161	1,5E-205	1,5E-201
Sum Squares	2,28E-12	2,45E-17	9,81E-81	0,001753	0,004	2,57E-07	1,66E-65	4,87E-66	8,79E-66	5,75E-96	2,85E-83
Three-Hump Camel	8,9E-301	0,01991	0	2,2E-131	1,9E-99	1,4E-110	8,9E-152	1,7E-152	1E-152	2,8E-197	6,2E-195
Trefethen	-1,10367	-2,73299	-3,19326	-3,22191	-3,20281	-3,23275	-3,30687	-3,30687	-3,30684	-3,30593	-3,30687
Trid	-104,048	-27,6935	-170,051	-150,294	-210	-210	-210	-210	-210	-207,857	-209,948
Trigonometric	28,307	2,017157	0	159700,7	5,72E-05	0,006447	0	0	0	0,00949	0

Çizelge 4.6. 30 farklı çalıştırma ve 50.000 analiz sonrası algoritmaların test problemi üzerinde elde ettiği değerlerin ortalamaları (devam)

Vincent	-6,68142	-25,1866	-29,0655	-20,8569	-21,958	-22,8172	-26,9801	-26,8738	-26,8293	-29,9326	-29,9632
W/Wavy	0,496714	0,245986	0,029468	0,707495	0,706896	0,705371	0	0	0	0,294608	0,331401
Wavy 01	28,17869	849,0049	114,3786	6,141941	7,677482	4,692013	21,28921	15,46361	24,6662	170,9192	199,04
Wayburn-Seader 01	1,26E-09	1,205549	0,041944	1,11E-05	2,59E-05	1,81E-05	6,44E-25	4,17E-25	2,34E-21	0	0
Weierstrass	0,380641	4,52E-09	0	2,320507	2,138069	1,422199	0	0	0	0	0
Whitley	287,6719	522,9174	392,1697	343,9672	510,6106	285,661	375,5066	379,842	377,9891	402,5747	400,5681
Wolfe	0	2,77E-75	0	3,63E-07	0	0	0	0	0	0	0
Xin She Yang 01	0,925622	1,05E-05	1,91E-31	1,545237	13,12345	1,55141	3,25E-24	1,18E-25	7,21E-25	7,36E-14	2,14E-13
Xin She Yang 02	1,33E-11	3,44E-07	4,33E-08	3,1E-11	3,09E-11	3,61E-11	6,22E-11	5,93E-11	6,02E-11	3,07E-11	3,05E-11
Xin She Yang 03	6,24E-74	1,79E-29	3,17E-50	1,17E-73	7,77E-74	5,04E-73	6,24E-74	6,24E-74	6,24E-74	2,18E-72	1,58E-70
Xin She Yang 06	6,58E-26	3,8E-12	8,42E-17	3,07E-11	2,84E-11	1,83E-11	6,84E-16	1,64E-18	6,46E-17	8,91E-15	1,05E-14
Xor	0,966547	0,980365	0,967635	0,965106	0,96427	0,963571	0,965912	0,966142	0,965784	0,963644	0,962563
Zakharov	1,41E-09	3,8E-09	3,3E-103	0,000871	0,002733	0,001174	2,95E-47	3,97E-47	7,15E-47	2,22E-54	2,7E-52
Zero Sum	1,149244	4,924206	1,363998	2,805071	3,088187	2,753879	2,510081	2,558637	2,66131	2,103817	1,997681
Zett 1	-0,00379	-0,00379	-0,00379	-0,00379	-0,00379	-0,00379	-0,00379	-0,00379	-0,00379	-0,00379	-0,00379
Zirilli	-0,35239	-0,32575	-0,35239	-0,35239	-0,35239	-0,35239	-0,35239	-0,35239	-0,35239	-0,35239	-0,35239

Çizelge 4.7. 30 farklı çalıştırma ve 50.000 analiz sonrası algoritmaların test problemi üzerinde elde ettiği en kötü değerler

Fonksiyon	CBO	GWO	GWO_2	JA	JA_2	JA_3	SOS	SOS_2	SOS_3	TLBO	$TLBO_2$
Ackley	1,646224	2,04E-08	0	19,9603	19,96199	19,96038	3,55E-15	3,55E-15	3,55E-15	3,55E-15	3,55E-15
Adjiman	-2,02181	-2,02181	-2,02181	-2,02181	-2,02181	-2,02181	-2,02181	-2,02181	-2,02181	-2,02181	-2,02181
Alpine 01	1,76E-09	18,05147	0,002671	25,63971	24,46816	23,49469	5,99E-33	3,58E-33	1,47E-33	5,25E-48	4,31E-43
Alpine 02	0	-560373	-4E+08	-3,5E+07	-1,3E+07	-4,7E+07	-3,2E+10	-2,7E+10	-1,6E+10	-4E+10	-4E+10
Bartels Conn	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Beale	3,81E-10	0,762096	0,76207	1,75E-24	5,24E-10	0	0	0	0	0	0
Bent Cigar	0,000201	8,76E-09	4,26E-73	27350,94	47919,29	12,15858	5,33E-58	2,63E-58	6,24E-58	2,72E-87	5,13E-76
Bohachevsky 1	0	-5,6E-17	-5,6E-17	-5,6E-17	-5,6E-17	-5,6E-17	-5,6E-17	-5,6E-17	-5,6E-17	-5,6E-17	-5,6E-17
Bohachevsky 2	1,7E-305	0,218314	0	2,1E-130	1,1E-96	1,1E-110	1,5E-150	3,7E-149	7,2E-149	4,2E-192	6,6E-185
Bohachevsky 3	2,59E-94	0,226265	0	1,2E-110	2,02E-76	5,52E-83	1,1E-141	5,2E-142	4,1E-140	3,1E-180	5,2E-177
Booth	0	1,804572	1,07E-07	0	0	0	0	0	0	0	0
Branin 01	0,397887	0,398075	0,397888	0,399157	0,398643	0,398288	0,397887	0,397887	0,397887	0,397887	0,397887
Branin 02	7,714955	7,715045	7,708401	6,810589	6,810623	6,810589	5,558914	5,558914	5,558914	6,810589	6,810589
Brent	1,38E-87	7,02E-05	3,87E-08	1,38E-87	100,7521	122,8783	1,38E-87	1,38E-87	1,38E-87	1,38E-87	1,38E-87
Brown	2,95E-12	5,3E-17	3,35E-82	1,65E-05	2,63E-05	2,88E-09	5,6E-67	1,13E-66	1,87E-67	6,84E-96	2,76E-84
Bukin 04	0	0,000261	7,51E-06	0,0001	6,42E-05	5,17E-05	1,83E-64	8,92E-66	6,95E-64	2,2E-265	1,5E-258

Çizelge 4.7. 30 farklı çalıştırma ve 50.000 analiz sonrası algoritmaların test problemi üzerinde elde ettiği en kötü değerler (devam)

Fonksiyon	CBO	GWO	GWO_2	JA	JA_2	JA_3	SOS	SOS_2	SOS_3	TLBO	$TLBO_2$
Bukin 06	0,049923	3,089367	0,262788	1,195326	1,122645	0,922377	0,263512	0,262108	0,264695	0,056624	0,125807
Carrom Table	-24,1568	-24,1486	-24,1568	-21,2894	-23,5019	-23,3716	-24,1568	-24,1568	-24,1568	-24,1568	-24,1568
Chichinadze	-42,9444	-42,4967	-42,8917	-42,9444	-42,9444	-42,9444	-42,9444	-42,9444	-42,9444	-42,9444	-42,9444
Chung-Reynold's	2,87E-16	5,43E-28	5,2E-157	0,001266	0,00489	3,01E-11	6,2E-127	5,8E-128	1,5E-127	6,6E-188	1,7E-161
Colville	1,582132	6,560219	2,610789	0,180002	0,000401	0,01719	0,000667	3,4E-07	1,56E-06	1,31E-05	0,029097
Cosine Mixture	-0,21005	-0,4	-0,4	-0,4	-0,4	-0,4	-0,4	-0,4	-0,4	-0,4	-0,4
Cross-in-Tray	-2,06261	-2,06261	-2,06261	-2,0626	-2,0626	-2,06259	-2,06261	-2,06261	-2,06261	-2,06261	-2,06261
Cross-Leg Table	-0,08478	-0,00013	-0,00017	-0,00017	-0,0002	-0,00018	-0,00048	-0,00069	-0,00912	-0,01264	-0,00742
Crowned Cross	0,00118	0,826664	0,536572	0,616304	0,563348	0,530234	0,064875	0,102328	0,116485	0,00885	0,038164
Csendes	1,21E-06	2,85E-20	3,9E-168	3,57E-08	5,52E-10	9,43E-14	1,2E-178	4,3E-178	2,4E-179	6,4E-240	1,8E-216
Cube	0,089178	0,56307	2,84E-07	1,33E-09	2,94E-08	5,34E-08	7,49E-10	5,21E-10	5,26E-09	8,21E-15	4,61E-13
Damavandi	2	2,000338	2	2	2	2	2	1,39896	2	2	2
Deb 01	-0,39708	-0,48628	-0,58676	-0,51281	-0,49595	-0,52321	-0,8273	-0,81367	-0,82963	-0,60353	-0,60348
Deb 02	-1	-0,50152	-0,56241	-0,57215	-0,55419	-0,56781	-0,8297	-0,83614	-0,83959	-0,9525	-0,83824
Decanomial	0	8,804963	8,46E-06	2,61E-16	1,29E-15	1,9E-15	0	0	0	0	0
D. Corrugated Spring	1,506671	14,66325	2,916346	1,506499	1,5065	1,506499	0,409923	0,409923	0,409923	0,409923	0,409922
Dixon-Price	5,069488	1,000006	0,668029	4,725079	4,221118	2,409477	0,666667	0,666667	0,666667	0,666671	0,666667
Drop-Wave	-0,57407	-0,93625	-1	-0,99931	-0,9995	-0,9993	-1	-1	-1	-1	-1
Easom	0	-4,7E-07	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1
Egg Holder	-849,396	-557,362	-786,526	-882,179	-888,694	-959,201	-959,641	-959,641	-959,641	-894,579	-894,579
Exponential	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1
Freudenstein-Roth	49,79582	104,4099	49,79582	0,750082	0,169172	1,207421	0	0	0	0	0
G. Dixon-Price-Rosenbrock	11177806	23,35698	5,429796	8,35E+08	2,88E+09	127,3415	0,003929	0,004923	0,015133	1,110729	0,247848
Goldstein-Price	3	30,00029	3,000009	3,000458	3,000764	3,00116	3	3	3	3	3
Griewank	0,041824	0,146769	0,013057	0,810491	0,86082	0,643089	0	0	0	0	7,38E-09
Hartmann 3	-3,86278	-3,85292	-3,8549	-3,86278	-3,86278	-3,86278	-3,86278	-3,86278	-3,86278	-3,86278	-3,86278
Holder Table	-19,2085	-18,8103	-19,2085	-18,0207	-19,0469	-19,076	-19,2085	-19,2085	-19,2085	-19,2085	-19,2085
Hosaki	-2,34581	-2,34578	-2,34581	-2,34581	-2,34581	-2,34581	-2,34581	-2,34581	-2,34581	-2,34581	-2,34581
Hyper-Ellipsoid	3119,564	8,91E-09	2,58E-73	2,4E+08	7155389	1089,73	1,04E-56	1,16E-56	5,27E-57	9,5E-87	9,38E-74
Inverted Cosine Wave	-0,71199	-10,6364	-14,6749	-5,69393	-5,69348	-5,56439	-15,453	-14,9394	-16,3619	-17,1732	-17,1399
Langermann	-0,00183	-2,95346	-5,16213	-3,00004	-5,16213	-5,16213	-5,16213	-5,16213	-5,16213	-5,16213	-5,16213
Levy 03	6,7E-14	6,39171	0,376643	0,000758	0,000568	1,3E-09	2,88E-17	3,66E-17	3,29E-17	0,02419	0,905437
Levy 13	1,35E-31	1,000124	1,03E-07	1,35E-31	1,35E-31	1,35E-31	1,35E-31	1,35E-31	1,35E-31	1,35E-31	1,35E-31
Matyas	1,08E-68	7,62E-30	0	1,34E-66	4,95E-48	5,08E-51	3,9E-103	8,3E-102	4,3E-103	4,8E-131	2,2E-121
McCormick	1,22837	-1,91321	-1,91322	-1,91286	-1,91306	-1,9131	-1,91322	-1,91322	-1,91322	-1,91322	-1,91322
Michalewicz 2	-1,8013	-1	-1,8013	-1,8013	-1,8013	-1,8013	-1,8013	-1,8013	-1,8013	-1,8013	-1,8013
Michalewicz 5	-4,33313	-2,59918	-3,69459	-4,4915	-4,32691	-4,42393	-4,68766	-4,68766	-4,68766	-4,49589	-4,49589
Michalewicz 10	-8,08821	-3,97229	-5,73034	-5,35564	-5,26334	-5,3243	-8,54037	-8,34144	-8,60819	-8,54229	-8,10228
Miele-Cantrell	4,88E-09	0,009807	0	8,69E-45	4,5E-46	7,06E-26	9,03E-45	2,78E-40	2,1E-37	7,34E-25	4,19E-40

Çizelge 4.7. 30 farklı çalıştırma ve 50.000 analiz sonrası algoritmaların test problemi üzerinde elde ettiği en kötü değerler (devam)

Fonksiyon	CBO	GWO	GWO_2	JA	JA_2	JA_3	SOS	SOS_2	SOS_3	TLBO	$TLBO_2$
Mishra 01	2	1,45E+08	26,03128	53,44469	2	2	2	2	2	2	2
Mishra 02	2	1,46E+09	9,007907	451,9383	2	2	2	2	2	2	2
Mishra 03	-0,07112	0,105502	-0,00796	0,213817	-0,16877	-0,16863	-0,19985	-0,1999	-0,19975	-0,15166	-0,14484
Mishra 04	-0,05972	0,039384	-0,02088	-0,13055	-0,15474	-0,15252	-0,1973	-0,19792	-0,19589	-0,19194	-0,18716
Mishra 05	-0,00264	-0,01331	-0,11983	-0,11983	-0,11983	-0,11983	-0,11983	-0,11983	-0,11983	-0,11003	-0,11983
Mishra 06	-1,29866	-1,30258	-1,86434	-2,28395	-2,28395	-2,28395	-2,28395	-2,28395	-2,28395	-2,28395	-2,28395
Mishra 07	0	7,03E+64	2,34E+58	1,49E+60	5,27E+58	1,32E+59	5,85E+58	1,52E+59	2,52E+59	3,15E+59	2,53E+59
Mishra 11	7,87E-25	0,254142	2E-11	0	0	0	0,005693	7,32E-11	0,0022	0	0
M.-Axis P. Hyper-Ellipsoid	1,84E-06	62951659	7686764	0,350336	7,065475	1,12E-05	2,12E-10	3,63E-10	4,07E-10	147292,7	79632,44
Pathological	0,000106	0,019714	0,000228	0,000176	9,91E-05	0,000158	4,93E-05	5,67E-05	5,15E-05	2,6E-05	2,76E-05
Pen-Holder	-0,96353	-0,95814	-0,96353	-0,96317	-0,96306	-0,96334	-0,96353	-0,96353	-0,96353	-0,96353	-0,96353
Periodic	1	1,000347	1,000136	1	0,905516	0,904441	0,9	0,9	0,9	0,9	0,9
Perm 01	40,08678	17168,43	0,0267	0,030423	0,007029	0,019976	0,005398	0,041596	0,011492	0,026904	0,005677
Perm 02	8,55E+59	66813502	510,5518	4,3E+32	3,57E+35	6,56E+21	672,1735	829,5556	1665,301	1825,289	1825,372
Powell	0,012116	0,000183	6,07E-05	11,48463	76,93211	1,346728	2,61E-08	3,23E-08	8,9E-09	2,66E-05	2,79E-05
Power Sum	0,06319	4,93091	0,709526	0,055315	0,089337	0,055255	0,013266	0,017065	0,014507	0,002702	0,004461
Price 04	1,72E-06	4,07E-07	2,8E-12	4,45E-10	3,04E-10	2,35E-10	1,27E-11	6,71E-12	2,57E-12	6,65E-11	4,9E-12
Qing	0,000299	7630,952	1904,918	3406,509	4581,842	2286,942	3,15E-11	9,57E-09	4,51E-09	565,132	0,632523
Quadratic	-3873,72	-3841,05	-3873,72	-3873,72	-3873,72	-3873,72	-3873,72	-3873,72	-3873,72	-3873,72	-3873,72
Quartic	9,75E-16	2,34E-23	1,4E-134	6,36E-07	2,48E-07	4,02E-12	1,1E-127	1,3E-127	3,2E-127	3,3E-183	2E-155
Quintic	6,81E-08	117,41	28,7455	99,43273	100,4278	95,20966	0,028521	0,030606	0,001272	12,97178	2,870161
Rana	-928,548	-928,548	-928,548	-928,548	-928,548	-928,548	-928,548	-928,548	-928,548	-928,548	-928,548
Rastrigin	76,61151	119,0621	12,57893	264,7333	278,6194	263,4892	0	0	0	27,88216	27,8622
Ripple 01	-2,09595	-2,01063	-2,19999	-2,2	-2,19996	-2,1999	-2,2	-2,2	-2,2	-2,2	-2,2
Rosenbrock	873,7769	28,93031	27,13818	358,1531	259,5768	102,2324	22,90958	23,19882	23,0608	28,09706	26,80558
Salomon	2,699946	0,699874	0,199873	1,601917	1,402155	1,408474	0,099873	0,099873	0,099873	0,199873	0,199873
Schaffer F6	0,414668	0,009716	0,009716	0,003727	0,002669	0,001573	4,26E-06	1,6E-10	6,38E-07	0,009716	5,35E-05
Schaffer N.2	0,498866	0,000741	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Schaffer N.4	0,499484	0,294084	0,29258	0,292586	0,292584	0,292587	0,292579	0,292579	0,292579	0,292579	0,292579
Schekel's Foxholes	21,98841	18,30431	12,67051	1,005148	1,000197	1,001367	0,998004	0,998004	0,998004	0,998004	0,998004
Schumer-Steiglitz 02	8,88E-09	4,82E-14	3,5E-128	0,439343	3,455015	3,19E-06	4E-120	3,7E-121	3,3E-121	3,5E-176	6,5E-152
Schumer-Steiglitz 03	0,113449	4,02E-07	1,11E-45	306,4981	192,0367	169,3024	3,49E-55	3,44E-55	5,79E-55	5,48E-72	2,21E-68
Schwefel	3536,669	9921,997	8430,824	8266,596	8205,886	7952,34	4884,345	4961,327	4861,425	6485,47	7152,366
Schwefel 1.2	1059,294	269,6641	1,72E-16	43071,39	40778,45	42989,39	3,42E-18	1,47E-17	1,01E-16	9,42E-17	2,27E-14
Schwefel 2.22	3,85E-08	6,77E-12	2,71E-45	0,177413	0,293389	0,000907	8,49E-33	8,16E-33	1E-32	8,48E-48	9,62E-43
Shubert	0,066741	-123,508	-186,644	-184,324	-185,229	-185,629	-186,71	-186,729	-186,715	-186,731	-186,731
Simpleton-n	-300	-223,424	-281,058	-277,739	-300	-300	-300	-300	-300	-300	-300
Sinusoidal	-2,6E-08	-0,00156	-0,00358	-0,00101	-1,25915	-1,26241	-3,5	-3,5	-3,5	-2,43593	-1,25912
Six-Hump Camel	-1,03163	-0,99963	-1,03163	-1,03157	-1,03154	-1,03158	-1,03163	-1,03163	-1,03163	-1,03163	-1,03163

Çizelge 4.7. 30 farklı çalıştırma ve 50.000 analiz sonrası algoritmaların test problemi üzerinde elde ettiği en kötü değerler (devam)

Fonksiyon	CBO	GWO	GWO_2	JA	JA_2	JA_3	SOS	SOS_2	SOS_3	TLBO	$TLBO_2$
Sphere	4,98E-11	1,27E-14	1,7E-79	0,034709	0,059983	4,95E-06	7,14E-64	4,24E-64	3,25E-64	6,52E-95	9,18E-81
Step	4,43E-13	5,737693	0,758326	5,180736	4,39779	4,713394	5,26E-17	2,49E-16	9,88E-17	0,022943	0,008608
Stepint	-5	1	-5	-5	-5	-5	-5	-5	-5	-5	-5
Styblinski-Tang	-124,761	-676,693	-859,952	-613,54	-579,444	-611,464	-1132,57	-1145,93	-1132,57	-990,787	-962,722
Sum Of Different Powers	4,68E-22	1,67E-32	5,7E-257	4,69E-12	1,48E-11	2,53E-15	8,4E-160	4,9E-161	1,1E-159	4,1E-204	4,3E-200
Sum Squares	3,2E-11	4,9E-16	7,81E-80	0,005244	0,008301	5,67E-07	1,79E-64	2,31E-65	5E-65	1,01E-94	8,1E-82
Three-Hump Camel	1,1E-299	0,298652	0	6,4E-130	3,48E-98	2,6E-109	1,2E-150	3,6E-151	1,2E-151	4,2E-196	1,3E-193
Trefethen	-0,01712	-1,76557	-2,96667	-3,05662	-3,03435	-3,0056	-3,30686	-3,30681	-3,30608	-3,28575	-3,30687
Trid	-24,7888	5,016871	-76,1097	699,8959	-210	-210	-210	-210	-210	-203,554	-209,763
Trigonometric	51,4909	50,09242	0	933890,2	0,000891	0,104113	0	0	0	0,209659	0
Vincent	-3,33287	-12,5853	-15,5016	-17,0939	-15,3867	-15,9984	-25,6197	-25,0228	-24,3847	-28,9473	-29,6669
W/Wavy	0,632238	0,465637	0,197863	0,748201	0,742311	0,747345	0	0	0	0,478666	0,483767
Wavy 01	104,8716	1273,821	219,8185	24,24933	76,42654	16,99661	48,08263	39,1427	50,03425	288,4475	301,094
Wayburn-Seader 01	3,76E-08	4,250446	0,629202	0,00015	0,000206	0,00016	1,93E-23	1,23E-23	7E-20	0	0
Weierstrass	2,018938	5,36E-08	0	5,690828	7,081968	5,109093	0	0	0	0	0
Whitley	522,1285	799,5624	407,1069	795,1829	813,0356	788,2724	406,322	406,322	406,322	406,3418	406,3224
Wolfe	0	8,31E-74	0	1,09E-05	0	0	0	0	0	0	0
Xin She Yang 01	16,05914	0,000261	5,72E-30	31,14176	374,0021	40,10103	6,73E-23	2,77E-24	1,23E-23	1,14E-12	5,23E-12
Xin She Yang 02	1,61E-11	3,2E-06	7,19E-07	3,41E-11	3,58E-11	1,29E-10	1,79E-10	2,18E-10	2,23E-10	3,17E-11	3,16E-11
Xin She Yang 03	6,24E-74	5,37E-28	9,5E-49	7,24E-73	2,91E-73	7,94E-72	6,24E-74	6,24E-74	6,24E-74	1,71E-71	4,67E-69
Xin She Yang 06	3,95E-25	1,83E-11	1,44E-16	1,16E-10	1,08E-10	9,48E-11	1,28E-14	2,18E-17	1,03E-15	1,81E-13	2,09E-13
Xor	0,973798	0,984677	0,981078	0,976443	0,967091	0,967161	0,976443	0,973798	0,973798	0,97005	0,967081
Zakharov	1,86E-08	8,37E-08	8,4E-102	0,003501	0,008029	0,003072	1,23E-46	3,44E-46	6,11E-46	3,54E-53	2,5E-51
Zero Sum	1,338613	9,519795	2,335117	5,199496	5,070531	5,263441	3,843529	3,791325	5,086043	4,30599	3,788188
Zett 1	-0,00379	-0,00379	-0,00379	-0,00379	-0,00379	-0,00379	-0,00379	-0,00379	-0,00379	-0,00379	-0,00379
Zirilli	-0,35239	-0,15263	-0,35239	-0,35238	-0,35238	-0,35238	-0,35239	-0,35239	-0,35239	-0,35239	-0,35239

Çizelge 4.8. 30 farklı çalıştırma ve 50.000 analiz sonrası algoritmaların elde ettiği en iyi değerlerin standart sapma değerleri

Fonksiyon	CBO	GWO	GWO_2	JA	JA_2	JA_3	SOS	SOS_2	SOS_3	TLBO	$TLBO_2$
Ackley	0,523196	3,91E-09	0	3,614216	5,019995	3,640297	6,49E-16	6,49E-16	9,01E-16	0	0
Adjiman	8,49E-16	1,67E-09	1,41E-13	8,73E-16	8,92E-16	8,92E-16	0	8,8E-16	8,77E-16	8,8E-16	0
Alpine 01	3,35E-10	4,289131	0,00056	6,258513	6,028296	7,785733	1,11E-33	8,99E-34	3,63E-34	9,67E-49	8,74E-44
Alpine 02	1,2E-09	4,92E+08	3,38E+11	4,39E+08	9,66E+08	9,95E+08	1,17E+12	1,18E+12	1,17E+12	2,71E+11	2,33E+11
Bartels Conn	0	0	0	2,47E-16	3,59E-16	3,73E-16	3,35E-16	3,17E-16	1,98E-16	2,8E-16	2,26E-16
Beale	6,95E-11	0,315606	0,139134	3,2E-25	9,56E-11	0	0	0	0	0	0
Bent Cigar	5,08E-05	1,59E-09	1,23E-73	6069,529	8231,694	2,778763	1,42E-58	4,84E-59	1,41E-58	5,97E-88	1,08E-76

Çizelge 4.8. 30 farklı çalıştırma ve 50.000 analiz sonrası algoritmaların elde ettiği en iyi değerlerin standart sapma değerleri (devam)

Fonksiyon	CBO	GWO	GWO_2	JA	JA_2	JA_3	SOS	SOS_2	SOS_3	TLBO	$TLBO_2$
Bohachevsky 1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Bohachevsky 2	3,1E-306	0,066614	0	3,9E-131	2,01E-97	2,1E-111	3,3E-151	6,8E-150	1,3E-149	7,6E-193	1,2E-185
Bohachevsky 3	4,74E-95	0,057405	0	2,1E-111	4,17E-77	1,01E-83	2,5E-142	9,6E-143	7,5E-141	5,7E-181	9,6E-178
Booth	0	0,329466	2,54E-08	0	0	0	0	0	0	0	0
Branin 01	0	4,95E-05	7,56E-08	0,000297	0,00021	0,000108	5,25E-14	5,03E-14	0	0	0
Branin 02	0,275948	0,681516	0,6148	0,629053	0,558859	0,534529	1,65E-14	2,32E-15	3,65E-14	0,587212	0,62959
Brent	0	1,29E-05	7,08E-09	0	18,39473	22,43441	0	0	0	0	0
Brown	5,39E-13	1,13E-17	8,69E-83	3,77E-06	5,79E-06	6,5E-10	1,43E-67	2,05E-67	4,54E-68	1,25E-96	5,46E-85
Bukin 04	0	6,84E-05	1,99E-06	2,06E-05	1,36E-05	1,48E-05	3,38E-65	1,67E-66	1,3E-64	4,1E-266	2,7E-259
Bukin 06	0,013679	0,684919	0,057017	0,280419	0,22866	0,229937	0,060602	0,057743	0,068288	0,008385	0,016805
Carrom Table	1,37E-14	0,002091	5,06E-06	0,786659	0,127672	0,147209	1,68E-14	1,28E-14	2,64E-12	1,2E-14	1,85E-14
Chichinadze	1,88E-14	0,085606	0,009918	2,17E-14	2,28E-14	1,98E-14	1,85E-14	1,78E-14	1,6E-14	2,25E-14	2,12E-14
Chung-Reynold's	5,45E-17	9,91E-29	9,5E-158	0,000305	0,001039	8,12E-12	1,1E-127	1,5E-128	2,7E-128	1,2E-188	3,1E-162
Colville	0,737512	2,042367	0,639635	0,032823	8,36E-05	0,003135	0,000122	8,12E-08	2,98E-07	2,62E-06	0,005973
Cosine Mixture	0,059844	0	0	2,19E-16	2,27E-16	2,03E-16	1,34E-16	1,93E-16	1,98E-16	2,27E-16	2,04E-16
Cross-in-Tray	1,2E-15	2,05E-07	4,96E-10	4,53E-06	4,28E-06	4,89E-06	1,23E-15	8,12E-15	6,07E-15	9,03E-16	9,9E-16
Cross-Leg Table	0	0,001608	0,100466	0,00053	4,73E-05	0,000147	0,335665	0,3945	0,417106	0,014196	0,022468
Crowned Cross	0	0,158719	0,138388	0,116141	0,089527	0,099064	0,012464	0,018471	0,021044	0,001421	0,006804
Csendes	2,99E-07	5,56E-21	7,1E-169	6,49E-09	1,3E-10	1,71E-14	2,7E-179	7,9E-179	4,5E-180	1,2E-240	3,4E-217
Cube	0,030408	0,274254	6,79E-08	3,06E-10	5,42E-09	9,82E-09	1,57E-10	1,13E-10	9,74E-10	1,51E-15	8,42E-14
Damavandi	0	0,000101	0,378792	5,08E-16	3,95E-16	2,61E-16	0,654229	0,345264	0,62597	0,717742	0,660124
Deb 01	0,036325	0,088272	0,07631	0,020295	0,025956	0,025135	0,020936	0,025842	0,018264	0,062062	0,071721
Deb 02	2,12E-10	0,089517	0,17321	0,025958	0,026615	0,041722	0,022705	0,027726	0,028063	0,012562	0,030404
Decanomial	0	2,097711	2E-06	5,74E-17	3,49E-16	4,07E-16	0	0	0	0	0
D. Corrugated Spring	0,511123	2,665422	0,689537	0,55908	0,475135	0,482809	0,394781	0,394781	0,398338	0,375556	0,375556
Dixon-Price	1,002169	0,084521	0,000248	1,414364	1,205729	0,526406	1,32E-14	1,89E-14	6,21E-10	9,66E-07	2,77E-08
Drop-Wave	0,095152	0,029716	0	0,000152	0,000125	0,000157	1,24E-16	1,51E-16	1,61E-16	1,34E-16	1,57E-16
Easom	7,02E-69	0,253706	2,71E-08	1,01E-16	2E-16	1,66E-16	2,21E-16	2,54E-16	2,47E-16	1,94E-16	1,35E-16
Egg Holder	36,50066	116,9853	66,94583	15,49	12,95217	0,087758	1,4E-13	1,3E-13	5,19E-13	19,8522	11,8786
Exponential	3,57E-17	0	0	8,17E-16	7,81E-16	8,11E-16	3,9E-16	6,4E-16	5,75E-16	7,62E-16	8,02E-16
Freudenstein-Roth	17,2167	31,86469	17,2167	0,148198	0,035702	0,227708	0	0	0	0	0
G. Dixon-Price-Rosenbrock	2045276	2,686182	1,415889	1,76E+08	5,26E+08	34,01771	0,000936	0,00131	0,002744	0,226795	0,03696
Goldstein-Price	1,08E-14	6,849071	2,2E-06	0,000152	0,000154	0,000279	2,82E-15	3,28E-15	3,41E-15	2,73E-15	2,79E-15
Griewank	0,009019	0,04036	0,004482	0,216019	0,229893	0,237233	0	0	0	0	1,35E-09
Hartmann 3	7,28E-16	0,003002	0,001581	4,17E-07	1,39E-15	1,76E-15	2,57E-15	2,56E-15	2,22E-15	2,55E-15	1,75E-15
Holder Table	5,52E-15	0,072608	1,75E-06	0,219192	0,032412	0,031178	8,37E-15	1,48E-14	7,96E-11	7,46E-15	5,83E-15
Hosaki	4,17E-15	8,74E-06	1,6E-08	1,73E-15	1,69E-15	1,77E-15	1,56E-15	1,46E-15	1,77E-15	1,74E-15	1,72E-15
Hyper-Ellipsoid	569,5518	1,62E-09	5,58E-74	58879539	1338809	198,8528	2,47E-57	2,1E-57	1,31E-57	2,57E-87	1,96E-74
Inverted Cosine Wave	0,62012	1,987144	3,47243	0,710514	0,637007	0,673571	5,204721	5,622803	5,405587	1,138254	1,170282

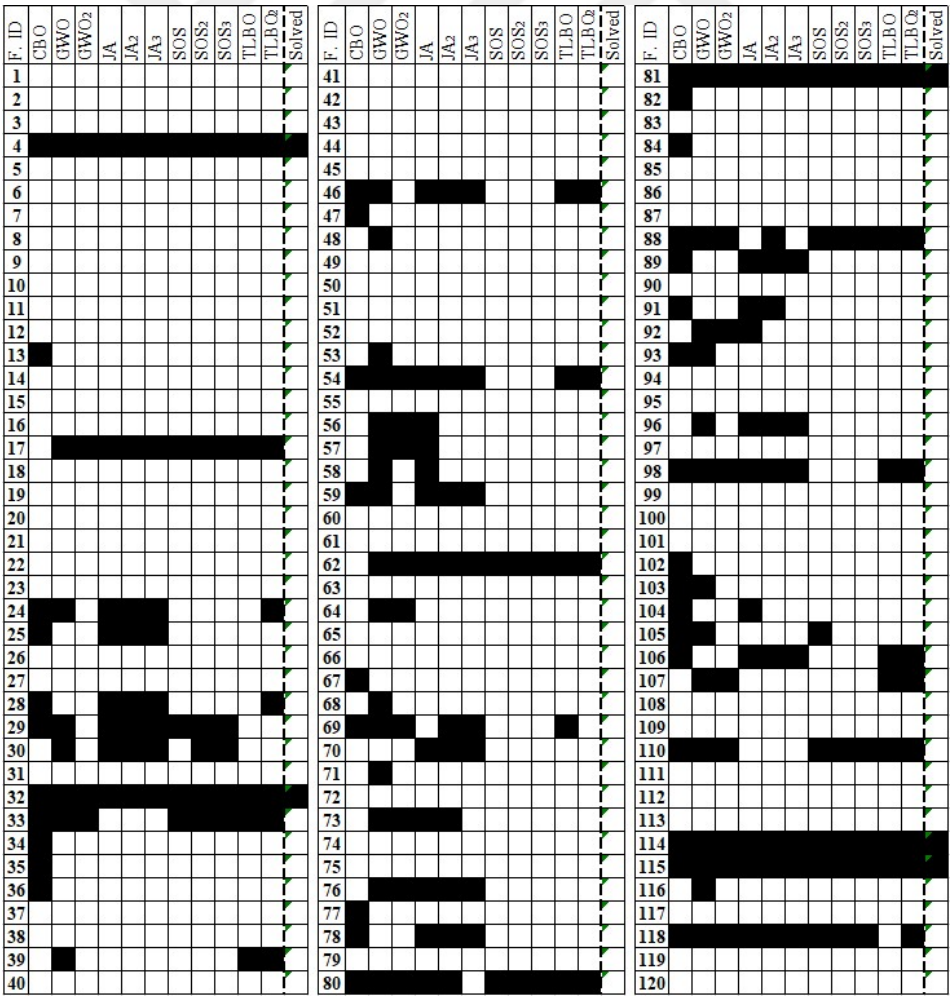
Çizelge 4.8. 30 farklı çalıştırma ve 50.000 analiz sonrası algoritmaların elde ettiği en iyi değerlerin standart sapma değerleri (devam)

Fonksiyon	CBO	GWO	GWO_2	JA	JA_2	JA_3	SOS	SOS_2	SOS_3	TLBO	$TLBO_2$
Langermann	0,710038	0,868952	5,45E-08	0,548539	1,97E-15	3,34E-15	3,5E-15	1,99E-15	3,47E-15	4,09E-15	3,17E-15
Levy 03	1,32E-14	1,210052	0,08911	0,000143	0,000102	2,37E-10	5,99E-18	1,02E-17	5,96E-18	0,004393	0,165306
Levy 13	0	0,252345	2,1E-08	0	0	0	0	0	0	0	0
Matyas	1,97E-69	1,54E-30	0	2,65E-67	9,79E-49	1,3E-51	9,3E-104	1,6E-102	9E-104	9E-132	4,1E-122
McCormick	0,573574	2,41E-06	2,47E-09	9E-05	3,68E-05	2,75E-05	9,38E-16	8,6E-16	1,02E-15	9,94E-16	8,49E-16
Michalewicz 2	9,86E-16	0,203276	2,02E-07	9,21E-16	8,72E-16	8,28E-16	9,94E-16	9,16E-16	9,55E-16	1,24E-15	1,18E-15
Michalewicz 5	0,094623	0,607741	0,314997	0,052021	0,086842	0,058548	2,02E-10	2,15E-12	1,77E-13	0,064163	0,068595
Michalewicz 10	0,30738	0,857557	0,95296	0,464925	0,450695	0,454031	0,275413	0,289656	0,28794	0,280595	0,352701
Miele-Cantrell	9,69E-10	0,002884	0	1,59E-45	8,22E-47	1,29E-26	1,65E-45	5,12E-41	3,84E-38	1,34E-25	7,65E-41
Mishra 01	2,44E-15	29348623	4,422602	16,86835	0	0	3,9E-15	3,9E-15	9,48E-15	1,26E-11	7,47E-14
Mishra 02	5,74E-15	3,34E+08	2,41753	90,1283	0	0	0	0	0	2,53E-12	2,85E-13
Mishra 03	0,039956	0,073918	0,054765	0,089373	0,006825	0,006533	2,11E-05	5,99E-06	4E-05	0,008813	0,010058
Mishra 04	0,040196	0,052473	0,049654	0,019099	0,009405	0,009373	0,000529	0,000414	0,000865	0,001453	0,002269
Mishra 05	0,029402	0,0455	9,82E-11	1,78E-07	1,11E-08	2,1E-08	1,91E-17	4,37E-17	1,12E-17	0,001789	3,95E-17
Mishra 06	0,382791	0,256503	0,10646	5,71E-16	8,29E-16	9E-16	9,86E-16	5,59E-16	9,26E-16	1,17E-15	7,09E-16
Mishra 07	0	2,57E+64	4,27E+57	2,71E+59	1,3E+58	2,94E+58	1,37E+58	3,25E+58	5,79E+58	5,98E+58	5,86E+58
Mishra 11	1,43E-25	0,046399	3,93E-12	0	0	0	0,001055	1,34E-11	0,000403	0	0
M.-Axis P. Hyper-Ellipsoid	3,79E-07	12277116	1567514	0,092576	1,127005	2,9E-06	5,37E-11	7,4E-11	7,89E-11	30895,9	14621,31
Pathological	2,02E-05	0,003605	3,93E-05	4,47E-05	2,21E-05	3,47E-05	1,12E-05	1,15E-05	1,23E-05	6,45E-06	7,65E-06
Pen-Holder	1,13E-16	0,000984	4,25E-09	7,58E-05	9,81E-05	4,45E-05	2,69E-15	6,93E-16	4,03E-13	9,45E-17	9,67E-17
Periodic	0	0,049031	0,025388	0,018116	0,001309	0,000893	5,33E-16	4,76E-16	5,26E-16	3,38E-16	6,94E-16
Perm 01	13,43273	3548,233	0,008078	0,007014	0,001651	0,004875	0,001178	0,007822	0,002393	0,005265	0,001786
Perm 02	1,58E+59	12724849	111,3526	7,85E+31	6,53E+34	1,2E+21	180,0704	218,5932	332,7412	532,8581	483,9577
Powell	0,002363	4,67E-05	1,32E-05	2,796546	14,00606	0,304286	6,55E-09	8,78E-09	2,14E-09	4,88E-06	6,22E-06
Power Sum	0,014973	0,897035	0,179973	0,014632	0,018981	0,015615	0,002661	0,004475	0,003478	0,000623	0,00092
Price 04	4,4E-07	7,51E-08	6,9E-13	9,65E-11	8,9E-11	5,39E-11	2,31E-12	1,59E-12	7,72E-13	1,65E-11	9,95E-13
Qing	6,12E-05	1179,743	402,5904	607,0683	751,1925	587,4988	8,52E-12	1,81E-09	8,27E-10	103,0321	0,180425
Quadratic	3,48E-13	8,254965	2,2E-08	6,32E-13	4,31E-13	8,23E-13	8,61E-13	8,49E-13	6,21E-13	4,63E-13	5,47E-13
Quartic	2,59E-16	4,26E-24	3E-135	1,25E-07	5,25E-08	8,53E-13	2,1E-128	3,2E-128	5,9E-128	6,5E-184	3,7E-156
Quintic	1,49E-08	10,68702	7,272458	10,32441	9,889092	11,33473	0,005389	0,005583	0,000231	2,877056	0,555728
Rana	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Rastrigin	13,13671	28,70327	4,151193	18,36071	22,9054	21,4121	0	0	0	5,306531	5,882853
Ripple 01	0,046554	0,061527	3,18E-06	4,66E-12	1,01E-05	1,93E-05	1,11E-15	9,83E-16	1,15E-15	1,2E-15	1,35E-15
Rosenbrock	178,3517	0,453284	0,690715	70,78992	53,17429	39,10574	0,689944	0,696385	0,687757	0,343226	0,504506
Salomon	0,421132	0,110589	0,049013	0,188868	0,147273	0,172091	1,97E-09	4,06E-09	1,91E-09	0,041399	0,02537
Schaffer F6	0,053835	0,001774	0,004658	0,000943	0,000547	0,000416	7,78E-07	3,09E-11	1,17E-07	0,001774	1,18E-05
Schaffer N.2	0,197698	0,000135	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Schaffer N.4	0,000628	0,000277	2,33E-07	1,87E-06	1,19E-06	2,27E-06	5,22E-12	4,79E-10	1,1E-10	7,07E-17	7,85E-17
Schekel's Foxholes	4,559061	4,773334	3,741837	0,00139	0,000426	0,000681	4,57E-16	6,09E-16	4,73E-16	4,5E-16	4,81E-16

Çizelge 4.8. 30 farklı çalıştırma ve 50.000 analiz sonrası algoritmaların elde ettiği en iyi değerlerin standart sapma değerleri (devam)

Fonksiyon	CBO	GWO	GWO_2	JA	JA_2	JA_3	SOS	SOS_2	SOS_3	TLBO	$TLBO_2$
Schumer-Steiglitz 02	2,16E-09	8,79E-15	6,4E-129	0,118927	0,617644	9,14E-07	7,5E-121	9,4E-122	6,7E-122	6,3E-177	1,2E-152
Schumer-Steiglitz 03	0,023666	7,41E-08	2,03E-46	65,8436	42,86752	30,94274	8,22E-56	7,94E-56	1,23E-55	9,97E-73	4,03E-69
Schwefel	546,3621	1102,53	684,8468	909,4306	935,2795	1419,588	471,7789	609,4104	509,5963	943,4181	1063,467
Schwefel 1.2	217,2375	69,58951	3,82E-17	4266,049	6364,547	4990,211	1,04E-18	4,1E-18	1,85E-17	2,06E-17	4,14E-15
Schwefel 2.22	6,94E-09	1,46E-12	5,03E-46	0,041495	0,051542	0,000187	2,07E-33	1,37E-33	1,85E-33	1,66E-48	2,27E-43
Shubert	0	21,7277	0,018986	0,517358	0,355557	0,319378	0,004051	0,000432	0,003606	3,25E-13	1,72E-13
Simpleton-n	5,48E-14	11,26054	5,129676	4,919663	1,06E-14	0	2,85E-12	1,73E-12	4E-13	3,75E-11	2,46E-11
Sinusoidal	1,78E-06	0,447588	0,899504	1,101901	0,848435	0,567619	5,62E-14	5,91E-14	6,99E-14	0,320284	0,464015
Six-Hump Camel	5,11E-13	0,009709	6,84E-10	1,46E-05	1,79E-05	1,12E-05	4,1E-16	4,2E-16	3,98E-16	4,83E-16	5,61E-16
Sphere	1,09E-11	2,7E-15	3,72E-80	0,008213	0,011169	1,15E-06	1,6E-64	9,05E-65	8,51E-65	1,23E-95	1,68E-81
Step	8,61E-14	0,679998	0,228551	0,590771	0,506273	0,414556	1,13E-17	4,47E-17	2,22E-17	0,004277	0,001768
Stepint	0	1,822276	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Styblinski-Tang	70,29819	51,20663	59,33864	27,45206	33,08585	26,88186	10,95724	8,814308	12,38754	31,47204	33,17094
Sum Of Different Powers	9,77E-23	3,21E-33	1E-257	1,12E-12	3,65E-12	4,62E-16	1,6E-160	1,4E-161	2E-160	7,5E-205	7,9E-201
Sum Squares	5,81E-12	8,89E-17	1,91E-80	0,000989	0,001607	1,59E-07	3,38E-65	5,9E-66	1,12E-65	1,89E-95	1,48E-82
Three-Hump Camel	2,7E-300	0,075769	0	1,2E-130	6,6E-99	4,9E-110	2,8E-151	6,5E-152	2,5E-152	8,2E-197	2,5E-194
Trefethen	1,081892	0,315611	0,126499	0,076892	0,078875	0,079199	1,31E-06	1,2E-05	0,000144	0,004015	5,27E-07
Trid	49,41073	38,19033	47,72682	193,1693	4,45E-08	5,87E-11	5,7E-13	6,58E-13	6,29E-13	2,04198	0,071441
Trigonometric	15,22047	9,105625	0	191827,5	0,000185	0,020482	0	0	0	0,040209	0
Vincent	1,887495	4,209542	3,554634	2,720861	3,429955	3,640821	0,876008	1,119203	0,978199	0,204951	0,070399
W/Wavy	0,05584	0,14022	0,052161	0,022356	0,022515	0,025604	0	0	0	0,12128	0,11116
Wavy 01	29,8575	168,2864	44,13712	5,740058	13,66199	5,240284	12,54315	9,34453	12,7108	54,11006	46,90741
Wayburn-Seader 01	6,87E-09	1,800179	0,159603	3,32E-05	4,89E-05	4,23E-05	3,52E-24	2,25E-24	1,28E-20	0	0
Weierstrass	0,603437	1,34E-08	0	1,089456	1,147497	1,49252	0	0	0	0	0
Whitley	119,5372	100,955	5,701955	353,686	332,584	365,1489	12,85166	13,04535	11,66807	5,519635	6,193048
Wolfe	0	1,52E-74	0	1,99E-06	0	0	0	0	0	0	0
Xin She Yang 01	2,971396	4,76E-05	1,05E-30	5,749328	68,18905	7,304173	1,3E-23	5,07E-25	2,44E-24	2,46E-13	9,58E-13
Xin She Yang 02	1,34E-12	7,56E-07	1,33E-07	1,29E-12	1,66E-12	1,82E-11	4,24E-11	4,66E-11	4,89E-11	5,66E-13	6,11E-13
Xin She Yang 03	1,44E-87	9,8E-29	1,73E-49	1,38E-73	4,56E-74	1,47E-72	0	3,26E-88	3,26E-88	5,52E-72	8,52E-70
Xin She Yang 06	9,56E-26	4,49E-12	3,15E-17	2,81E-11	2,36E-11	1,79E-11	2,64E-15	4,76E-18	2,45E-16	3,28E-14	4,06E-14
Xor	0,002269	0,004962	0,005485	0,003868	0,002873	0,003297	0,004244	0,003741	0,003054	0,003335	0,003289
Zakharov	3,46E-09	1,57E-08	1,5E-102	0,000959	0,00189	0,000743	3,41E-47	7,31E-47	1,42E-46	6,98E-54	5,63E-52
Zero Sum	0,078914	2,168418	0,298172	0,892489	0,968499	1,034359	0,756908	0,737798	0,948315	0,909675	0,62867
Zett 1	1,62E-18	2,54E-08	6,62E-11	2E-09	1,31E-09	1,98E-09	1,02E-18	1,43E-18	1,07E-18	1,44E-18	1,05E-18
Zirilli	1,92E-16	0,069061	1,26E-08	1,12E-06	5,36E-07	4,68E-07	9,94E-17	1,44E-16	1,24E-16	7,5E-17	6,18E-17

Çözülemeyen 10 matematiksel test problemi için analiz sayısı biraz daha artırıldığında oluşabilecek değişimlerin neler olduğunu görebilmek ve hipersezgisel algoritma için daha fazla veri sağlayabilmek için 120 matematiksel test problemi 150.000 analiz yapılarak tekrar test edilmiştir. Analiz sayısı artırıldığında herhangi bir algoritma tarafından çözülen test problemi sayısı 115 olmuştur. Elde edilen analiz sonuçları Şekil 4.3'te verilmiştir. Algoritmalar tarafından çözülemeyen test problemleri siyah dolgu yapılarak işaretlenmiştir. Herhangi bir algoritma tarafından çözülen test problemi ise "Solved" sütununda işaretlenmiştir. Çizelge 4.9'da 30 defa çalıştırılan sistemde elde edilen en iyi çözümler, Çizelge 4.10'da elde edilen en iyi çözümlerin ortalamaları, Çizelge 4.11'de 30 farklı çalışmada elde edilen en iyi değerlerin en kötüleri ve algoritmaların gerçekten başarılı olup olmadığını gözlemlemek için Çizelge 4.12'de en iyi çözümlerin standart sapma değerleri verilmiştir.



Şekil 4.3. 150.000 analiz ile yapılan matematiksel test fonksiyonu sonuçları

Çizelge 4.9. 30 farklı çalıştırma ve 150.000 analiz sonrası algoritmaların test problemi üzerinde elde ettiği en iyi değerler

Fonksiyon	CBO	GWO	GWO_2	JA	JA_2	JA_3	SOS	SOS_2	SOS_3	TLBO	$TLBO_2$
Ackley	1,78E-14	0	0	5,96E-09	2,27E-08	1,42E-14	0	0	0	3,55E-15	3,55E-15
Adjiman	-2,02181	-2,02181	-2,02181	-2,02181	-2,02181	-2,02181	-2,02181	-2,02181	-2,02181	-2,02181	-2,02181
Alpine 01	2,81E-48	1,21E-43	8E-143	4,03E-06	8,77E-05	1,23E-10	1,4E-104	1,9E-105	1,4E-104	8,6E-152	5,1E-139
Alpine 02	0	-9,5E+10	-2,9E+12	-6,3E+11	-8,2E+10	-3,8E+12	-1,7E+13	-1,7E+13	-1,7E+13	-1,4E+12	-8,3E+11
Bartels Conn	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Beale	0	5,89E-09	2,03E-11	0	0	0	0	0	0	0	0
Bent Cigar	1E-39	4,01E-60	1,8E-247	3,63E-11	1,7E-09	1,11E-22	5,6E-199	2,1E-200	2,2E-199	5E-296	3,3E-263
Bohachevsky 1	0	-5,6E-17	-5,6E-17	-5,6E-17	-5,6E-17	-5,6E-17	-5,6E-17	-5,6E-17	-5,6E-17	-5,6E-17	-5,6E-17
Bohachevsky 2	0	1,1E-271	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Bohachevsky 3	0	3,3E-248	0	0	1,3E-301	0	0	0	0	0	0
Booth	0	4,22E-09	4,67E-11	0	0	0	0	0	0	0	0
Branin 01	0,397887	0,397888	0,397887	0,397887	0,397887	0,397887	0,397887	0,397887	0,397887	0,397887	0,397887
Branin 02	6,810589	5,558915	5,558914	5,558915	5,558915	5,558916	5,558914	5,558914	5,558914	5,558914	5,558914
Brent	1,38E-87	1,66E-12	9,43E-15	1,38E-87	1,38E-87	1,38E-87	1,38E-87	1,38E-87	1,38E-87	1,38E-87	1,38E-87
Brown	3,14E-50	1,97E-69	9,9E-255	2,24E-20	9,7E-19	5,83E-32	7,5E-208	8,8E-210	1,1E-208	1,7E-305	2,2E-273
Bukin 04	0	1,03E-06	1,27E-08	2,23E-07	1,5E-06	1,9E-07	4,4E-202	4,3E-206	4,8E-203	0	0
Bukin 06	0,000897	0,093518	0,052082	0,05	0,05	0,05	0,035924	0,028995	0,017418	0,003546	0,00687
Carrom Table	-24,1568	-24,1568	-24,1568	-24,1568	-24,1568	-24,1568	-24,1568	-24,1568	-24,1568	-24,1568	-24,1568
Chichinadze	-42,9444	-42,9444	-42,9444	-42,9444	-42,9444	-42,9444	-42,9444	-42,9444	-42,9444	-42,9444	-42,9444
Chung-Reynold's	5,02E-80	7,5E-133	0	2,09E-33	4,59E-30	1,28E-56	0	0	0	0	0
Colville	7,07E-08	8,81E-05	1,09E-07	2,22E-14	3,81E-12	2,01E-12	3,03E-14	6,6E-14	6,58E-14	1,25E-26	7,41E-28
Cosine Mixture	-0,4	-0,4	-0,4	-0,4	-0,4	-0,4	-0,4	-0,4	-0,4	-0,4	-0,4
Cross-in-Tray	-2,06261	-2,06261	-2,06261	-2,06261	-2,06261	-2,06261	-2,06261	-2,06261	-2,06261	-2,06261	-2,06261
Cross-Leg Table	-0,08478	-0,00573	-1	-0,00037	-0,00253	-0,00052	-1	-1	-1	-0,99993	-0,46416
Crowned Cross	0,00118	0,000273	0,0001	0,27607	0,092029	0,025151	0,0001	0,0001	0,0001	0,0001	0,0001
Csendes	1,63E-10	1,5E-116	0	3,82E-34	2,02E-33	4,53E-51	0	0	0	0	0
Cube	3,87E-05	6,86E-08	4,81E-11	0	1,99E-29	1,23E-30	2,01E-24	3,99E-25	2,83E-24	0	0
Damavandi	2	0,00022	4,36E-08	2	2	2	-8,5E-14	-8,5E-14	-1,7E-13	-8,5E-14	0,411719
Deb 01	-0,57581	-0,91966	-0,99994	-0,63156	-0,62267	-0,63736	-0,96639	-0,95727	-0,9724	-0,99999	-0,99999
Deb 02	-1	-0,90557	-0,99995	-0,85116	-0,84456	-0,8588	-0,99989	-0,99101	-0,99878	-1	-1
Decanomial	0	2,3E-08	3,7E-10	1,72E-23	1,48E-23	3,44E-22	0	0	0	0	0
D. Corrugated Spring	0,409922	4,639431	-0,37336	-0,37336	-0,37336	-0,37336	-0,37336	-0,37336	-0,37336	-0,37336	-0,37336
Dixon-Price	0,666667	0,666667	0,666667	5,11E-17	5,29E-14	3,52E-28	0,666667	0,666667	0,666667	0,666667	0,666667
Drop-Wave	-0,93624	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1
Easom	-3,6E-25	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1
Egg Holder	-959,522	-959,641	-959,641	-959,641	-959,641	-959,641	-959,641	-959,641	-959,641	-959,641	-959,641
Exponential	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1
Freudenstein-Roth	0	4,71E-06	4,2E-10	0	0	0	0	0	0	0	0
G. Dixon-Price-Rosenbrock	1,87E-14	11,62719	4,1E-13	1,67E-27	3,03E-27	2,79E-51	1,66E-22	4,75E-18	1,03E-22	0,017339	0,005299

Çizelge 4.9. 30 farklı çalıştırma ve 150.000 analiz sonrası algoritmaların test problemi üzerinde elde ettiği en iyi değerler (devam)

Fonksiyon	CBO	GWO	GWO_2	JA	JA_2	JA_3	SOS	SOS_2	SOS_3	TLBO	$TLBO_2$
Goldstein-Price	3	3	3	3,000002	3	3	3	3	3	3	3
Griewank	0	0	0	3,33E-16	7,86E-14	0	0	0	0	0	0
Hartmann 3	-3,86278	-3,86276	-3,86278	-3,86278	-3,86278	-3,86278	-3,86278	-3,86278	-3,86278	-3,86278	-3,86278
Holder Table	-19,2085	-19,2085	-19,2085	-19,2085	-19,2085	-19,2085	-19,2085	-19,2085	-19,2085	-19,2085	-19,2085
Hosaki	-2,34581	-2,34581	-2,34581	-2,34581	-2,34581	-2,34581	-2,34581	-2,34581	-2,34581	-2,34581	-2,34581
Hyper-Ellipsoid	1,3E-40	1,33E-60	9,9E-247	9,19E-12	1,33E-09	4,35E-22	4,3E-199	4,9E-199	3E-199	5,9E-296	1E-263
Inverted Cosine Wave	-2,82953	-25,2614	-29	-8,70275	-9,31273	-8,94909	-29	-29	-29	-22,8297	-22,6592
Langermann	-4,70695	-5,16213	-5,16213	-5,16213	-5,16213	-5,16213	-5,16213	-5,16213	-5,16213	-5,16213	-5,16213
Levy 03	2,73E-32	2,362923	5,41E-07	8,43E-28	5,4E-23	1,5E-32	1,5E-32	1,5E-32	1,5E-32	7,38E-14	3,93E-19
Levy 13	1,35E-31	3,4E-09	8,8E-12	1,35E-31	1,35E-31	1,35E-31	1,35E-31	1,35E-31	1,35E-31	1,35E-31	1,35E-31
Matyas	0	4,9E-132	0	1,2E-222	4,9E-159	7,9E-167	0	0	0	0	0
McCormick	-1,91322	-1,91322	-1,91322	-1,91322	-1,91322	-1,91322	-1,91322	-1,91322	-1,91322	-1,91322	-1,91322
Michalewicz 2	-1,8013	-1,8013	-1,8013	-1,8013	-1,8013	-1,8013	-1,8013	-1,8013	-1,8013	-1,8013	-1,8013
Michalewicz 5	-4,68766	-4,49576	-4,68766	-4,68766	-4,68766	-4,68766	-4,68766	-4,68766	-4,68766	-4,68766	-4,68766
Michalewicz 10	-9,15248	-7,58089	-9,61332	-8,661	-8,42566	-8,08372	-9,66015	-9,66015	-9,66015	-9,4771	-9,6203
Miele-Cantrell	0	1,3E-197	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Mishra 01	2	7,475881	2,004331	2,077261	2	2	2	2	2	2	2
Mishra 02	2	34,8887	2,013765	3,77116	2	2	2	2	2	2	2
Mishra 03	-0,19993	-0,18515	-0,19975	-0,19461	-0,19865	-0,19856	-0,19993	-0,19993	-0,19993	-0,19993	-0,19993
Mishra 04	-0,19412	-0,19145	-0,19914	-0,1966	-0,19817	-0,19725	-0,19941	-0,19941	-0,19941	-0,19941	-0,19941
Mishra 05	-0,11983	-0,11983	-0,11983	-0,11983	-0,11983	-0,11983	-0,11983	-0,11983	-0,11983	-0,11983	-0,11983
Mishra 06	-2,28395	-2,28395	-2,28395	-2,28395	-2,28395	-2,28395	-2,28395	-2,28395	-2,28395	-2,28395	-2,28395
Mishra 07	0	2,66E+54	2,29E+50	3,61E+53	5,41E+51	5,54E+53	2,55E+51	9,48E+53	8,58E+50	6,88E+53	6,14E+51
Mishra 11	0	1,68E-24	2,87E-15	0	0	0	0	0	0	0	0
M.-Axis P. Hyper-Ellipsoid	2,01E-25	12211096	110077,9	1,16E-23	2E-17	0	0	0	0	5,27E-07	2,14E-11
Pathological	8,05E-06	0,000119	1,36E-05	1,28E-06	1,62E-07	5,73E-07	2,5E-06	1,58E-07	4,34E-07	2,15E-08	2,01E-08
Pen-Holder	-0,96353	-0,96353	-0,96353	-0,96353	-0,96353	-0,96353	-0,96353	-0,96353	-0,96353	-0,96353	-0,96353
Periodic	1	0,9	0,9	0,9	0,9	0,9	0,9	0,9	0,9	0,9	0,9
Perm 01	0,000365	0,011812	3,99E-05	2,02E-06	9,62E-06	5,93E-07	1,35E-07	2,36E-06	4,33E-07	4,56E-08	5,99E-08
Perm 02	0,02438	136,2747	1,339166	0,000662	0,005472	0,001518	0,000152	3,24E-05	2,9E-05	0,002524	0,000632
Powell	9,76E-05	9,49E-21	1,39E-07	0,002107	0,004418	0,002097	8,86E-27	3,93E-31	1,1E-23	3,43E-11	4,51E-11
Power Sum	9,76E-06	0,001047	7,58E-06	0,000211	0,000109	0,000133	2,11E-06	2,75E-07	4,16E-06	4,89E-08	9,53E-09
Price 04	2,49E-25	5,61E-17	8,96E-17	7,04E-15	9,33E-15	1,5E-14	1,36E-16	5,73E-19	9,7E-18	1,29E-16	1,14E-23
Qing	6,91E-28	3173,503	99,34346	15,87325	75,17013	1,25E-28	1,2E-28	1,2E-28	1,2E-28	4,73E-11	2,83E-14
Quadratic	-3873,72	-3873,72	-3873,72	-3873,72	-3873,72	-3873,72	-3873,72	-3873,72	-3873,72	-3873,72	-3873,72
Quartic	3,03E-56	2E-102	0	1,39E-28	7,74E-28	2,68E-45	0	0	0	0	0
Quintic	5,55E-16	59,07267	0,035234	28,84159	33,76196	26,21108	0	0	0	8,38E-08	2,45E-09
Rana	-928,548	-928,548	-928,548	-928,548	-928,548	-928,548	-928,548	-928,548	-928,548	-928,548	-928,548
Rastrigin	16,9143	0	0	172,4402	141,5509	139,828	0	0	0	0	0

Çizelge 4.9. 30 farklı çalıştırma ve 150.000 analiz sonrası algoritmaların test problemi üzerinde elde ettiği en iyi değerler (devam)

Fonksiyon	CBO	GWO	GWO_2	JA	JA_2	JA_3	SOS	SOS_2	SOS_3	TLBO	$TLBO_2$
Ripple 01	-2,2	-2,19998	-2,2	-2,2	-2,2	-2,2	-2,2	-2,2	-2,2	-2,2	-2,2
Rosenbrock	3,990767	28,06438	25,0373	0,125348	0,002797	0,000714	12,34627	12,62384	12,31147	25,11746	23,08629
Salomon	0,799987	0,099873	0,099873	0,199876	0,199876	0,199876	0,099873	0,099873	0,099873	0,099873	0,099873
Schaffer F6	0,178222	0	0	6,25E-06	2,57E-06	5,56E-07	0	0	0	0	0
Schaffer N.2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Schaffer N.4	0,496402	0,292579	0,292579	0,292579	0,292579	0,292579	0,292579	0,292579	0,292579	0,292579	0,292579
Schekel's Foxholes	0,998004	0,998004	0,998004	0,998004	0,998004	0,998004	0,998004	0,998004	0,998004	0,998004	0,998004
Schumer-Steiglitz 02	2,61E-48	1,1E-101	0	2,76E-23	1,53E-21	1,52E-38	0	0	0	0	0
Schumer-Steiglitz 03	1,12E-22	2,33E-42	1,8E-159	1,55E-05	2,82E-06	8,93E-10	3E-179	3E-179	5,5E-180	7,1E-240	3,7E-228
Schwefel	1068,98	6280,313	4209,213	0,000384	376,6587	0,0004	0,741508	358,8198	239,5994	2902,914	2921,572
Schwefel 1.2	0,07897	8,23E-13	1,69E-72	12812,2	12348,87	8855,782	1,02E-67	3,47E-69	4,5E-69	7,72E-68	1,14E-63
Schwefel 2.22	2,93E-33	1,75E-45	1,2E-143	2,74E-09	1,02E-08	2,1E-16	1,1E-103	4,4E-104	3,5E-104	3,7E-152	3,7E-138
Shubert	0,066741	-186,731	-186,731	-186,723	-186,728	-186,73	-186,731	-186,731	-186,731	-186,731	-186,731
Simpleton-n	-300	-270,808	-299,954	-299,308	-300	-300	-300	-300	-300	-300	-300
Sinusoidal	-1,1E-05	-3,05302	-3,49993	-3,5	-3,5	-3,5	-3,5	-3,5	-3,5	-3,5	-3,5
Six-Hump Camel	-1,03163	-1,03163	-1,03163	-1,03163	-1,03163	-1,03163	-1,03163	-1,03163	-1,03163	-1,03163	-1,03163
Sphere	3,42E-46	9,53E-70	7,6E-254	4,33E-17	1,74E-15	2,77E-28	5,5E-205	8,3E-206	7E-206	1,8E-302	1E-268
Step	5,85E-32	2,4875	3,88E-07	1,902073	2,029848	2,139992	0	0	0	4,67E-13	1,06E-18
Stepint	-5	-5	-5	-5	-5	-5	-5	-5	-5	-5	-5
Styblinski-Tang	-573,778	-938,865	-1061,89	-752,983	-750,763	-751,518	-1174,98	-1174,98	-1174,98	-1118,44	-1076,03
Sum Of Different Powers	1,2E-71	2,6E-206	0	1,14E-41	6,63E-42	1,67E-60	0	0	0	0	0
Sum Squares	6,52E-47	2,89E-66	5,4E-253	1,01E-17	2,13E-16	1,86E-29	3,1E-206	1,6E-206	1,9E-206	2,3E-304	3,2E-271
Three-Hump Camel	0	1,3E-254	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Trefethen	-3,19043	-3,30686	-3,30687	-3,30686	-3,30653	-3,30661	-3,30687	-3,30687	-3,30687	-3,30687	-3,30687
Trid	-207,282	-209,432	-210	-210	-210	-210	-210	-210	-210	-210	-210
Trigonometric	0,422588	0	0	0,038351	0	0	0	0	0	0	0
Vincent	-13,2644	-29,8254	-29,9999	-30	-30	-30	-29,9742	-30	-30	-30	-30
W/Wavy	0,319693	0	0	0,633806	0,622458	0,61459	0	0	0	0,059511	0,071011
Wavy 01	1,42E-14	522,817	27,10638	6,66E-12	3,94E-09	0	1,49E-13	0	4,46E-06	63,96028	100,0395
Wayburn-Seader 01	0	5,03E-06	1,12E-09	0	0	0	0	0	0	0	0
Weierstrass	0	0	0	0,000331	0,000338	3,2E-05	0	0	0	0	0
Whitley	97,05039	393,4171	377,6914	0	0	0	307,6326	302,2848	306,4016	379,6379	384,1519
Wolfe	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Xin She Yang 01	4,46E-25	1,45E-28	1,8E-245	2,4E-10	8,72E-09	9,56E-14	1,08E-68	4,52E-68	4,95E-71	2,65E-57	3,04E-64
Xin She Yang 02	1,1E-11	2,59E-09	8,17E-12	2,77E-11	2,75E-11	2,78E-11	1,75E-11	1,83E-11	1,59E-11	2,77E-11	2,75E-11
Xin She Yang 03	6,24E-74	3,26E-49	5,57E-69	6,24E-74	6,24E-74	6,24E-74	6,24E-74	6,24E-74	6,24E-74	6,24E-74	6,24E-74
Xin She Yang 06	7,02E-43	4,54E-14	3,92E-18	1,33E-12	1,72E-24	1,21E-42	1,4E-43	1,68E-43	1,4E-43	3,44E-24	6,84E-29
Xor	0,959759	0,967045	0,959759	0,959759	0,959759	0,959759	0,959759	0,959759	0,959759	0,959759	0,959759
Zakharov	8,36E-43	5,23E-50	0	2,94E-19	4,67E-17	2,38E-18	1,1E-151	8E-152	1,9E-150	6,6E-178	3,6E-173

Çizelge 4.9. 30 farklı çalıştırma ve 150.000 analiz sonrası algoritmaların test problemi üzerinde elde ettiği en iyi değerler (devam)

Fonksiyon	CBO	GWO	GWO_2	JA	JA_2	JA_3	SOS	SOS_2	SOS_3	TLBO	$TLBO_2$
Zero Sum	1,028008	1,558831	1,034004	1,200578	1,193441	1,154962	1,225427	1,231872	1,174813	0	1,201208
Zett 1	-0,00379	-0,00379	-0,00379	-0,00379	-0,00379	-0,00379	-0,00379	-0,00379	-0,00379	-0,00379	-0,00379
Zirilli	-0,35239	-0,35239	-0,35239	-0,35239	-0,35239	-0,35239	-0,35239	-0,35239	-0,35239	-0,35239	-0,35239

Çizelge 4.10. 30 farklı çalıştırma ve 150.000 analiz sonrası algoritmaların test problemi üzerinde elde ettiği değerlerin ortalamaları

Fonksiyon	CBO	GWO	GWO_2	JA	JA_2	JA_3	SOS	SOS_2	SOS_3	TLBO	$TLBO_2$
Ackley	0,093379	7,11E-16	0	0,703758	1,330506	0,66532	0	0	0	3,55E-15	3,55E-15
Adjiman	-2,02181	-2,02181	-2,02181	-2,02181	-2,02181	-2,02181	-2,02181	-2,02181	-2,02181	-2,02181	-2,02181
Alpine 01	2,53E-15	0,609308	3,34E-05	0,997893	2,672559	0,947499	4,8E-103	2,8E-103	1,3E-103	3,5E-149	1,6E-134
Alpine 02	0	-4E+09	-2,7E+11	-3,6E+10	-6,4E+09	-1,5E+11	-8,1E+12	-7,7E+12	-8,1E+12	-2,8E+11	-2,6E+11
Bartels Conn	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Beale	1,3E-28	0,098088	7,33E-10	0	0	0	0	0	0	0	0
Bent Cigar	1,36E-36	9,98E-52	2,4E-241	282,5779	1,75E-08	3E-21	2,2E-196	8,4E-197	1,6E-197	1,1E-289	6,9E-253
Bohachevsky 1	0	-5,6E-17	-5,6E-17	-5,6E-17	-5,6E-17	-5,6E-17	-5,6E-17	-5,6E-17	-5,6E-17	-5,6E-17	-5,6E-17
Bohachevsky 2	0	2,1E-174	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Bohachevsky 3	0	0,007542	0	0	6,4E-292	0	0	0	0	0	0
Booth	0	1,47E-06	2,09E-09	0	0	0	0	0	0	0	0
Branin 01	0,397887	0,39843	0,397889	0,397907	0,397975	0,398006	0,397887	0,397887	0,397887	0,397887	0,397887
Branin 02	7,112045	6,850485	6,643699	6,017942	5,976287	6,101522	5,558914	5,558914	5,558914	6,101307	5,935326
Brent	1,38E-87	4,03E-07	1,36E-10	1,38E-87	3,947246	3,568993	1,38E-87	1,38E-87	1,38E-87	1,38E-87	1,38E-87
Brown	1,92E-44	3,07E-59	1,3E-249	2,62E-19	5,45E-18	2,62E-30	4,8E-205	7,5E-206	3,5E-205	2,5E-298	2,5E-263
Bukin 04	0	1,7E-05	7,64E-07	7,38E-06	5,5E-06	5,57E-06	1E-186	8,4E-190	4,1E-189	0	0
Bukin 06	0,018951	0,545129	0,107882	0,097639	0,146666	0,137529	0,079366	0,07862	0,072659	0,031674	0,039735
Carrom Table	-24,1568	-24,0872	-24,1568	-24,0584	-24,1525	-24,1464	-24,1568	-24,1568	-24,1568	-24,1568	-24,1568
Chichinadze	-42,9444	-42,7116	-42,9444	-42,9444	-42,9444	-42,9444	-42,9444	-42,9444	-42,9444	-42,9444	-42,9444
Chung-Reynold's	2,07E-65	8,7E-115	0	4,99E-31	1,06E-28	2,81E-53	0	0	0	0	0
Colville	0,527849	3,314638	0,139287	4,58E-09	1,72E-08	2,98E-08	2,36E-12	9,05E-12	1,08E-11	0,052738	2,04E-06
Cosine Mixture	-0,30781	-0,4	-0,4	-0,4	-0,4	-0,4	-0,4	-0,4	-0,4	-0,4	-0,4
Cross-in-Tray	-2,06261	-2,06261	-2,06261	-2,06261	-2,06261	-2,06261	-2,06261	-2,06261	-2,06261	-2,06261	-2,06261
Cross-Leg Table	-0,08478	-0,00044	-0,06697	-0,00026	-0,00039	-0,00029	-0,19861	-0,17309	-0,17332	-0,11523	-0,10577
Crowned Cross	0,00118	0,426676	0,305058	0,417819	0,353682	0,349042	0,001487	0,001019	0,001162	0,001087	0,001093
Csendes	1,7E-07	7,08E-77	0	1,89E-10	1,67E-29	1,18E-09	0	0	0	0	0
Cube	0,010265	0,09368	8,33E-09	5,48E-28	5,32E-25	2,58E-24	1,82E-22	3,09E-22	1,82E-22	0	0
Damavandi	2	1,92643	1,650352	2	2	2	9,17E-07	4,26E-08	3,19E-07	1,46539	1,856212
Deb 01	-0,48148	-0,79325	-0,93906	-0,57852	-0,57414	-0,57125	-0,94387	-0,94288	-0,94137	-0,90597	-0,93986
Deb 02	-1	-0,80477	-0,91286	-0,65485	-0,66086	-0,67695	-0,96007	-0,95925	-0,961	-0,99995	-0,99967

Çizelge 4.10. 30 farklı çalıştırma ve 150.000 analiz sonrası algoritmaların test problemi üzerinde elde ettiği değerlerin ortalamaları (devam)

Fonksiyon	CBO	GWO	GWO_2	JA	JA_2	JA_3	SOS	SOS_2	SOS_3	TLBO	$TLBO_2$
Decanomial	0	0,53469	1,41E-07	4,56E-21	2,48E-20	2,23E-20	0	0	0	0	0
D. Corrugated Spring	0,55628	9,338338	-0,04439	0,319969	-0,00783	0,028723	-0,08616	-0,04907	-0,11227	0,122718	0,070499
Dixon-Price	0,666667	0,666674	0,666686	0,871564	0,657111	0,504172	0,666667	0,666667	0,666667	0,666667	0,666667
Drop-Wave	-0,87221	-0,97025	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1
Easom	-1,2E-26	-0,93333	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1
Egg Holder	-883,061	-867,543	-921,378	-955,261	-959,446	-959,631	-959,641	-959,641	-959,641	-957,472	-957,472
Exponential	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1
Freudenstein-Roth	43,15638	21,08472	6,639443	2,463835	0	0	0	0	0	0	0
G. Dixon-Price-Rosenbrock	0,000109	19,50953	1,834499	2E-14	2,3E-14	1,8E-19	2,52E-13	2,68E-12	1,22E-13	0,028309	0,009887
Goldstein-Price	3	3,90045	3	3,000019	3,000021	3,000023	3	3	3	3	3
Griewank	0,00443	0,022756	0	0,080345	0,079559	0,050974	0	0	0	0	0
Hartmann 3	-3,86278	-3,86028	-3,86251	-3,86278	-3,86278	-3,86278	-3,86278	-3,86278	-3,86278	-3,86278	-3,86278
Holder Table	-19,2085	-19,2061	-19,2085	-19,1744	-19,201	-19,2036	-19,2085	-19,2085	-19,2085	-19,2085	-19,2085
Hosaki	-2,34581	-2,34581	-2,34581	-2,34581	-2,34581	-2,34581	-2,34581	-2,34581	-2,34581	-2,34581	-2,34581
Hyper-Ellipsoid	9,06E-36	3,92E-53	1,1E-240	6607224	4,38E-06	1,54E-19	2,4E-195	4,5E-196	6,1E-196	7,7E-289	3,1E-250
Inverted Cosine Wave	-1,70841	-17,6563	-25,7241	-7,24714	-7,47995	-7,58059	-26,9457	-26,7886	-26,7036	-20,6647	-20,9162
Langermann	-1,19084	-4,69116	-5,16213	-5,01799	-5,16213	-5,16213	-5,16213	-5,16213	-5,16213	-5,16213	-5,16213
Levy 03	0,030181	4,245718	0,134337	1,56E-25	1,84E-21	1,5E-32	6,06E-32	8,81E-32	7,79E-32	1,4E-09	1,77E-14
Levy 13	1,35E-31	0,132687	1,66E-09	1,35E-31	1,35E-31	1,35E-31	1,35E-31	1,35E-31	1,35E-31	1,35E-31	1,35E-31
Matyas	1,53E-62	3,87E-95	0	3,8E-203	1,7E-146	2,6E-153	4E-308	3,4E-306	8,4E-308	0	0
McCormick	-1,91322	-1,91322	-1,91322	-1,9132	-1,91321	-1,91321	-1,91322	-1,91322	-1,91322	-1,91322	-1,91322
Michalewicz 2	-1,8013	-1,77459	-1,77459	-1,8013	-1,8013	-1,8013	-1,8013	-1,8013	-1,8013	-1,8013	-1,8013
Michalewicz 5	-4,53721	-3,7963	-4,41827	-4,64022	-4,6597	-4,66519	-4,68766	-4,68766	-4,68766	-4,60121	-4,62482
Michalewicz 10	-8,67169	-6,05626	-7,94808	-6,79241	-6,95109	-7,0288	-9,58723	-9,63036	-9,61543	-9,10671	-9,20903
Miele-Cantrell	2,47E-13	0,00334	0	9,28E-53	2,46E-54	1,87E-54	5,28E-47	2,93E-49	1,98E-49	2E-20	1,06E-20
Mishra 01	2	2936992	2,371836	30,88893	2	2	2	2	2	2	2
Mishra 02	2	40521701	2,378223	138,0425	2	2	2	2	2	2	2
Mishra 03	-0,1867	-0,0662	-0,17667	-0,13435	-0,19426	-0,19198	-0,19993	-0,19993	-0,19993	-0,19993	-0,19993
Mishra 04	-0,15367	-0,10649	-0,15475	-0,17186	-0,18781	-0,1895	-0,19935	-0,19937	-0,19935	-0,1993	-0,19939
Mishra 05	-0,11603	-0,10209	-0,11983	-0,11983	-0,11983	-0,11983	-0,11983	-0,11983	-0,11983	-0,11983	-0,11983
Mishra 06	-2,20003	-2,03854	-2,25598	-2,28395	-2,28395	-2,28395	-2,28395	-2,28395	-2,28395	-2,28395	-2,28395
Mishra 07	0	1,09E+64	5,4E+56	2,54E+57	2,72E+57	6,57E+57	2,17E+57	2,09E+57	2,99E+57	2,19E+57	3,52E+57
Mishra 11	0	3,27E-08	6,86E-14	0	0	2,72E-16	8,27E-10	2,12E-07	3,43E-25	0	0
M.-Axis P. Hyper-Ellipsoid	5,49E-24	40568379	2149090	4,57E-21	8,04E-17	4,76E-26	4,55E-26	4,35E-26	7,7E-26	0,012657	2,98E-05
Pathological	3,14E-05	0,000521	5,46E-05	2,31E-05	1,23E-05	1,56E-05	7,06E-06	6,69E-06	6,29E-06	2,38E-06	2,74E-06
Pen-Holder	-0,96353	-0,96353	-0,96353	-0,96353	-0,96353	-0,96353	-0,96353	-0,96353	-0,96353	-0,96353	-0,96353
Periodic	1	0,943409	0,903333	0,900361	0,900377	0,900336	0,9	0,9	0,9	0,9	0,9

Çizelge 4.10. 30 farklı çalıştırma ve 150.000 analiz sonrası algoritmaların test problemi üzerinde elde ettiği değerlerin ortalamaları (devam)

Fonksiyon	CBO	GWO	GWO_2	JA	JA_2	JA_3	SOS	SOS_2	SOS_3	TLBO	$TLBO_2$
Perm 01	4,288002	705,0084	36,2199	8,8E-05	0,000135	0,00015	6,16E-05	6,29E-05	4,74E-05	5,4E-05	4,33E-05
Perm 02	3371,658	745,4934	93,53908	90,80148	66,14492	229,8533	88,9277	42,09374	111,6457	262,9462	253,3453
Powell	0,000199	3,89E-07	3,23E-06	0,012896	0,012245	0,007838	1,53E-10	5,4E-11	2,06E-11	1,05E-06	8,24E-07
Power Sum	0,005286	0,928474	0,060262	0,003058	0,011615	0,004829	0,000389	0,000283	0,000299	0,000155	0,000159
Price 04	2,36E-07	2,08E-09	4,36E-14	2,92E-12	2,4E-12	2,27E-12	3,16E-14	2,17E-14	1,57E-14	3,57E-14	1,97E-14
Qing	2,33E-27	5194,545	742,9327	695,0939	613,2821	255,1286	1,41E-28	1,3E-28	1,34E-28	0,000133	1,5E-10
Quadratic	-3873,72	-3873,61	-3873,72	-3873,72	-3873,72	-3873,72	-3873,72	-3873,72	-3873,72	-3873,72	-3873,72
Quartic	1,79E-48	3,58E-84	0	1,69E-26	1,78E-26	3,03E-42	0	0	0	0	0
Quintic	1,07E-14	82,11147	10,71303	50,29044	54,2377	45,54336	5,49E-15	1,85E-15	4,36E-07	0,000628	2,33E-05
Rana	-928,548	-928,548	-928,548	-928,548	-928,548	-928,548	-928,548	-928,548	-928,548	-928,548	-928,548
Rastrigin	32,3693	7,266694	0,271665	206,6487	193,2944	195,2917	0	0	0	12,22097	11,55771
Ripple 01	-2,17732	-2,19723	-2,2	-2,2	-2,2	-2,2	-2,2	-2,2	-2,2	-2,2	-2,2
Rosenbrock	54,71502	28,74861	26,15499	25,05379	32,05441	22,61266	14,6301	14,76913	15,04846	25,67142	24,17277
Salomon	1,210114	0,183207	0,109873	0,313213	0,30717	0,302688	0,099873	0,099873	0,099873	0,099873	0,099873
Schaffer F6	0,259139	0,007773	0,000972	0,000198	7,28E-05	7,52E-05	0	0	0	0	0
Schaffer N.2	0,458924	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Schaffer N.4	0,498769	0,292583	0,292579	0,292579	0,292579	0,292579	0,292579	0,292579	0,292579	0,292579	0,292579
Schekel's Foxholes	9,942926	7,723233	2,244246	0,99804	0,998007	0,99801	0,998004	0,998004	0,998004	0,998004	0,998004
Schumer-Steiglitz 02	9,28E-44	3,91E-75	0	4,76E-20	1,28E-19	2,68E-35	0	0	0	0	0
Schumer-Steiglitz 03	4,18E-14	3,99E-34	1,1E-150	0,038681	0,00033	2,67E-05	1,2E-174	1,8E-176	3,6E-176	1,4E-229	9,5E-218
Schwefel	2087,976	7394,122	5988,39	4827,979	5080,159	4882,966	1265,756	1209,047	1166,905	4140,291	4222,513
Schwefel 1.2	0,352661	0,187937	8,15E-58	21459,07	21531,59	21887,21	1,2E-62	2,57E-64	9,42E-64	8,79E-62	9,14E-58
Schwefel 2.22	6,55E-30	4,79E-41	7,8E-142	6,11E-09	2,25E-08	1,73E-15	4,4E-102	6,1E-103	9,8E-103	4,3E-149	8,8E-135
Shubert	0,066741	-175,732	-186,722	-186,574	-186,584	-186,583	-186,731	-186,731	-186,731	-186,731	-186,731
Simpleton-n	-300	-250,518	-298,082	-284,628	-300	-300	-300	-300	-300	-300	-300
Sinusoidal	-7,3E-07	-0,33451	-1,29513	-3,18302	-3,38342	-3,27624	-3,47306	-3,5	-3,5	-3,44613	-3,47306
Six-Hump Camel	-0,97722	-1,02776	-1,03163	-1,03162	-1,03163	-1,03163	-1,03163	-1,03163	-1,03163	-1,03163	-1,03163
Sphere	1,19E-40	3,21E-58	1,2E-247	6,29E-16	1,05E-14	2,52E-27	3,4E-202	5,1E-203	1,7E-203	1,8E-294	1,3E-260
Step	6,08E-31	4,13709	0,224455	2,658146	2,714743	2,687578	2,26E-33	4,52E-33	9,24E-34	2,46E-09	5,39E-10
Stepint	-5	-4,8	-5	-5	-5	-5	-5	-5	-5	-5	-5
Styblinski-Tang	-303,459	-803,817	-961,359	-697,458	-702,049	-706,613	-1174,98	-1174,98	-1174,98	-1033,15	-1040,65
Sum Of Different Powers	5,13E-57	6,6E-158	0	1,35E-36	1,24E-35	3,04E-50	0	0	0	0	0
Sum Squares	3,08E-42	3,97E-57	1,2E-247	7,62E-17	1,2E-15	3,59E-28	2,5E-203	4,5E-204	3,8E-204	2,6E-296	1,4E-261
Three-Hump Camel	0	2,1E-179	0	0	9,1E-304	0	0	0	0	0	0
Trefethen	-0,46321	-2,9589	-3,24176	-3,29312	-3,29132	-3,28721	-3,30687	-3,30687	-3,30687	-3,30687	-3,30687
Trid	-153,249	-36,2688	-190,419	-72,0268	-210	-210	-210	-210	-210	-209,998	-210
Trigonometric	22,88175	0,001273	0	117280,2	0,000241	0,002789	0	0	0	8,48E-06	0

Çizelge 4.10. 30 farklı çalıştırma ve 150.000 analiz sonrası algoritmaların test problemi üzerinde elde ettiği değerlerin ortalamaları (devam)

Fonksiyon	CBO	GWO	GWO_2	JA	JA_2	JA_3	SOS	SOS_2	SOS_3	TLBO	$TLBO_2$
Vincent	-6,95345	-28,9318	-29,9999	-26,3225	-26,7468	-28,0703	-29,1219	-29,1138	-29,0452	-29,9999	-29,9982
W/Wavy	0,409589	0,10397	0,001137	0,682548	0,688998	0,685064	0	0	0	0,155887	0,163475
Wavy 01	14,37378	730,8779	104,6872	4,019521	2,074941	4,326742	8,330547	6,571249	7,810222	177,929	197,7675
Wayburn-Seader 01	2,09E-29	1,410703	1,6E-05	2,09E-06	7,93E-06	4,34E-06	0	0	4,46E-26	0	0
Weierstrass	0,25487	0	0	0,611106	0,302044	1,004102	0	0	0	0	0
Whitley	360,9888	407,7671	388,807	293,5514	229,8814	246,7895	341,0635	334,1349	340,0204	400,4579	399,1492
Wolfe	0	0	0	0,000235	0	0	0	0	0	0	0
Xin She Yang 01	0,001239	9,19E-09	9,27E-59	0,105424	3,035844	0,013355	1,8E-59	5,48E-57	1,86E-53	1,26E-15	4,47E-16
Xin She Yang 02	1,44E-11	3,97E-08	2,58E-09	3,01E-11	3,16E-11	3,08E-11	2,27E-11	2,31E-11	2,25E-11	3,01E-11	2,99E-11
Xin She Yang 03	6,24E-74	2,84E-33	7,71E-56	1,89E-73	1,49E-73	1,13E-73	6,24E-74	6,24E-74	6,24E-74	1,21E-72	1,66E-72
Xin She Yang 06	3,13E-41	8E-13	1E-17	8,52E-12	6,94E-12	6,43E-12	1,05E-39	9,07E-40	1,38E-28	4,83E-18	1,65E-19
Xor	0,966013	0,979337	0,9671	0,964601	0,963695	0,964442	0,964494	0,966811	0,964901	0,963152	0,96368
Zakharov	2,69E-36	8,93E-39	0	1,38E-17	7,63E-16	2,75E-17	1,1E-146	1,8E-146	2,8E-147	6,3E-169	1,8E-163
Zero Sum	1,144971	3,087375	1,20212	2,139774	2,205986	2,027084	1,961131	1,816673	1,785103	1,696048	1,753607
Zett 1	-0,00379	-0,00379	-0,00379	-0,00379	-0,00379	-0,00379	-0,00379	-0,00379	-0,00379	-0,00379	-0,00379
Zirilli	-0,35239	-0,33907	-0,35239	-0,35239	-0,35239	-0,35239	-0,35239	-0,35239	-0,35239	-0,35239	-0,35239

Çizelge 4.11. 30 farklı çalıştırma ve 150.000 analiz ile algoritmaların test problemi üzerinde elde ettiği en kötü değerler

Fonksiyon	CBO	GWO	GWO_2	JA	JA_2	JA_3	SOS	SOS_2	SOS_3	TLBO	$TLBO_2$
Ackley	1,646224	3,55E-15	0	19,95758	19,9613	19,9596	0	0	0	3,55E-15	3,55E-15
Adjiman	-2,02181	-2,02181	-2,02181	-2,02181	-2,02181	-2,02181	-2,02181	-2,02181	-2,02181	-2,02181	-2,02181
Alpine 01	8,83E-15	16,45979	0,000572	11,56181	15,3218	13,9517	2,3E-102	1,2E-102	5,3E-103	6,2E-148	2,6E-133
Alpine 02	0	-293015	-1,8E+09	-1,7E+08	-2,9E+08	-9,1E+07	-2,6E+12	-3,7E+12	-2,3E+12	-2,4E+10	-1,9E+10
Bartels Conn	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Beale	3,89E-27	0,762075	2,85E-09	0	0	0	0	0	0	0	0
Bent Cigar	1,49E-35	2,48E-50	6,5E-240	8477,336	2,13E-07	2,33E-20	1,7E-195	2E-195	1,5E-196	1,3E-288	1,4E-251
Bohachevsky 1	0	-5,6E-17	-5,6E-17	-5,6E-17	-5,6E-17	-5,6E-17	-5,6E-17	-5,6E-17	-5,6E-17	-5,6E-17	-5,6E-17
Bohachevsky 2	0	6,4E-173	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Bohachevsky 3	0	0,22626	0	0	1,9E-290	0	0	0	0	0	0
Booth	0	1,89E-05	1,43E-08	0	0	0	0	0	0	0	0
Branin 01	0,397887	0,414018	0,397938	0,3981	0,398621	0,399531	0,397887	0,397887	0,397887	0,397887	0,397887
Branin 02	7,714955	7,714962	6,810589	6,812899	6,811196	6,81105	5,558914	5,558914	5,558914	6,810589	6,810589
Brent	1,38E-87	7,85E-06	1,01E-09	1,38E-87	118,4174	107,0698	1,38E-87	1,38E-87	1,38E-87	1,38E-87	1,38E-87
Brown	2,68E-43	9,18E-58	3,6E-248	9,47E-19	1,54E-17	2,35E-29	5,9E-204	1,2E-204	8,5E-204	6,4E-297	6,2E-262
Bukin 04	0	8,4E-05	2,66E-06	2,6E-05	1,52E-05	1,3E-05	3,1E-185	2,3E-188	1,2E-187	0	0

Çizelge 4.11. 30 farklı çalıştırma ve 150.000 analiz ile algoritmaların test problemi üzerinde elde ettiği en kötü değerler (devam)

Fonksiyon	CBO	GWO	GWO_2	JA	JA_2	JA_3	SOS	SOS_2	SOS_3	TLBO	$TLBO_2$
Bukin 06	0,047782	1,68494	0,259609	0,48302	0,297094	0,318728	0,186477	0,214099	0,213883	0,050137	0,053521
Carrom Table	-24,1568	-22,4065	-24,1568	-23,3695	-24,1333	-24,1103	-24,1568	-24,1568	-24,1568	-24,1568	-24,1568
Chichinadze	-42,9444	-42,4972	-42,9444	-42,9444	-42,9444	-42,9444	-42,9444	-42,9444	-42,9444	-42,9444	-42,9444
Chung-Reynold's	6,08E-64	1,4E-113	0	7,46E-30	4,41E-28	5,11E-52	0	0	0	0	0
Colville	1,582132	29,05255	1,582141	1,14E-07	3,7E-07	6,1E-07	1,73E-11	1,62E-10	2,03E-10	1,582132	6,12E-05
Cosine Mixture	-0,15956	-0,4	-0,4	-0,4	-0,4	-0,4	-0,4	-0,4	-0,4	-0,4	-0,4
Cross-in-Tray	-2,06261	-2,06261	-2,06261	-2,0626	-2,06261	-2,06261	-2,06261	-2,06261	-2,06261	-2,06261	-2,06261
Cross-Leg Table	-0,08478	-0,00015	-0,00021	-0,00018	-0,00021	-0,00022	-0,00384	-0,03553	-0,03766	-0,08284	-0,08478
Crowned Cross	0,00118	0,691637	0,467725	0,520684	0,490897	0,499244	0,009067	0,002874	0,003697	0,001207	0,001207
Csendes	6,73E-07	2,02E-75	0	5,66E-09	4,92E-28	3,53E-08	0	0	0	0	0
Cube	0,048343	0,562865	5,41E-08	1,16E-26	1,3E-23	6,64E-23	1,01E-21	2,76E-21	1,35E-21	0	0
Damavandi	2	2,00002	2	2	2	2	2,75E-05	1,23E-06	9,54E-06	2	2
Deb 01	-0,40597	-0,49802	-0,60312	-0,53866	-0,54225	-0,53528	-0,92425	-0,90368	-0,91008	-0,70835	-0,71409
Deb 02	-1	-0,57339	-0,58351	-0,57367	-0,60944	-0,60699	-0,93769	-0,91782	-0,91453	-0,99861	-0,99084
Decanomial	0	7,030888	3,24E-06	2,4E-20	1,57E-19	1,24E-19	0	0	0	0	0
D. Corrugated Spring	1,50967	11,68769	2,916346	1,506499	0,409923	1,506499	0,409922	0,409922	0,409922	0,409922	0,409922
Dixon-Price	0,666667	0,666699	0,667079	3,123079	1,046321	1,791834	0,666667	0,666667	0,666667	0,666667	0,666667
Drop-Wave	-0,68154	-0,93625	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1
Easom	0	-4,7E-07	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1
Egg Holder	-724,028	-613,791	-786,526	-894,578	-953,982	-959,422	-959,641	-959,641	-959,641	-894,579	-894,579
Exponential	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1
Freudenstein-Roth	49,79582	49,79583	49,79582	49,79582	0	0	0	0	0	0	0
G. Dixon-Price-Rosenbrock	0,003146	26,11502	5,352194	5,12E-13	6,89E-13	5,39E-18	4,55E-12	7,2E-11	1,4E-12	0,057362	0,022658
Goldstein-Price	3	30,00005	3,000001	3,000128	3,000069	3,00007	3	3	3	3	3
Griewank	0,0467	0,080079	0	0,404152	0,350344	0,31742	0	0	0	0	0
Hartmann 3	-3,86278	-3,8549	-3,8549	-3,86278	-3,86278	-3,86278	-3,86278	-3,86278	-3,86278	-3,86278	-3,86278
Holder Table	-19,2085	-19,1381	-19,2085	-18,6311	-19,1382	-19,1281	-19,2085	-19,2085	-19,2085	-19,2085	-19,2085
Hosaki	-2,34581	-2,34581	-2,34581	-2,34581	-2,34581	-2,34581	-2,34581	-2,34581	-2,34581	-2,34581	-2,34581
Hyper-Ellipsoid	2,08E-34	4,77E-52	2,6E-239	1,29E+08	0,000118	2,1E-18	2,7E-194	8,5E-195	1E-194	1,2E-287	9,3E-249
Inverted Cosine Wave	-0,90815	-12,2985	-20,0843	-6,06141	-6,11155	-6,16692	-21,1989	-21,4374	-21,3857	-18,6879	-18,6549
Langermann	-6,3E-06	-2,67445	-5,16213	-3,00004	-5,16213	-5,16213	-5,16213	-5,16213	-5,16213	-5,16213	-5,16213
Levy 03	0,905431	7,092375	0,317067	2,97E-24	2,62E-20	1,5E-32	8,04E-31	8,04E-31	4,59E-31	2,35E-08	1,43E-13
Levy 13	1,35E-31	1,002202	7,72E-09	1,35E-31	1,35E-31	1,35E-31	1,35E-31	1,35E-31	1,35E-31	1,35E-31	1,35E-31
Matyas	4,57E-61	1,13E-93	0	1,1E-201	4,7E-145	6,5E-152	1,2E-306	3,8E-305	1,6E-306	0	0
McCormick	-1,91322	-1,91322	-1,91322	-1,91303	-1,9132	-1,9132	-1,91322	-1,91322	-1,91322	-1,91322	-1,91322
Michalewicz 2	-1,8013	-1	-1	-1,8013	-1,8013	-1,8013	-1,8013	-1,8013	-1,8013	-1,8013	-1,8013
Michalewicz 5	-4,45302	-2,64008	-3,69886	-4,46622	-4,4845	-4,49589	-4,68766	-4,68766	-4,68766	-4,49589	-4,49589
Michalewicz 10	-8,06112	-3,77148	-5,38507	-5,77741	-5,43431	-5,63396	-9,14626	-9,46005	-9,34134	-8,3089	-8,58071
Miele-Cantrell	2,38E-12	0,035035	0	2,78E-51	7,28E-53	5,4E-53	1,48E-45	8,5E-48	5,95E-48	4,08E-19	3,17E-19

Çizelge 4.11. 30 farklı çalıştırma ve 150.000 analiz ile algoritmaların test problemi üzerinde elde ettiği en kötü değerler (devam)

Fonksiyon	CBO	GWO	GWO_2	JA	JA_2	JA_3	SOS	SOS_2	SOS_3	TLBO	$TLBO_2$
Mishra 01	2	81861876	4,993991	178,0098	2	2	2	2	2	2	2
Mishra 02	2	1,04E+09	3,945326	2569,444	2	2	2	2	2	2	2
Mishra 03	-0,05683	0,022689	-0,02155	0,008683	-0,18396	-0,18654	-0,19985	-0,19988	-0,1999	-0,19992	-0,19993
Mishra 04	-0,07073	0,016997	-0,08881	-0,09639	-0,17477	-0,17931	-0,19897	-0,19913	-0,19897	-0,19776	-0,19906
Mishra 05	-0,00578	-0,01339	-0,11983	-0,11983	-0,11983	-0,11983	-0,11983	-0,11983	-0,11983	-0,11983	-0,11983
Mishra 06	-1,86434	-1,30259	-1,86434	-2,28395	-2,28395	-2,28395	-2,28395	-2,28395	-2,28395	-2,28395	-2,28395
Mishra 07	0	7,01E+64	1,35E+58	5,03E+58	3,56E+58	1,52E+59	1,45E+58	1,75E+58	2,74E+58	1,06E+58	2,8E+58
Mishra 11	0	2,32E-07	3,07E-13	0	0	8,15E-15	2,48E-08	4,04E-06	1,03E-23	0	0
M.-Axis P. Hyper-Ellipsoid	2,25E-23	73823640	6080260	4,26E-20	1,78E-16	7,27E-25	5,53E-25	5,46E-25	8,25E-25	0,203699	0,000826
Pathological	6,53E-05	0,001531	0,00013	0,000149	3,26E-05	5,44E-05	1,75E-05	1,79E-05	1,23E-05	9,58E-06	1,26E-05
Pen-Holder	-0,96353	-0,96353	-0,96353	-0,96344	-0,96347	-0,96345	-0,96353	-0,96353	-0,96353	-0,96353	-0,96353
Periodic	1	1,001277	1	0,902523	0,90328	0,902273	0,9	0,9	0,9	0,9	0,9
Perm 01	15,14874	5277,943	1086,555	0,000292	0,000283	0,000458	0,000194	0,00023	0,000219	0,000225	0,000204
Perm 02	75705,58	1959,145	403,3702	596,6481	325,1256	1499,891	672,0956	325,1256	749,8441	1824,933	1161,591
Powell	0,000301	5,74E-06	1,76E-05	0,044544	0,037884	0,015962	2,44E-09	1,3E-09	1,74E-10	2,24E-05	7,22E-06
Power Sum	0,016427	20,22815	0,892015	0,019622	0,065487	0,022581	0,001841	0,001728	0,001134	0,001084	0,000478
Price 04	1,94E-06	1,81E-08	3,73E-13	2,07E-11	1,03E-11	1,24E-11	2,22E-13	1,26E-13	9,19E-14	2,12E-13	1,26E-13
Qing	1,39E-26	6604,111	1685,648	1772,763	1874,421	1199,671	2,08E-28	2,2E-28	1,95E-28	0,003958	4,11E-09
Quadratic	-3873,72	-3870,44	-3873,72	-3873,72	-3873,72	-3873,72	-3873,72	-3873,72	-3873,72	-3873,72	-3873,72
Quartic	5,24E-47	1,07E-82	0	1,44E-25	8,81E-26	3,12E-41	0	0	0	0	0
Quintic	4,02E-14	104,4379	34,86473	72,21833	78,19304	65,93236	1,27E-13	1,82E-14	1,31E-05	0,010817	0,000475
Rana	-928,548	-928,548	-928,548	-928,548	-928,548	-928,548	-928,548	-928,548	-928,548	-928,548	-928,548
Rastrigin	60,69234	37,50537	8,149951	258,6174	234,1881	230,2252	0	0	0	23,87901	25,86892
Ripple 01	-2,10575	-2,19336	-2,2	-2,2	-2,2	-2,2	-2,2	-2,2	-2,2	-2,2	-2,2
Rosenbrock	240,0553	28,94066	27,87855	86,95619	102,6612	80,97283	17,44662	17,01017	17,11614	26,00144	25,017
Salomon	1,600186	0,299873	0,199873	0,499874	0,399873	0,499873	0,099873	0,099873	0,099873	0,099873	0,099873
Schaffer F6	0,345506	0,009716	0,009716	0,001264	0,00032	0,000628	0	0	0	0	0
Schaffer N.2	0,498866	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Schaffer N.4	0,499402	0,292597	0,292579	0,292581	0,292581	0,29258	0,292579	0,292579	0,292579	0,292579	0,292579
Schekel's Foxholes	18,30431	16,44091	10,76318	0,99888	0,998038	0,998117	0,998004	0,998004	0,998004	0,998004	0,998004
Schumer-Steiglitz 02	1,06E-42	9,59E-74	0	4,66E-19	9,19E-19	3,24E-34	0	0	0	0	0
Schumer-Steiglitz 03	7,06E-13	1,06E-32	2,5E-149	1,119147	0,003231	0,000311	1,5E-173	2,9E-175	7,1E-175	3,8E-228	2,8E-216
Schwefel	3345,165	9639,123	7341,07	7194,869	8151,559	7450,945	2840,737	2339,44	2171,427	5073,347	5449,029
Schwefel 1.2	0,916434	5,578987	2,44E-56	35124,18	31284,84	40346,7	2,43E-61	2,21E-63	1,16E-62	1,93E-60	1,35E-56
Schwefel 2.22	1,94E-28	4,82E-40	6,3E-141	1,73E-08	5,44E-08	8,84E-15	4,7E-101	2,3E-102	9,8E-102	1E-147	1,5E-133
Shubert	0,066741	-123,575	-186,529	-186,178	-185,58	-185,904	-186,731	-186,731	-186,731	-186,731	-186,731
Simpleton-n	-300	-224,468	-289,928	-268,859	-300	-300	-300	-300	-300	-300	-300
Sinusoidal	-2,4E-08	-0,007	-0,00167	-0,94238	-0,00268	-1,26241	-2,69194	-3,5	-3,5	-1,88389	-2,69194
Six-Hump Camel	-0,21546	-0,99993	-1,03163	-1,03154	-1,03162	-1,03162	-1,03163	-1,03163	-1,03163	-1,03163	-1,03163

Çizelge 4.11. 30 farklı çalıştırma ve 150.000 analiz ile algoritmaların test problemi üzerinde elde ettiği en kötü değerler (devam)

Fonksiyon	CBO	GWO	GWO_2	JA	JA_2	JA_3	SOS	SOS_2	SOS_3	TLBO	$TLBO_2$
Sphere	3,43E-39	5,8E-57	2,7E-246	1,99E-15	3,28E-14	1,04E-26	5E-201	8,1E-202	1,6E-202	4,2E-293	2,1E-259
Step	4,47E-30	5,252897	1,000528	3,554605	3,536256	3,389475	2,47E-32	2,77E-32	1,23E-32	4,98E-08	1,58E-08
Stepint	-5	1	-5	-5	-5	-5	-5	-5	-5	-5	-5
Styblinski-Tang	-159,221	-690,368	-811,807	-668,676	-654,736	-654,128	-1174,98	-1174,98	-1174,98	-934,661	-977,071
Sum Of Different Powers	1,5E-55	1,6E-156	0	3,44E-35	2,1E-34	8,65E-49	0	0	0	0	0
Sum Squares	8,75E-41	1,19E-55	3,5E-246	4,11E-16	5,81E-15	3,93E-27	3,2E-202	3,9E-203	1,8E-203	6,2E-295	4,3E-260
Three-Hump Camel	0	6,3E-178	0	0	2,7E-302	0	0	0	0	0	0
Trefethen	-0,01215	-1,73477	-2,96667	-3,25535	-3,18288	-3,24238	-3,30687	-3,30687	-3,30687	-3,30687	-3,30687
Trid	-70,2454	6,006261	-44,8605	736,0968	-210	-210	-210	-210	-210	-209,994	-210
Trigonometric	42,65464	0,027068	0	1149536	0,004052	0,039622	0	0	0	0,000254	0
Vincent	-2,3802	-11,4464	-29,9998	-21,1419	-19,0464	-22,3046	-28,3378	-28,1463	-28,1751	-29,9962	-29,9478
W/Wavy	0,509919	0,476322	0,034121	0,715324	0,735687	0,727415	0	0	0	0,237974	0,240446
Wavy 01	51,71039	970,2511	229,141	21,89076	14,10161	38,84014	27,96789	20,17873	18,4017	284,9201	324,2616
Wayburn-Seader 01	6,26E-28	36,35379	0,000402	3,44E-05	0,000192	5,97E-05	0	0	1,34E-24	0	0
Weierstrass	1,638801	0	0	3,000486	1,50141	3,927193	0	0	0	0	0
Whitley	557,5867	436,8807	406,5818	800,486	767,5349	748,0363	370,1704	379,6379	372,6659	406,322	406,322
Wolfe	0	0	0	0,007058	0	0	0	0	0	0	0
Xin She Yang 01	0,037158	2,69E-07	2,78E-57	1,566513	82,15344	0,35719	1,5E-58	1,59E-55	5,59E-52	3,64E-14	1,34E-14
Xin She Yang 02	1,62E-11	3,68E-07	2,8E-08	3,21E-11	5,81E-11	4,08E-11	2,82E-11	3,57E-11	2,98E-11	3,11E-11	3,13E-11
Xin She Yang 03	6,24E-74	3,38E-32	2,25E-54	1,45E-72	2,14E-72	4,59E-73	6,24E-74	6,24E-74	6,24E-74	1,72E-71	1,65E-71
Xin She Yang 06	6,95E-40	5,77E-12	2,28E-17	2,66E-11	3,17E-11	3,17E-11	3,16E-38	2,72E-38	4,13E-27	1,14E-16	4,94E-18
Xor	0,977171	0,98684	0,978477	0,970957	0,967081	0,976443	0,973798	0,976443	0,973798	0,967089	0,967081
Zakharov	3,74E-35	1,86E-37	0	8,22E-17	3,46E-15	1,73E-16	2,6E-145	5,1E-145	2,3E-146	1,9E-167	3,5E-162
Zero Sum	1,373644	5,765039	1,427675	3,284691	3,616987	3,130501	3,323599	2,757283	2,840487	2,677985	2,855622
Zett 1	-0,00379	-0,00379	-0,00379	-0,00379	-0,00379	-0,00379	-0,00379	-0,00379	-0,00379	-0,00379	-0,00379
Zirilli	-0,35239	-0,15264	-0,35239	-0,35239	-0,35239	-0,35239	-0,35239	-0,35239	-0,35239	-0,35239	-0,35239

Çizelge 4.12. 30 farklı çalıştırma ve 150.000 analiz sonrası algoritmaların elde ettiği en iyi değerlerin standart sapmaları

Fonksiyon	CBO	GWO	GWO_2	JA	JA_2	JA_3	SOS	SOS_2	SOS_3	TLBO	$TLBO_2$
Ackley	0,361168	1,45E-15	0	3,64257	5,063401	3,644107	0	0	0	0	0
Adjiman	8,33E-16	8,58E-11	9,61E-15	9E-16	9,22E-16	9,07E-16	9,11E-16	8,88E-16	8,65E-16	8,88E-16	8,92E-16
Alpine 01	2,43E-15	3,002347	0,000124	2,873149	4,885521	3,503844	5,7E-103	3,1E-103	1,4E-103	1,1E-148	5,3E-134
Alpine 02	0	1,73E+10	5,35E+11	1,16E+11	1,49E+10	6,9E+11	3,87E+12	3,94E+12	4,11E+12	2,74E+11	2,45E+11
Bartels Conn	0	0	0	2,83E-16	4,1E-16	3,89E-16	2,44E-16	3,19E-16	3,09E-16	1,98E-16	2,7E-16
Beale	7,11E-28	0,254917	7,79E-10	0	0	0	0	0	0	0	0
Bent Cigar	3,7E-36	4,58E-51	1,2E-240	1547,743	3,84E-08	4,82E-21	4E-196	3,6E-196	2,9E-197	3,1E-289	2,7E-252

Çizelge 4.12. 30 farklı çalıştırma ve 150.000 analiz sonrası algoritmaların elde ettiği en iyi değerlerin standart sapmaları (devam)

Fonksiyon	CBO	GWO	GWO_2	JA	JA_2	JA_3	SOS	SOS_2	SOS_3	TLBO	$TLBO_2$
Bohachevsky 1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Bohachevsky 2	0	1,2E-173	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Bohachevsky 3	0	0,041309	0	0	3,4E-291	0	0	0	0	0	0
Booth	0	3,51E-06	2,87E-09	0	0	0	0	0	0	0	0
Branin 01	0	0,002944	9,3E-06	5,68E-05	0,000172	0,000317	0	0	0	0	0
Branin 02	0,43361	0,730401	0,432761	0,613587	0,600073	0,630694	2,75E-15	2,5E-15	2,54E-15	0,630853	0,582811
Brent	0	1,43E-06	2,35E-10	0	21,61996	19,54818	0	0	0	0	0
Brown	6,34E-44	1,68E-58	6,5E-249	2,36E-19	4,09E-18	4,83E-30	1,5E-204	2,4E-205	1,6E-204	1,2E-297	1,1E-262
Bukin 04	0	2,23E-05	8,35E-07	6,14E-06	2,95E-06	3,88E-06	5,6E-186	4,2E-189	2,2E-188	0	0
Bukin 06	0,013471	0,370859	0,05098	0,087937	0,081602	0,084518	0,03701	0,047918	0,03673	0,016061	0,014011
Carrom Table	1,1E-14	0,323232	3,26E-07	0,22853	0,006708	0,015396	1,53E-14	1,2E-14	1,78E-14	1,55E-14	9,07E-15
Chichinadze	2,26E-14	0,205661	1,24E-07	2,17E-14	2,36E-14	2,19E-14	1,8E-14	1,88E-14	2,03E-14	1,65E-14	2,6E-14
Chung-Reynold's	1,11E-64	3,3E-114	0	1,36E-30	1,06E-28	9,35E-53	0	0	0	0	0
Colville	0,758237	6,902356	0,433632	2,08E-08	6,92E-08	1,21E-07	3,71E-12	3,02E-11	3,7E-11	0,288857	1,12E-05
Cosine Mixture	0,073461	0	0	2,35E-16	1,87E-16	2,46E-16	3,07E-16	1,41E-16	2,61E-16	1,75E-16	1,45E-16
Cross-in-Tray	1,12E-15	3,69E-08	5,09E-11	2,19E-06	1,47E-06	1,51E-06	9,22E-16	9,47E-16	1,03E-15	9,76E-16	8,53E-16
Cross-Leg Table	0	0,001016	0,253626	5,38E-05	0,00042	6,65E-05	0,320437	0,280574	0,280458	0,167094	0,081555
Crowned Cross	0	0,194495	0,132944	0,055977	0,075763	0,107525	0,001508	0,000607	0,000829	0,000294	0,000282
Csendes	1,95E-07	3,68E-76	0	1,03E-09	8,98E-29	6,45E-09	0	0	0	0	0
Cube	0,012144	0,212977	1,18E-08	2,21E-27	2,39E-24	1,22E-23	2,77E-22	6,34E-22	2,99E-22	0	0
Damavandi	0	0,365767	0,74852	3,95E-16	2,33E-16	4,36E-16	5,02E-06	2,24E-07	1,74E-06	0,854687	0,387576
Deb 01	0,045078	0,070158	0,088003	0,020208	0,021117	0,0211	0,01227	0,011924	0,015566	0,099248	0,080624
Deb 02	9,22E-17	0,081482	0,137259	0,062664	0,054192	0,060381	0,013985	0,016471	0,015887	0,000254	0,001672
Decanomial	0	1,75753	5,89E-07	6,4E-21	3,25E-20	3,19E-20	0	0	0	0	0
D. Corrugated Spring	0,3794	2,362857	1,003784	0,364463	0,397452	0,479211	0,383913	0,385779	0,375556	0,383913	0,394781
Dixon-Price	2,79E-08	9,05E-06	7,95E-05	0,699118	0,142132	0,392774	1,72E-14	1,25E-12	7,67E-15	2,6E-10	4,45E-12
Drop-Wave	0,079575	0,03235	0	1,65E-16	1,53E-16	1,46E-16	1,03E-16	8,5E-17	1,56E-16	9,22E-17	1,09E-16
Easom	6,55E-26	0,253708	3,28E-09	1,44E-16	1,18E-16	1,49E-16	2,1E-16	1,7E-16	1,98E-16	1,4E-16	1,46E-16
Egg Holder	44,95678	99,36787	60,33933	16,49588	1,032443	0,040788	2,14E-13	2,86E-13	4,59E-13	11,8786	11,8786
Exponential	2,06E-17	0	0	7,57E-16	6,36E-16	9,55E-16	5,19E-16	4,4E-16	5,54E-16	7,68E-16	7,09E-16
Freudenstein-Roth	17,2167	24,66448	17,2167	9,964155	0	0	0	0	0	0	0
G. Dixon-Price-Rosenbrock	0,000574	3,307887	1,417488	9,41E-14	1,26E-13	9,85E-19	8,99E-13	1,31E-11	3,38E-13	0,008958	0,004718
Goldstein-Price	1,03E-14	4,929428	2,78E-07	2,57E-05	1,71E-05	2,06E-05	2,63E-15	2,29E-15	2,59E-15	2,21E-15	2,65E-15
Griewank	0,009543	0,027192	0	0,110435	0,107835	0,10087	0	0	0	0	0
Hartmann 3	1,1E-15	0,002741	0,001438	1,58E-15	1,51E-15	1,42E-15	2,02E-15	2,62E-15	1,99E-15	1,06E-15	1,11E-15
Holder Table	6,63E-15	0,012841	1,3E-07	0,104774	0,01431	0,01463	7,92E-15	8,45E-15	7,75E-15	5,9E-15	6,53E-15
Hosaki	4,15E-15	1,28E-06	1,87E-09	1,76E-15	1,71E-15	1,8E-15	1,62E-15	1,57E-15	1,6E-15	1,77E-15	1,77E-15
Hyper-Ellipsoid	3,84E-35	1,12E-52	4,9E-240	24378589	2,15E-05	4,39E-19	5,6E-195	1,5E-195	1,9E-195	2,5E-288	1,7E-249
Inverted Cosine Wave	0,466277	3,182035	3,033065	0,657628	0,654439	0,684148	3,02561	3,080971	3,12768	1,092413	0,959664

Çizelge 4.12. 30 farklı çalıştırma ve 150.000 analiz sonrası algoritmaların elde ettiği en iyi değerlerin standart sapmaları (devam)

Fonksiyon	CBO	GWO	GWO_2	JA	JA_2	JA_3	SOS	SOS_2	SOS_3	TLBO	$TLBO_2$
Langermann	1,338398	0,960278	1,31E-08	0,548539	1,2E-15	1,66E-15	2,88E-15	3,62E-15	3,61E-15	3,14E-15	2,51E-15
Levy 03	0,165308	1,178679	0,092234	5,46E-25	4,82E-21	0	1,47E-31	1,83E-31	1,17E-31	4,57E-09	3,53E-14
Levy 13	0	0,344067	2,05E-09	0	0	0	0	0	0	0	0
Matyas	8,34E-62	2,07E-94	0	2,1E-202	8,6E-146	1,2E-152	2,1E-307	1E-305	3,1E-307	0	0
McCormick	8,99E-16	2,9E-07	2,58E-10	3,99E-05	5,94E-06	5,99E-06	8,19E-16	1,04E-15	7,42E-16	8,26E-16	8,42E-16
Michalewicz 2	7,78E-16	0,146296	0,146297	1,05E-15	8,19E-16	1,03E-15	8,79E-16	8,77E-16	1E-15	9,74E-16	8,46E-16
Michalewicz 5	0,071974	0,538326	0,320596	0,060308	0,045516	0,038232	3,93E-15	3,22E-15	3,62E-15	0,081303	0,065398
Michalewicz 10	0,294964	0,943707	1,023229	0,747565	0,785744	0,602209	0,134103	0,046326	0,075916	0,299846	0,295697
Miele-Cantrell	5,34E-13	0,009121	0	5,08E-52	1,33E-53	9,85E-54	2,7E-46	1,55E-48	1,09E-48	8,13E-20	5,78E-20
Mishra 01	2,18E-15	14918947	0,9546	45,68196	0	0	7,32E-15	0	4,06E-15	5,45E-14	5,16E-14
Mishra 02	5,21E-15	1,9E+08	0,706891	470,1143	0	0	1,55E-15	0	0	6,8E-14	7,61E-14
Mishra 03	0,040434	0,056097	0,049287	0,06138	0,003537	0,003659	1,4E-05	1,1E-05	7,34E-06	2,25E-06	1,37E-07
Mishra 04	0,040401	0,052018	0,049342	0,027247	0,006157	0,004355	0,000115	7,26E-05	0,000115	0,00039	6,45E-05
Mishra 05	0,020823	0,040345	6,03E-12	1,06E-09	2,07E-09	9,5E-10	1,65E-17	2,68E-17	3,18E-17	1,88E-17	3,61E-17
Mishra 06	0,170715	0,316062	0,10646	8,73E-16	5,47E-16	8,65E-16	1,19E-15	1,18E-15	7,74E-16	1,25E-15	8,21E-16
Mishra 07	0	2,5E+64	2,46E+57	9,12E+57	7,36E+57	2,77E+58	3,71E+57	3,97E+57	5,59E+57	3,1E+57	5,99E+57
Mishra 11	0	5,34E-08	6,3E-14	0	0	1,49E-15	4,53E-09	8,39E-07	1,88E-24	0	0
M.-Axis P. Hyper-Ellipsoid	4,96E-24	14092876	1415597	1,12E-20	4,4E-17	1,68E-25	1,1E-25	1,17E-25	1,96E-25	0,038406	0,000151
Pathological	1,53E-05	0,000335	2,39E-05	2,8E-05	9,47E-06	1,39E-05	3,89E-06	4,18E-06	3,17E-06	2,6E-06	3,49E-06
Pen-Holder	1,09E-16	2,26E-07	5,65E-10	2,33E-05	1,43E-05	1,62E-05	2,75E-16	2,22E-16	4,14E-16	1,69E-16	1,49E-16
Periodic	0	0,05049	0,018257	0,000552	0,000613	0,000458	4,96E-16	5,08E-16	5,24E-16	1,77E-16	5,17E-16
Perm 01	3,71516	1034,172	198,3766	7,79E-05	8,19E-05	0,000105	5,45E-05	5,94E-05	5,03E-05	7,25E-05	6,33E-05
Perm 02	13733,78	495,1046	114,6064	142,3413	81,4464	345,0231	169,8379	75,92816	171,7165	392,1753	311,2309
Powell	5,34E-05	1,08E-06	4,45E-06	0,008928	0,008804	0,003717	5,57E-10	2,4E-10	4,84E-11	4,15E-06	1,43E-06
Power Sum	0,006387	3,659983	0,224507	0,004002	0,017593	0,006181	0,000491	0,000359	0,000301	0,000245	0,000152
Price 04	4,74E-07	4,08E-09	7,37E-14	4,42E-12	2,67E-12	3,42E-12	5,53E-14	3,05E-14	2,38E-14	6,33E-14	3,51E-14
Qing	2,66E-27	787,6864	391,7293	475,9469	405,086	321,5689	2,69E-29	2,3E-29	2,32E-29	0,000722	7,49E-10
Quadratic	3,48E-13	0,599267	2,69E-09	8,78E-13	8,27E-13	3,48E-13	6,81E-13	7,6E-13	6,65E-13	5,97E-13	6,32E-13
Quartic	9,56E-48	1,96E-83	0	3,14E-26	2,06E-26	6,49E-42	0	0	0	0	0
Quintic	9,25E-15	10,04836	8,0116	10,75712	10,16513	11,47579	2,29E-14	3,58E-15	2,39E-06	0,002336	8,92E-05
Rana	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Rastrigin	9,817394	9,565669	1,487971	19,63025	24,34985	22,35603	0	0	0	6,713164	5,422599
Ripple 01	0,038769	0,00209	5,37E-07	1,18E-15	1,32E-15	9,33E-16	1,23E-15	1,2E-15	1,23E-15	1,21E-15	9,44E-16
Rosenbrock	54,43313	0,283272	0,729721	31,37273	38,60693	33,32279	1,227987	1,096456	1,35878	0,234028	0,536023
Salomon	0,198981	0,053067	0,030513	0,057127	0,050893	0,061582	1,73E-10	7,02E-10	2,5E-10	7,26E-09	1,85E-09
Schaffer F6	0,039567	0,003953	0,002965	0,000271	8,35E-05	0,000119	0	0	0	0	0
Schaffer N.2	0,129311	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Schaffer N.4	0,000646	5,14E-06	5,79E-09	5,64E-07	4,29E-07	4,24E-07	1,46E-16	1,51E-16	1,67E-16	1,15E-16	1,06E-16
Schekel's Foxholes	3,270533	5,237382	2,488274	0,00016	7,51E-06	2,1E-05	4,66E-16	6,43E-16	4,47E-16	6,05E-16	4,28E-16

Çizelge 4.12. 30 farklı çalıştırma ve 150.000 analiz sonrası algoritmaların elde ettiği en iyi değerlerin standart sapmaları (devam)

Fonksiyon	CBO	GWO	GWO_2	JA	JA_2	JA_3	SOS	SOS_2	SOS_3	TLBO	$TLBO_2$
Schumer-Steiglitz 02	2,39E-43	1,78E-74	0	9,4E-20	2,21E-19	7,46E-35	0	0	0	0	0
Schumer-Steiglitz 03	1,44E-13	1,93E-33	4,7E-150	0,204081	0,000625	7,08E-05	3,5E-174	5,3E-176	1,3E-175	6,9E-229	5,2E-217
Schwefel	570,6313	908,9917	716,7436	2247,82	2307,855	2672,574	646,7923	523,6885	506,3413	628,5833	681,4643
Schwefel 1.2	0,227701	1,018231	4,46E-57	5260,274	4657,842	6056,248	4,63E-62	5,24E-64	2,32E-63	3,68E-61	2,85E-57
Schwefel 2.22	3,55E-29	1,22E-40	1,4E-141	3,36E-09	1,04E-08	2,02E-15	8,9E-102	5,7E-103	1,8E-102	1,9E-148	2,8E-134
Shubert	0	23,84694	0,03689	0,161753	0,228011	0,157237	2,64E-06	6,78E-06	3,31E-05	9,1E-14	1,25E-13
Simpleton-n	5,38E-14	14,06823	3,774561	8,418544	1,06E-14	0	3,5E-13	7,91E-13	6,22E-13	1,64E-11	1,4E-11
Sinusoidal	1,97E-06	0,57801	1,27235	0,823658	0,63852	0,682752	0,14753	5,85E-14	4,88E-14	0,29506	0,14753
Six-Hump Camel	0,207068	0,010152	6,38E-11	1,72E-05	1,99E-06	2,06E-06	2,92E-16	5,89E-16	6,43E-16	3,47E-16	3,35E-16
Sphere	6,25E-40	1,13E-57	5,1E-247	4,87E-16	7,5E-15	2,52E-27	9,3E-202	1,5E-202	3,2E-203	7,8E-294	4,8E-260
Step	1E-30	0,693927	0,239668	0,304684	0,324235	0,311102	5,66E-33	7,13E-33	3,15E-33	9,21E-09	2,88E-09
Stepint	0	1,095445	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Styblinski-Tang	105,59	77,18484	50,67527	18,4618	23,93505	21,97107	2,65E-09	6,25E-11	5,92E-11	45,84329	25,14031
Sum Of Different Powers	2,74E-56	2,9E-157	0	6,27E-36	4,4E-35	1,58E-49	0	0	0	0	0
Sum Squares	1,6E-41	2,17E-56	6,4E-247	9,36E-17	1,03E-15	7,21E-28	6,3E-203	9E-204	5E-204	1,1E-295	7,8E-261
Three-Hump Camel	0	1,2E-178	0	0	4,9E-303	0	0	0	0	0	0
Trefethen	0,864896	0,317402	0,1166	0,013501	0,026546	0,017092	2,34E-13	1,97E-15	3,05E-15	3,43E-15	2,06E-15
Trid	35,96087	48,41013	40,74278	292,1974	4,74E-13	5,69E-13	4,98E-13	5,7E-13	5,06E-13	0,001638	3,12E-07
Trigonometric	11,88748	0,005277	0	245513,2	0,000799	0,008962	0	0	0	4,64E-05	0
Vincent	2,24449	3,30612	3,04E-05	2,8405	3,339883	2,224469	0,406588	0,469655	0,48597	0,000691	0,009525
W/Wavy	0,048514	0,106044	0,00623	0,025477	0,022902	0,027522	0	0	0	0,044139	0,046527
Wavy 01	13,67054	113,337	55,02375	5,696053	3,784616	7,873419	7,032269	5,581057	4,282605	56,41624	59,66581
Wayburn-Seader 01	1,14E-28	6,606822	7,43E-05	7,06E-06	3,52E-05	1,32E-05	0	0	2,44E-25	0	0
Weierstrass	0,5266	0	0	0,814193	0,60964	1,010979	0	0	0	0	0
Whitley	117,4865	9,88623	7,112111	359,0048	328,3137	322,591	16,29155	19,32294	17,3312	7,446947	7,521104
Wolfe	0	0	0	0,001289	0	0	0	0	0	0	0
Xin She Yang 01	0,006784	4,91E-08	5,08E-58	0,33562	15,01485	0,065421	3,71E-59	2,9E-56	1,02E-52	6,65E-15	2,45E-15
Xin She Yang 02	1,23E-12	6,87E-08	6,85E-09	9,76E-13	5,31E-12	2,37E-12	2,93E-12	3,52E-12	3,26E-12	7,33E-13	8E-13
Xin She Yang 03	8,28E-88	8,93E-33	4,11E-55	3,48E-73	3,81E-73	1,06E-73	9,01E-88	0	0	4,35E-72	4,88E-72
Xin She Yang 06	1,27E-40	1,16E-12	3,8E-18	6,02E-12	7,45E-12	6,95E-12	5,76E-39	4,97E-39	7,54E-28	2,13E-17	9,01E-19
Xor	0,003716	0,005445	0,004494	0,003143	0,003308	0,004125	0,003274	0,003719	0,00325	0,003263	0,003002
Zakharov	8,58E-36	3,56E-38	0	1,9E-17	8,2E-16	3,7E-17	4,7E-146	9,3E-146	5,5E-147	3,4E-168	7,1E-163
Zero Sum	0,086198	1,071733	0,104879	0,550484	0,573515	0,510957	0,510066	0,42568	0,409149	0,547482	0,410495
Zett 1	1,62E-18	5,59E-09	5,18E-12	1,93E-10	1,56E-10	2,14E-10	1,08E-18	1,18E-18	1,23E-18	1,35E-18	1,35E-18
Zirilli	1,35E-16	0,050677	1,06E-09	1,01E-07	3,71E-08	5,1E-08	9,05E-17	6,68E-17	1,19E-16	5,65E-17	1,55E-16

Yapılan 150.000 analizde çözülemeyen test problemlerinin olduğu görülmüştür. Bu optimizasyon problemleri: 4 numaralı Alpine 02 test fonksiyonu, 32 numaralı Deflected Corrugated Spring test fonksiyonu, 81 numaralı Salomon test fonksiyonu ve çok fazla sayıda rastgele sayılar içeren iki test problemi olan 114 numaralı Xin She Yang 01, 115 numaralı Xin She Yang 02 test fonksiyonudur. Yalnızca 150.000 analizde çözülemeyen beş farklı test problemi 30 farklı çalıştırma ve 600.000 analiz sayısı ile tekrar test edilmiştir. Çizelge 4.13'te bu test problemlerin analiz sonuçları verilmiştir.

Çizelge 4.13. Çözülemeyen problemlerin 30 farklı çalıştırma ve 600.000 analizi ile elde edilen sonuçlar

	Fonksiyon	En İyi	Ortalama	En Kötü	Standart Sapma
CBO	Alpine 02	0	0	0	0
	D. Corrugated Spring	0,409922	0,409959	0,410159	6,34E-05
	Salomon	0,799873	1,156671	1,399939	0,188803
	Xin She Yang 03	6,24E-74	6,24E-74	6,24E-74	5,43E-88
	Xin She Yang 06	2,78E-43	3,46E-42	6,06E-41	1,12E-41
GWO	Alpine 02	-6E+10	-4,2E+09	-2,7E+07	1,13E+10
	D. Corrugated Spring	1,506499	7,229062	11,68769	2,795796
	Salomon	0,099873	0,109873	0,199873	0,030513
	Xin She Yang 03	4,51E-51	5,81E-34	1,74E-32	3,17E-33
	Xin She Yang 06	1,09E-15	1,84E-13	3,19E-12	5,81E-13
GWO2	Alpine 02	-1,8E+12	-3,6E+11	-6,5E+09	4,51E+11
	D. Corrugated Spring	-0,84334	-0,10706	2,916346	1,037611
	Salomon	0,099873	0,103207	0,199873	0,018257
	Xin She Yang 03	1,8E-71	2,62E-58	7,71E-57	1,41E-57
	Xin She Yang 06	3,21E-19	5,59E-19	1E-18	1,68E-19
JA	Alpine 02	-1,7E+13	-2,7E+12	-2,6E+09	4,04E+12
	D. Corrugated Spring	-0,37336	0,002614	1,506499	0,479064
	Salomon	0,099873	0,263207	0,399873	0,076489
	Xin She Yang 03	6,24E-74	3,9E-73	4,89E-72	1,01E-72
	Xin She Yang 06	1,95E-43	2,73E-12	1,13E-11	2,91E-12
JA2	Alpine 02	-2,8E+13	-5,4E+12	-2,7E+09	-2,8E+13
	D. Corrugated Spring	-0,37336	-0,13838	0,409922	-1
	Salomon	0,199873	0,249873	0,299873	0
	Xin She Yang 03	6,24E-74	1,03E-72	2,84E-71	-1
	Xin She Yang 06	1,4E-43	2,92E-12	1,39E-11	-1
JA3	Alpine 02	-2,8E+13	-4,2E+12	-1,2E+09	6,3E+12
	D. Corrugated Spring	-0,37336	-0,0235	1,506499	0,477442
	Salomon	0,199873	0,233207	0,399873	0,054667
	Xin She Yang 03	6,24E-74	1,21E-73	1,03E-72	1,89E-73
	Xin She Yang 06	1,4E-43	2,95E-12	1,81E-11	3,8E-12
SOS	Alpine 02	-2,8E+13	-1,7E+13	-1E+13	5,72E+12
	D. Corrugated Spring	-0,37336	-0,08616	0,409922	0,383913
	Salomon	0,099873	0,099873	0,099873	9,01E-12
	Xin She Yang 03	6,24E-74	6,24E-74	6,24E-74	0
	Xin She Yang 06	1,68E-43	2,09E-43	2,51E-43	2,99E-44
SOS2	Alpine 02	-2,8E+13	-1,9E+13	-1E+13	5,59E+12
	D. Corrugated Spring	-0,37336	-0,11227	0,409922	0,375556
	Salomon	0,099873	0,099873	0,099873	3,93E-11
	Xin She Yang 03	6,24E-74	6,24E-74	6,24E-74	1,33E-87
	Xin She Yang 06	1,4E-43	2,09E-43	3,46E-43	4,68E-44

Çizelge 4.13. Çözülemeyen problemlerin 30 farklı çalıştırma ve 600.000 analizi ile elde edilen sonuçlar (devam)

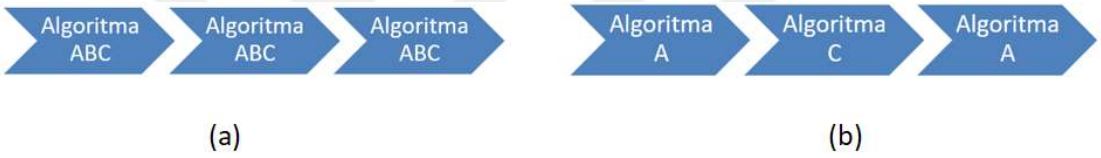
	Fonksiyon	En İyi	Ortalama	En Kötü	Standart Sapma
SOS3	Alpine 02	-2,8E+13	-1,8E+13	-1E+13	5,39E+12
	D. Corrugated Spring	-0,84334	-0,23237	0,409922	0,337625
	Salomon	0,099873	0,099873	0,099873	1,09E-11
	Xin She Yang 03	6,24E-74	6,24E-74	6,24E-74	3,26E-88
	Xin She Yang 06	1,4E-43	2,05E-43	3,59E-43	4,73E-44
TLBO	Alpine 02	-6,4E+11	-1,8E+11	-1,1E+10	1,53E+11
	D. Corrugated Spring	-0,37336	0,133161	1,506499	0,464869
	Salomon	0,099873	0,099873	0,099873	1,04E-11
	Xin She Yang 03	6,24E-74	7,72E-73	1,69E-71	3,15E-72
	Xin She Yang 06	1,21E-42	2,26E-27	6,78E-26	1,24E-26
TLBO2	Alpine 02	-1,4E+12	-2,4E+11	-5,2E+09	3,48E+11
	D. Corrugated Spring	-0,37336	0,044389	0,409922	0,397452
	Salomon	0,099873	0,099873	0,099873	2,99E-11
	Xin She Yang 03	6,24E-74	1,69E-72	1,72E-71	4,98E-72
	Xin She Yang 06	1,13E-42	4,16E-42	9,22E-42	1,9E-42

Elde edilen test sonuçları incelendiğinde test problemlerinin hala çözülemediği ancak bazı matematiksel test problemlerinde optimum çözüme yaklaşıldığı görülmüştür. Algoritmalar standart sapmaların küçük olduğu problemlerde yerel minimumlara takıldığı görülmektedir. Alpine 02 test probleminde JA_2, JA_3, ve SOS, SOS_2, SOS_3 algoritmalarının optimum çözüme yaklaşmasına rağmen standart sapmanın büyük olduğu görülmüştür. Deflected Corrugated Spring, Salomon, Xin She Yang 03 ve Xin She Yang 06 test fonksiyonlarında ise algoritmaların benzer yerel minimumlarda sıkıştıkları görülmüştür.

5. HİPERSEZGİSEL ALGORİTMALAR

5.1. Hipersezgisel Algoritma Nedir?

Sezgisel optimizasyon algoritmaları, sezgisel optimizasyon algoritmalarının geliştirilmesi ile oluşan metasezgisel algoritmalar ve birden fazla sezgisel algoritmanın yetenekleri birleştirilerek oluşturulan hibrit algoritmalar tüm optimizasyon problemlerine uyumlu olmamaları, çoğunun kullanıcı tanımlı parametre içermeleri ve algoritmaların bu parametrelere göre farklı performans göstermeleri nedeniyle zorluklar yaşanmaktadır. Bu konuda yapılan son çalışmalarda daha etkili olacağı düşünülen hipersezgisel algoritmalar geliştirilmeye başlanmıştır.



Şekil 5.1. Hibrit optimizasyon algoritmaları ve hipersezgisel algoritmaların akış süreci: a) hibrit algoritmalar, b) hipersezgisel algoritmalar.

Hibrit optimizasyon algotirmaları ile hipersezgisel algoritmalar karıştırılmaktadır. Hibrit optimizasyon algoritmaları birden fazla optimizasyon algoritmasının belirli yönlerinden faydalanarak birleşik bir optimizasyon algoritması oluşturmakta iken hipersezgisel algoritmalar esaslarında optimizasyon algoritması değillerdir. Şekil 5.1'de hibrit ve hipersezgisel algoritmaların akış süreçleri gösterilmiştir. A, B ve C optimizasyon algoritmalarından oluşan bir algoritma setinde hibrit algoritma A, B ve C optimizasyon algoritmaları kullanılarak oluşturulmakta ve sonuçta yeni bir optimizasyon algoritması elde edilmektedir. Böylece her iterasyonda aynı ABC optimizasyon algoritması rol oynarken, hiperzsezgisel algoritmada ise optimizasyon algoritmalarının yapıları değişmemekte ve birinci iterasyon A optimizasyon algoritması, ikinci iterasyon C optimizasyon algoritması ve üçüncü iterasyon ise tekrar A optimizasyon algoritması süreci tek başına yönetebilmektedir. Hipersezgiseller birden fazla alt metasezgisel optimizasyon algoritması kullanarak süreci yönetirler. Hipersezgisel algoritmalar, içermiş olduğu metasezgisellerin nasıl sürece dahil olacaklarına karar veren bir üst akıl görevi üstlenirler. Hipersezgisel

algoritmalar problemi optimize etme yöntemi değildir ve kendisini oluşturan metasezgisel yöntemlerin içeriğine etkisi olmamaktadır. İterasyonlar yapıldıkça problem tipine göre en iyi arama yöntemini bulmak ve metasezgisellerin kullanım sıralamasını yönetmek için oluşturulmuştur. Kısacası hipersezgisel algoritmalar, metasezgisel optimizasyon algoritmalarını kullanarak probleme özgü metasezgisel iterasyon seti oluşturmaktadır. Yapılan çalışmalarda mevcut optimizasyon algoritmaları kullanılarak problemin ilerleyişine göre süreci yönetecek ve algoritmaların kullanım sırasında değişiklik yapma yeteneğine sahip yeni bir hipersezgisel algoritma arayışına girilmiştir.

Çalışmada kullanıcı tanımlı parametrelerin optimizasyon sürecine olumsuz etki ettiği düşünülmüş ve minimum kullanıcı etkisinin bulunacağı, süreci kolaylaştıracak ve hızlandıracak, kullanıcı tanımlı parametre içermeyen optimizasyon algoritmaları üzerinde çalışılmıştır. Optimizasyon süreci içerisinde optimizasyon algoritmalarının bazı bölgelerde başarısız olabildiğinden başarılı olma ihtimali olan farklı bir optimizasyon algoritmasının sürece dahil olmasının süreci iyileştireceği düşünülmüştür. Kullanıcı tanımlı parametresi bulunmayan birden fazla optimizasyon algoritmasının bireysel olarak performans gösterdiği ve başarısız olan optimizasyon algoritmasının bir sonraki adımda tekrar kullanılmak için seçilme olasılığının azaldığı, başarılı olan algoritmanın ise optimizasyon sürecine yön vermeye devam edeceği hipersezgisel algoritma üzerinde çalışmalar yapılmıştır. Hipersezgisel algoritmanın optimizasyon sürecinin ilerleyen iterasyonlarında süreci yönetecek algoritmanın seçilmesine yönelik yeteneklerinin bulunması istenmektedir.

5.2. Cards Hipersezgisel Algoritması

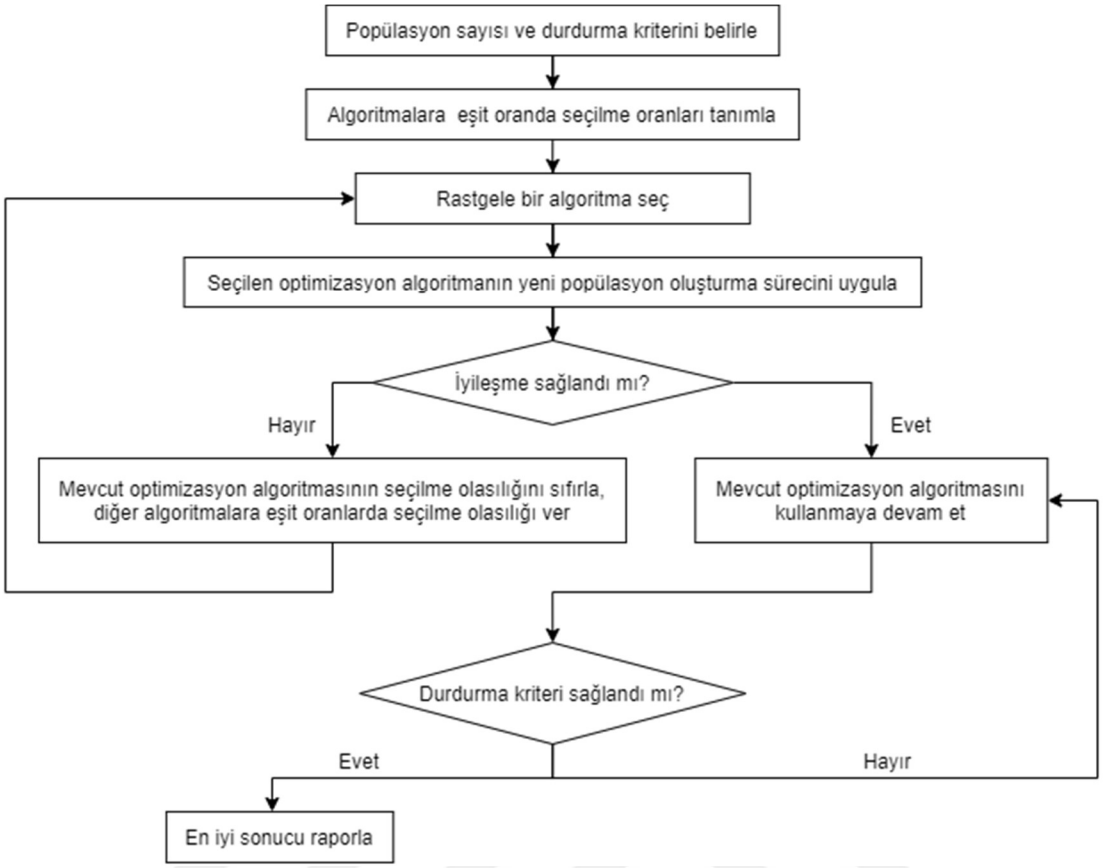
Her biri farklı yapıya sahip problemlerde metasezgisellerin eksik yönlerini tamamlamak için yapılan çalışmalar sonucu metasezgisellere göre daha fazla problem türünde başarılı olabilecek yeni bir hipersezgisel algoritma oluşturulmuştur. Cards algoritması olarak adlandırılan hipersezgisel algoritma kart oyunları oynayan oyuncuların stratejilerinden esinlenmiştir. Kart oyunu oynayan bir oyuncu, sahip olduğu kartları oyunun akışına göre bir sonraki el işe yarayacak şekilde oynayarak amacına ulaşmak istemektedir. Oyunun ilerleyişine olumlu etki edecek kartlar oyuncu tarafından kullanılmakta ancak diğer kartların kullanımı ertelenmektedir. Ertelenen kartların bir sonraki el oluşabilecek duruma göre işe yarama ihtimali bulunmaktadır. Böylece tüm kartların oyun süreci boyunca

oynanma ihtimali bulunmakta ancak anlık olarak seçilme olasılıkları değişkenlik göstermektedir. Kart oyunu oynayan oyuncular yalnızca o eli kazanabilecek kartları oynamak yerine elinde bulunan kartların ortalamasını iyileştirmek veya en kötü kart yoğunluğunu azaltmak gibi çeşitli stratejiler ile de oyunu kazanabilmektedir. Bu durumlardan esinlenerek hipersezgisel algoritma için çeşitli iyileşme tanımlamaları yapılmıştır. Cards algoritmasında kart oyunları oynayan oyuncuların stratejileri matematiksel olarak modellenerek Cards hipersezgisel algoritması oluşturulmuştur.

Literatürdeki "iyileşme" kavramı araştırılmış ve algoritmanın popülasyonu iyileştirdiğini gösteren yeni yöntemler üzerinde çalışılmıştır. Cards algoritmasında, tanımlanan iyileşme yöntemlerine göre iyileşme gösteren optimizasyon algoritması başarılı sayılacak ve süreci yönetecek, iyileşme göstermeyen optimizasyon algoritması ise cezalandırılarak seçilme olasılığı düşürülecektir. Böylece başarılı olan algoritma optimizasyon sürecine devam edecek, optimizasyon sürecinin yerel minimumlara takıldığı ve gelişme gösteremediği bölgelerde Cards algoritmasında bulunan farklı arama stratejisine sahip olan başka bir parametresiz algoritma devreye girecektir. Böylece problemin çözümünde optimizasyon algoritmasının başarısız iterasyon sayısı azaltılacak, arama uzayı farklı arama stratejileri ile daha iyi araştırılacak ve daha hızlı optimum sonuca ulaşılacaktır.

Parametresiz optimizasyon algoritmaları (CBO, GWO, JA, SOS, TLBO ve geliştirilmiş versiyonları) kullanarak yapılan çalışmalar sonucu CBO ve GWO optimizasyon algoritmalarının hipersezgisel algoritma içerisinde beklenildiği kadar etkili olmadığı görüldüğünden araştırmaları yapılmış ancak hipersezgisel algoritma içerisinde kullanılmamıştır. Hipersezgisel algoritmadan alınabilecek verimi artırabilmek için çeşitli yöntemler üzerinde çalışma yapılmıştır ve en verimli sonucun alındığı çalışma tanıtılmıştır. Şekil 5.2'de cards hipersezgisel optimizasyon algoritmasının akış diyagramı verilmiştir.

Birçok optimizasyon sürecinde yapıldığı gibi kısıtlı problemlerde Cards algoritması tarafından bulunan ve kısıtlara uymayan çözümlerin uygunluk değerlerini normalden daha kötü göstermek için ceza fonksiyonu kullanılmıştır. Kullanılan ceza fonksiyonu Denklem 5.1'de verilmiştir. Burada Y' cezalandırılmış uygunluk değeri, p kısıtları aşan tasarım değişkenlerinin oluşturduğu ceza değeri, Y ise cezalandırılmamış uygunluk değerini ifade etmektedir.



Şekil 5.2. Cards hipersezgisel algoritmasının akış diyagramı

$$Y' = (1 + p)^2 * Y \tag{5.1}$$

Hipersezgisel algoritmanın süreci yönetme stratejisinde optimizasyon algoritmaları eşit seçilme oranları ile optimizasyon sürecine dahil olmaktadır. Seçilen algoritma başarılı olur ise diğer metasezgisel optimizasyon algoritmalarından seçilme olasılığını alarak seçilme oranı yükseltilmektedir. Metasezgisel optimizasyon algoritması iyileşme tanımlararına göre iyileşme gösteremediği durumda ise belirlenen ceza değeri kadar seçilme olasılığı düşürülerek ceza değeri diğer algoritmaların seçilme olasılıklarına dağıtılmaktadır. Elde edilen deneyimlere göre penaltı değeri olarak adlandırılan ceza değeri küçük seçilirse ilk optimizasyon aşamaları daha hızlı ve çoğu algoritma için başarılı ilerlediği için ilk seçilen algoritma bir süre sonra çok yüksek seçilme olasılığına ulaşmakta ve ilerleyen aşamalarda başarılı olamasa bile seçilmekte böylece gereksiz birçok fonksiyon analizi yapılmasına neden olmaktadır. Ceza değeri yüksek seçilmesi durumunda ise seçilme olasılığı 1'e yaklaşan optimizasyon algoritmasının seçilme olasılığının birden fazla olamayacağı için birkaç iterasyon sonrasında penaltı değeri düşürülmektedir. Sonuç olarak ceza değerinin

küçük seçilmesi ile benzer bir durumun oluşmasına neden olmaktadır. Bu konuda yapılan analizlerin çalışmaya katkı sağlamadığı görülmüştür. Bu nedenle daha etkili olacağı düşünülen bir yöntem Cards algoritmasında kullanılmıştır. Cards optimizasyon algoritmasında kullanılan metasezgisel algoritmalar eşit seçilme olasılığı ile sürece başlamakta ve bir algoritma başarılı olduğu sürece optimizasyon sürecini yönetmektedir. Eğer optimizasyon algoritması başarısız olursa seçilme olasılığı sıfırlanmakta ve diğer optimizasyon algoritmaları arasından eşit seçilme olasılığı ile bir seçim yapılmaktadır. Yani seçilen metasezgisel algoritma başarısız olana kadar süreci devam ettirmektedir.

İyileşme tanımına göre başarılı kabul edilen metasezgisel algoritmanın seçilme olasılığı bir olacak, başarısız olan algoritmanın ise seçilme olasılığı sıfır olacaktır. Böylece başarılı olan metasezgisel algoritma sürece devam edecek, yerel minimumlar ile karşılaşılan veya gelişmenin kabul edilebilir durumdan daha az olduğu bölgelerde Cards algoritmasını oluşturan algoritmalar eşit seçilme oranları ile sürece dahil olacaktır.

5.3. Çalışmada Geliştirilen İyileşme Türleri

Yapılan çalışmalarda optimizasyon sürecinin performansına etki edeceği düşünülen çeşitli iyileşme yöntemleri tanımlanmış ve test edilmiştir. Kayda değer sonuçların elde edildiği deneyimler açıklanmıştır. Belirtilen iyileşme tanımları metasezgisel optimizasyon algoritmalarının yapısını değiştirmemiştir. Yalnızca hipersezgisel algoritma için tanımlanmıştır. Birçok gelişme modeli denenmiş ancak üç farklı gelişme tipi tanıtılmıştır. Yapılan gelişme tipi açıklamaları minimize edilecek problemlere göre yapılmıştır.

Gelişme tipi 1 kuralı birçok optimizasyon algoritmasının hareket operatöründe önemli yer edinen bir yöntemdir. Popülasyondaki en iyi aday çözümün uygunluk değeri bir sonraki iterasyonda daha iyi bir değer elde etmiş ise iyileşmenin gerçekleştiği kabul edilir. Literatürde genel olarak iyileşme tanımının bu şekilde yapıldığı görülmüştür. Matematiksel tanımı Denklem 5.2'de verilmiştir. Burada fit (X_B^i) bir önceki iterasyonun en iyi uygunluk değeri, fit(X_B^{i+1}) ise bir sonraki iterasyonun en iyi uygunluk değerini ifade etmektedir.

$$\text{fit}(X_B^{i+1}) < \text{fit}\,(X_B^i) \tag{5.2}$$

Gelişme tipi 2 kuralına göre popülasyondaki tüm aday çözümlerin uygunluk değerlerinin ortalaması bir önceki iterasyona göre daha düşük bir değer elde ettiğinde iyileşmenin gerçekleştiği kabul edilmektedir. Matematiksel tanımı Denklem 5.3'te verilmiştir. Burada $\text{fit}(X_k^i)$ i'inci iterasyondaki k'ıncı aday çözümün uygunluk değerini, $\text{fit}(X_k^{i+1})$ ise i+1'inci iterasyonda k'ıncı aday çözümün uygunluk değerini ve n ise popülasyondaki aday çözüm sayısını ifade etmektedir.

$$\frac{\sum_{k=1}^{n} \text{fit}(X_k^{i+1})}{n} < \frac{\sum_{k=1}^{n} \text{fit}(X_k^{i})}{n} \tag{5.3}$$

Gelişme tipi 3 kuralına göre ise popülasyonda bulunan aday çözümler arasında en kötü uygunluk değerine sahip adayın uygunluk değerinin bir önceki iterasyona göre daha düşük bir değer elde etmesi bir algoritmanın başarılı sayılması için yeterlidir. Bu yöntemde yerel minimumlara sıkışmayı engellemek ve global arama yeteneklerinin iyileşmesini sağlamak için daha başarısız aday çözümlerin arama sürecine katılması sağlanmaktadır. Matematiksel tanımı Denklem 5.4'te verilmiştir. Burada $\text{fit}\,(X_W^i)$ i'inci iterasyondaki en kötü aday çözümün uygunluk değerini ve $\text{fit}(X_W^{i+1})$ ise i+1'inci iterasyondaki en kötü aday çözümün uygunluk değeridir.

$$\text{fit}(X_W^{i+1}) < \text{fit}\,(X_W^i) \tag{5.4}$$

5.4. CARDS Algoritmasını Oluşturacak Algoritmalar İçin Yapılan Çalışmalar

Cards algoritmasını oluşturabilmek için 5 farklı parametresiz optimizasyon algoritması ve onların geliştirilmiş versiyonları olan 6 optimizasyon algoritması olmak üzere toplam 11 optimizasyon algoritması üzerinde analizler yapılmıştır. Hipersezgisel algoritmayı oluşturacak algoritma kombinasyonlarını belirlemek için algoritmaların matematiksel test problemlerindeki bireysel sonuçlarından yararlanılmıştır. Matematiksel test problemlerinin farklı yapıları nedeniyle ne kadar çok test problemi ile analiz yapılır ise mühendislik problemlerinde optimizasyon sürecinin o kadar iyi betimleneceği düşünülmüştür. Bu nedenle matematiksel test problemi sayısının olabildiğince fazla olması istenmiştir. Algoritmaların bireysel performansları incelenerek Cards algoritması için

incelemeye değer olduğu düşünülen metasezgisel optimizasyon algoritmalarından oluşan 4 farklı kombinasyon test edilmiştir. Bu algoritma setleri Çizelge 5.1'de verilmiştir.

Çizelge 5.1. Hipersezgisel algoritma için aday olan metasezgisel algoritma setleri

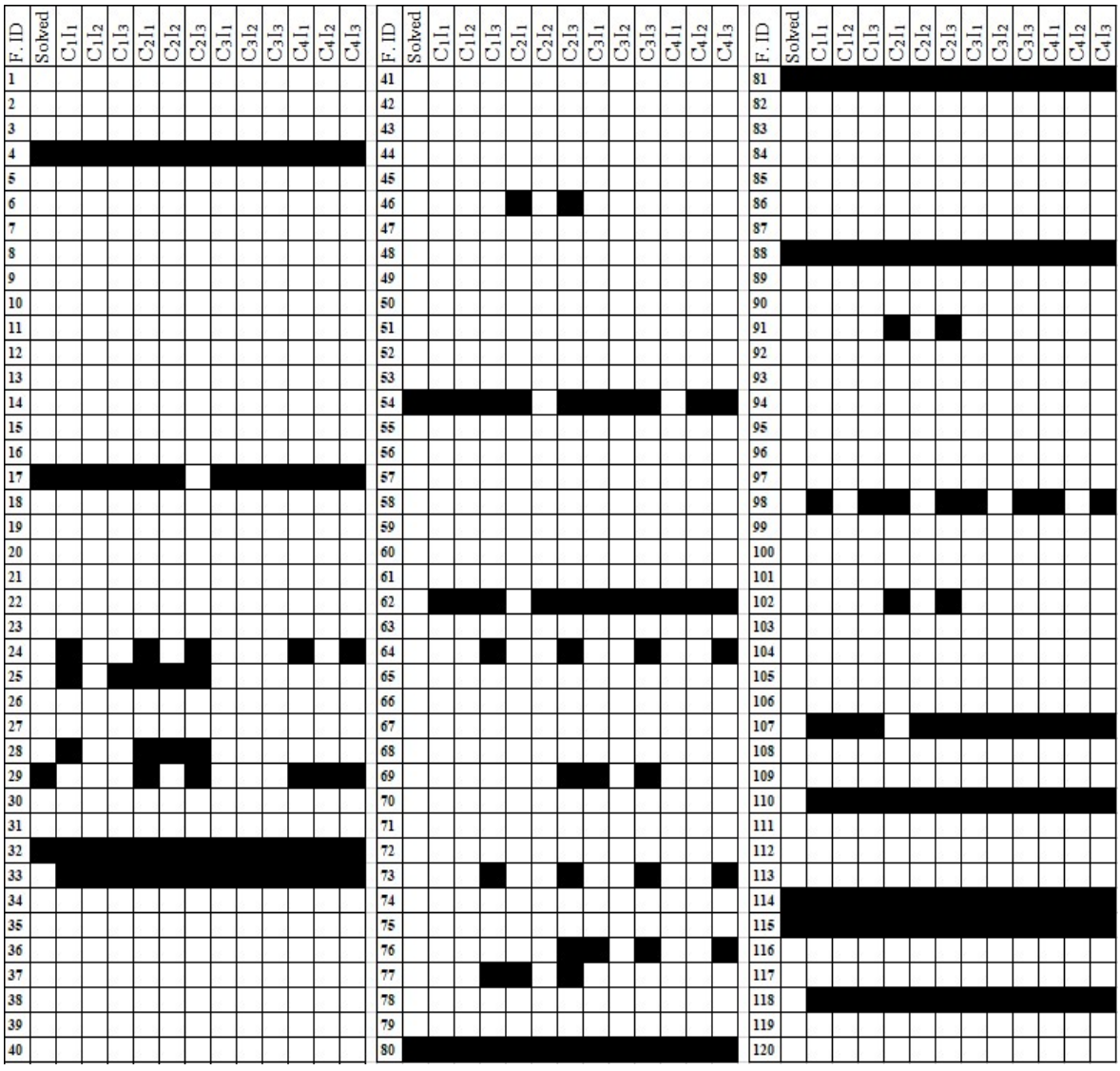
Hipersezgisel	**İçerdiği Metasezgiseller**
$Cards_1$	CBO, GWO_2, JA_2, SOS_2, TLBO
$Cards_2$	CBO, JA_2, SOS_2, TLBO
$Cards_3$	GWO_2, JA_2, SOS_2, TLBO
$Cards_4$	JA_2, SOS_2, TLBO

Bu kombinasyonlar ile analiz yapılırken daha önce tanımlanan gelişme tipi 1, gelişme tipi 2 ve gelişme tipi 3 gelişme tipleri de kullanılmıştır. 30 farklı çalıştırma ve 50.000 analiz yapılarak öncelikle ilerleyen aşamalarda hangi algoritma setleri ile devam edileceği belirlenmiştir. Çizelge 5.1'in gelişme tiplerine göre detaylandırılmış hali olan aşağıdaki analiz setleri oluşturulmuştur.

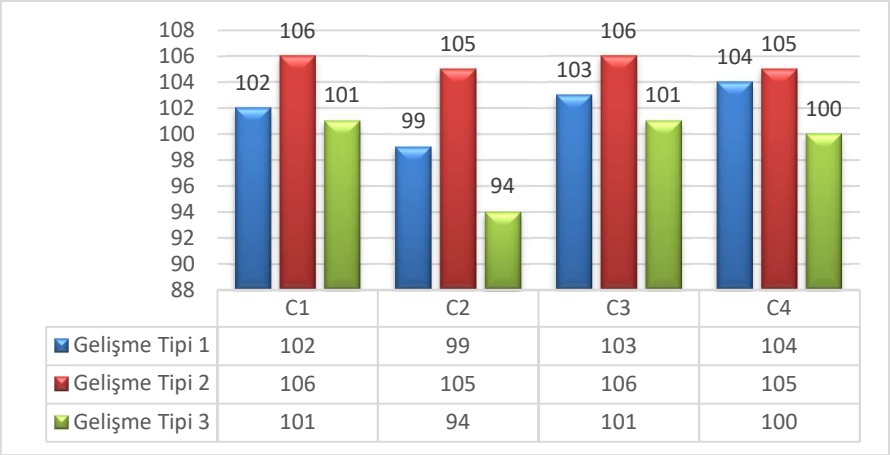
- C_1I_1: CBO, GWO_2, JA_2, SOS_2, TLBO ve gelişme tipi 1
- C_1I_2: CBO, GWO_2, JA_2, SOS_2, TLBO ve gelişme tipi 2
- C_1I_3: CBO, GWO_2, JA_2, SOS_2, TLBO ve gelişme tipi 3
- C_2I_1: CBO, JA_2, SOS_2, TLBO ve gelişme tipi 1
- C_2I_2: CBO, JA_2, SOS_2, TLBO ve gelişme tipi 2
- C_2I_3: CBO, JA_2, SOS_2, TLBO ve gelişme tipi 3
- C_3I_1: GWO_2, JA_2, SOS_2, TLBO ve gelişme tipi 1
- C_3I_2: GWO_2, JA_2, SOS_2, TLBO ve gelişme tipi 2
- C_3I_3: GWO_2, JA_2, SOS_2, TLBO ve gelişme tipi 3
- C_4I_1: JA_2, SOS_2, TLBO ve gelişme tipi 1
- C_4I_2: JA_2, SOS2, TLBO ve gelişme tipi 2
- C_4I_3: JA_2, SOS_2, TLBO ve gelişme tipi 3

Burada CxIy olarak tanımlanan kısaltmada x hangi hipersezgisel kombinasyonuna ait olduğunu, y ise hangi gelişme tipini içerdiğini ifade etmektedir. İncelenen tüm Cards hipersezgisel algoritma setlerinin matematiksel test fonksiyonlarındaki sonuçları Şekil 5.3'te verilmiştir. Koyu renk dolgulu olan hücreler problemin aday Cards hipersezgisel algoritması tarafından çözülemediğini tanımlamaktadır. "Solved" sütunu ise test probleminin herhangi

bir optimizasyon algoritması tarafından çözülüp çözülemediğini göstermektedir. 50.000 analiz sonuçları incelendiğinde genel olarak çözülemeyen test problemlerinin tüm aday algoritmalar için benzer olduğu görülmektedir. Yapılan analizler sonucunda gelişme tipi 2 sonuçlarının matematiksel test fonksiyonları üzerinde daha başarılı olduğu görülmüştür. Yani popülasyondaki uygunluk değerlerinin ortalamasının iyileşmesi matematiksel test problemlerinde daha iyi sonuçlar vermektedir.



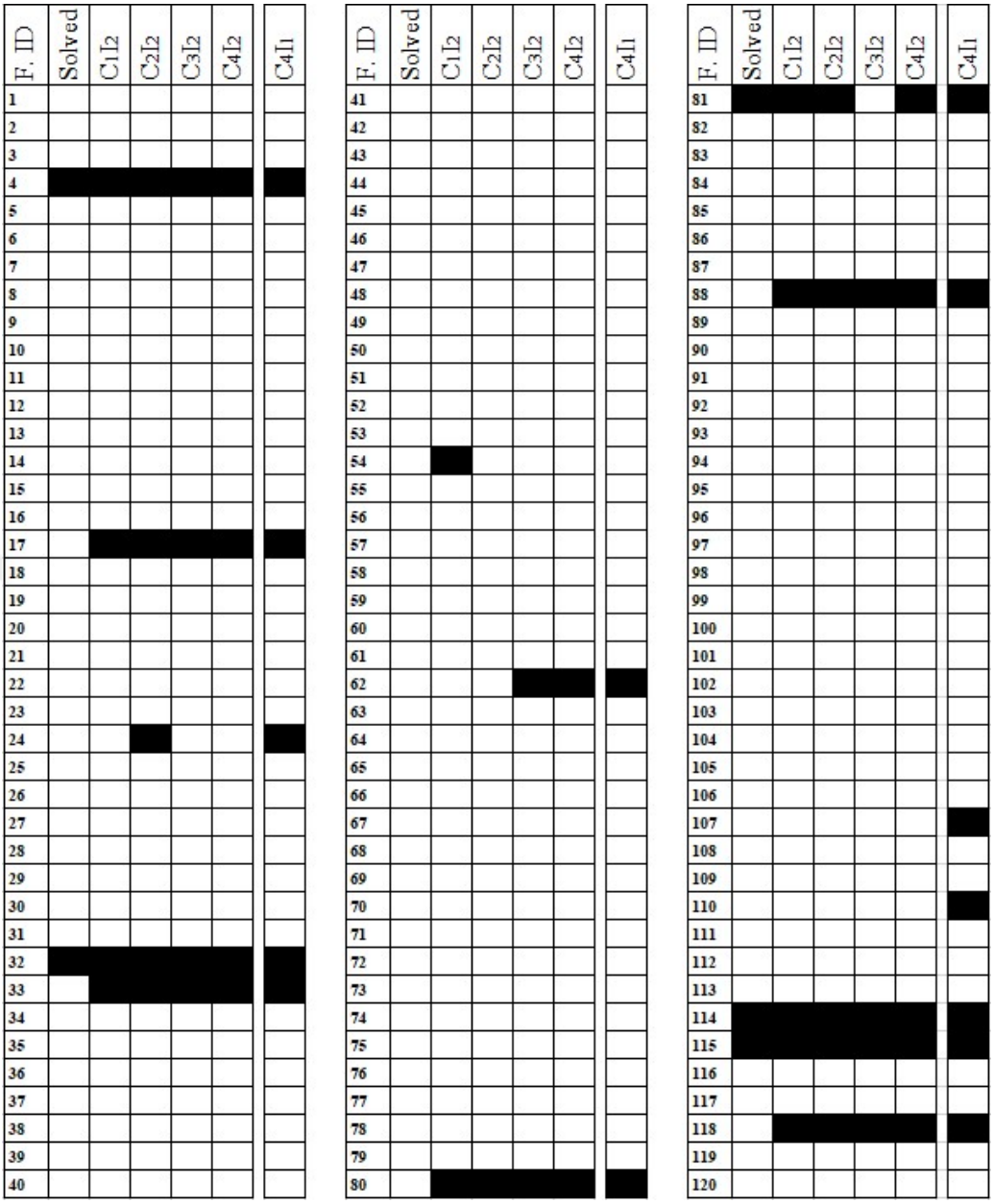
Şekil 5.3. 50.000 analiz sonucu hipersezgisel adaylarının sonuçları



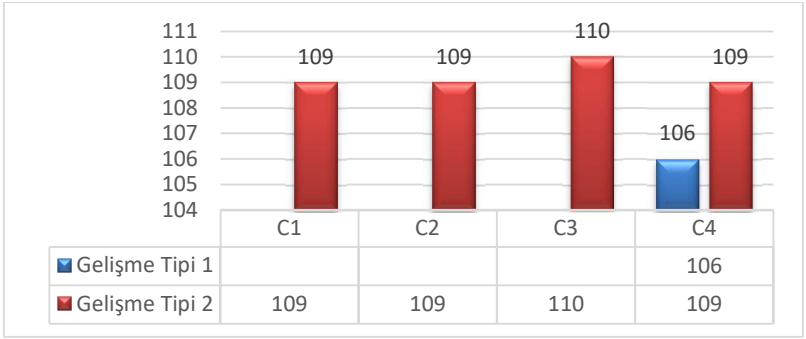
Şekil 5.4. 50.000 analiz ile CARDS setlerinin başarıları

50.000 analiz yapılarak herhangi bir optimizasyon algoritması tarafından çözülebilen test sayısı daha önceki analizlerde 110 olarak elde edilmiştir. Metasezgisel optimizasyon algoritması ile elde edilen en iyi başarı 103 matematiksel test problemi ile SOS algoritmasında görülmüştür. Geliştirilmiş versiyon olan SOS_2 ile 104 adet matematiksel test probleminde başarıya ulaşılmıştır. Şekil 5.4'te verilenlere göre aday Cards hipersezgisel algoritma setleri ile yapılan gelişme tipi 2 analizlerinde metasezgisel optimizasyon algoritmalarının bireysel olarak başarılı oldukları test problemi sayısından daha fazla test probleminde başarı elde edildiği görülmektedir.

Gelişme tipi 2 esas alınarak aday hipersezgisel setleri ile 150.000 analiz yapılmıştır. Elde edilen deneyimler paylaşılmıştır. Gelişme tipi 2 yöntemine ek olarak tutarlı sonuçlar alınan C_4 kombinasyonu için gelişme tipi 1 de test edilmiştir. Yapılan test sonuçları Şekil 5.5'te verilmiştir. Çizelgede dolu hücreler başarısız olunan test problemlerini göstermektedir. Ayrıca F.ID fonksiyon numarasını, "solved" satırı herhangi bir optimizasyon algoritması tarafından çözülmüş matematiksel test problemini ifade etmektedir. 150.000 analiz yapıldığında oluşan başarı grafikleri Şekil 5.6'da verilmiştir. Cards algoritması en stabil performansı veren C_4 yani JA_2, SOS_2, TLBO kombinasyonu ile oluşturulmuştur. Bu nedenle C_4 algoritma setinin Gelişme Tipi 1 ve Gelişme Tipi 2 analiz sonuçları detaylı olarak paylaşılmıştır. Çizelge 5.2'de C_4I_1 algoritmasının 50.000 analiz sayısı ile sonuçları, Çizelge 5.3'te C_4I_1 algoritmasının 150.000 analiz yapılarak elde edilen sonuçları, Çizelge 5.4'te C_4I_2 algoritmasının 50.000 analiz sayısı ile elde edilen sonuçları ve Çizelge 5.5'te C_4I_2 algoritmasının 150.000 analiz yapılarak elde edilen sonuçları verilmiştir.



Şekil 5.5. 150.000 analiz yapılarak algoritmaların başarılı olduğu test problemleri



Şekil 5.6. 150.000 analiz yapıldığında CARDS aday setlerinin başarıları

Çizelge 5.2. Gelişme Tipi 1 için CARDS4 algoritma adayının 50.000 analiz sonuçları

F. ID.	Boyut	En İyi	Ortalama	En Kötü	Standart Sapma	Optimum Çözüm
1	30	0	1,78E-15	3,55E-15	1,81E-15	0
2	2	-2,02181	-2,02181	-2,02181	9,22E-16	-2,02181
3	30	3,08E-50	9,8E-46	1,18E-44	2,53E-45	0
4	30	-6,3E+12	-1,5E+12	-8,8E+10	1,19E+12	-2,8E+13
5	2	1	1	1	2,18E-16	1
6	2	0	0	0	0	0
7	30	9,24E-93	6,52E-64	1,95E-62	3,57E-63	0
8	2	-5,6E-17	-5,6E-17	-5,6E-17	0	0
9	2	9,9E-184	1,4E-158	4,3E-157	7,9E-158	0
10	2	2,3E-178	1,6E-146	4,7E-145	8,5E-146	0
11	2	0	0	0	0	0
12	2	0,397887	0,397887	0,397887	0	0,397887
13	2	5,558914	5,558914	5,558914	5,01E-11	5,559037
14	2	1,38E-87	1,38E-87	1,38E-87	0	0
15	30	9,7E-102	1,12E-67	3,36E-66	6,13E-67	0
16	2	1,4E-213	3,5E-152	1E-150	1,9E-151	0
17	2	0,029159	0,050587	0,064233	0,006494	0
18	2	-24,1568	-24,1568	-24,1568	1,57E-14	-24,1568
19	2	-42,9444	-42,9444	-42,9444	2,22E-14	-42,9444
20	30	1,2E-195	1,6E-162	4,7E-161	8,6E-162	0
21	4	1,69E-11	0,000956	0,028679	0,005236	0
22	4	-0,4	-0,4	-0,4	1,93E-16	-0,4
23	2	-2,06261	-2,06261	-2,06261	9,55E-16	-2,06261
24	2	-0,08493	-0,08014	-0,03229	0,011829	-1
25	2	0,000269	0,001559	0,004584	0,000862	0,0001
26	30	5,4E-259	1,3E-217	3,9E-216	7,2E-217	0
27	2	1,98E-17	1,58E-10	4,56E-09	8,32E-10	0
28	2	4,61E-06	0,940636	2	0,85975	0
29	30	-0,88249	-0,8132	-0,74087	0,039673	-1
30	30	-1	-0,92166	-0,77627	0,074977	-1
31	2	0	0	0	0	0
32	30	-0,37336	0,080942	1,506499	0,475073	-1
33	30	0,666667	0,666667	0,666667	2,08E-08	0
34	2	-1	-1	-1	1,6E-16	-1
35	2	-1	-1	-1	1,25E-16	-1
36	2	-959,641	-959,641	-959,641	3,61E-13	-959,641
37	8	-1	-1	-1	6,42E-16	-1
38	2	0	0	0	0	0
39	30	4,47E-07	0,013109	0,129964	0,026697	0
40	2	3	3	3	2,67E-15	3
41	30	0	0	0	0	0
42	3	-3,86278	-3,86278	-3,86278	6,6E-16	-3,86278
43	2	-19,2085	-19,2085	-19,2085	7,01E-15	-19,2085
44	2	-2,34581	-2,34581	-2,34581	1,71E-15	-2,34581
45	30	1,3E-90	2,66E-66	7,97E-65	1,46E-65	0
46	30	-29	-21,0773	-13,8804	3,898521	-29
47	2	-5,16213	-5,16213	-5,16213	3,28E-15	-5,16213
48	30	2,31E-16	9,07E-08	1,5E-06	2,8E-07	0
49	2	1,35E-31	1,35E-31	1,35E-31	0	0
50	2	1,3E-122	9,5E-109	2E-107	3,8E-108	0
51	2	-1,91322	-1,91322	-1,91322	8,47E-16	-1,91322
52	2	-1,8013	-1,8013	-1,8013	1E-15	-1,80114
53	5	-4,68766	-4,68348	-4,6459	0,012743	-4,68766
54	10	-9,66013	-9,43725	-8,90558	0,193181	-9,66015
55	4	0	2,59E-46	7,42E-45	1,35E-45	0
56	30	2	2	2	1,31E-15	2
57	30	2	2	2	0	2
58	2	-0,19993	-0,19993	-0,19992	1,96E-06	-0,19874
59	2	-0,19941	-0,19914	-0,19592	0,00067	-0,19941

Çizelge 5.2. Gelişme Tipi 1 için CARDS4 algoritma adayının 50.000 analiz sonuçları (devam)

F. ID.	Boyut	En İyi	Ortalama	En Kötü	Standart Sapma	Optimum Çözüm
60	2	-0,11983	-0,11983	-0,11983	2,93E-17	-0,11983
61	2	-2,28395	-2,28395	-2,28395	8,04E-16	-2,28395
62	30	9,38E+52	1,01E+58	9,45E+58	2,12E+58	0
63	30	0	3,4E-26	1,02E-24	1,86E-25	0
64	30	6,67E-11	127,2075	3410,893	621,4699	0
65	30	5,5E-08	1,34E-05	4E-05	1,04E-05	0
66	2	-0,96353	-0,96353	-0,96353	1,34E-16	-0,96353
67	2	0,9	0,9	0,9	5,74E-16	0,9
68	4	2,58E-06	0,000344	0,001785	0,000409	0
69	30	0,000224	188,6495	993,5652	284,4081	0
70	24	1,71E-12	2,14E-06	3,5E-05	6,79E-06	0
71	4	5,03E-05	0,001396	0,005318	0,001254	0
72	2	8,52E-15	7,95E-13	7,66E-12	1,48E-12	0
73	30	1,19E-10	0,035652	0,683954	0,127635	0
74	2	-3873,72	-3873,72	-3873,72	4,47E-13	-3873,72
75	30	2,4E-190	7E-151	1,2E-149	2,7E-150	0
76	30	0,000434	0,314665	1,909624	0,433566	0
77	2	-511,733	-511,717	-511,708	0,012028	-511,733
78	30	0	0	0	0	0
79	2	-2,2	-2,2	-2,2	9,22E-16	-2,2
80	30	18,05773	23,18575	25,66347	1,719286	0
81	30	0,099873	0,099873	0,099873	1,97E-08	0
82	2	0	5,36E-09	1,26E-07	2,36E-08	0
83	2	0	0	0	0	0
84	2	0,292579	0,292579	0,292579	6,19E-14	0,292579
85	2	0,998004	0,998004	0,998004	5,68E-16	0,998004
86	30	4,5E-181	1,9E-127	5,8E-126	1,1E-126	0
87	30	2,02E-73	1,38E-62	3,25E-61	5,97E-62	0
88	30	1938,561	4172,39	6100,427	1171,944	0,000382
89	30	2,8E-17	7,96E-15	6E-14	1,48E-14	0
90	30	5,09E-49	3,95E-43	1,06E-41	1,94E-42	0
91	2	-186,731	-186,731	-186,731	1,08E-06	-186,731
92	30	-300	-300	-300	1,06E-14	-300
93	30	-3,5	-3,39757	-1,26235	0,429341	-3,5
94	2	-1,03163	-1,03163	-1,03163	4,68E-16	-1,03163
95	30	5,49E-98	8,86E-74	2,06E-72	3,88E-73	0
96	30	1,68E-13	0,000101	0,002228	0,000407	0
97	5	-5	-5	-5	0	-5
98	30	-1174,98	-1116,69	-1019,47	39,92439	-1174,98
99	30	2,2E-200	5E-175	1,2E-173	2,2E-174	0
100	30	1,36E-98	1,34E-68	4,02E-67	7,34E-68	0
101	2	1,7E-190	8E-168	2,3E-166	4,3E-167	0
102	2	-3,30687	-3,3068	-3,30556	0,000257	-3,30687
103	10	-210	-209,992	-209,75	0,045667	-210
104	30	0	0	0	0	0
105	30	-30	-28,9673	-24,5589	1,459311	-30
106	30	0	0,011325	0,249912	0,047411	0
107	30	12,56596	65,99831	159,3822	35,4734	0
108	2	0	8,94E-31	1,97E-29	3,78E-30	0
109	30	0	0	0	0	0
110	30	359,4816	388,9886	406,3227	16,09083	0
111	3	0	0	0	0	0
112	30	4,13E-37	4,38E-25	8,84E-24	1,76E-24	0
113	30	2,66E-11	2,95E-11	3,07E-11	9,39E-13	0
114	30	6,24E-74	6,24E-74	6,24E-74	3,27E-87	-1
115	30	2,42E-24	2,18E-15	4,22E-14	7,88E-15	-1
116	9	0,959759	0,96537	0,973798	0,002715	0,959759
117	10	1,23E-50	5,55E-44	1,46E-42	2,66E-43	0

Çizelge 5.2. Gelişme Tipi 1 için CARDS4 algoritma adayının 50.000 analiz sonuçları (devam)

F. ID.	Boyut	En İyi	Ortalama	En Kötü	Standart Sapma	Optimum Çözüm
118	30	1,092604	2,438805	3,759595	0,742886	0
119	2	-0,00379	-0,00379	-0,00379	1,51E-18	-0,00379
120	2	-0,35239	-0,35239	-0,35239	6,35E-17	-0,35239

Çizelge 5.3. Gelişme Tipi 1 için CARDS4 algoritma adayının 150.000 analiz sonuçları

F. ID.	Boyut	En İyi	Ortalama	En Kötü	Standart Sapma	Optimum Çözüm
1	30	0	5,92E-16	3,55E-15	1,35E-15	0
2	2	-2,02181	-2,02181	-2,02181	8,77E-16	-2,02181
3	30	6,1E-151	6,4E-137	1,9E-135	3,5E-136	0
4	30	-1E+13	-4,4E+12	-5E+11	3,07E+12	-2,8E+13
5	2	1	1	1	2,33E-16	1
6	2	0	0	0	0	0
7	30	1,2E-294	6,9E-258	2,1E-256	3,8E-257	0
8	2	-5,6E-17	-5,6E-17	-5,6E-17	0	0
9	2	0	0	0	0	0
10	2	0	0	0	0	0
11	2	0	0	0	0	0
12	2	0,397887	0,397887	0,397887	0	0,397887
13	2	5,558914	5,558914	5,558914	2,62E-15	5,559037
14	2	1,38E-87	1,38E-87	1,38E-87	0	0
15	30	2,2E-302	1,2E-235	3,5E-234	6,4E-235	0
16	2	0	0	0	0	0
17	2	0,023423	0,044752	0,050121	0,007483	0
18	2	-24,1568	-24,1568	-24,1568	1,12E-14	-24,1568
19	2	-42,9444	-42,9444	-42,9444	2,28E-14	-42,9444
20	30	0	0	0	0	0
21	4	1E-17	5,34E-12	6,16E-11	1,5E-11	0
22	4	-0,4	-0,4	-0,4	2,29E-16	-0,4
23	2	-2,06261	-2,06261	-2,06261	8,08E-16	-2,06261
24	2	-0,08493	-0,08454	-0,08284	0,000681	-1
25	2	0,0001	0,001111	0,001207	0,000275	0,0001
26	30	0	0	0	0	0
27	2	0	1,26E-28	3,19E-27	5,81E-28	0
28	2	-8,5E-14	0,148583	2	0,402151	0
29	30	-1	-0,96165	-0,88604	0,036515	-1
30	30	-1	-0,99921	-0,97654	0,004281	-1
31	2	0	0	0	0	0
32	30	-0,37336	0,054833	1,506499	0,477885	-1
33	30	0,666667	0,666667	0,666667	3,12E-13	0
34	2	-1	-1	-1	1,38E-16	-1
35	2	-1	-1	-1	1,38E-16	-1
36	2	-959,641	-959,641	-959,641	1,23E-13	-959,641
37	8	-1	-1	-1	5,78E-16	-1
38	2	0	0	0	0	0
39	30	1,35E-21	1,3E-05	0,000384	7,01E-05	0
40	2	3	3	3	2,99E-15	3
41	30	0	0	0	0	0
42	3	-3,86278	-3,86278	-3,86278	2,22E-15	-3,86278
43	2	-19,2085	-19,2085	-19,2085	6,56E-15	-19,2085
44	2	-2,34581	-2,34581	-2,34581	1,75E-15	-2,34581
45	30	3E-294	2,8E-255	8,3E-254	1,5E-254	0
46	30	-29	-25,5116	-21,5736	3,315854	-29
47	2	-5,16213	-5,16213	-5,16213	3,18E-15	-5,16213
48	30	1,5E-32	9,48E-20	2,7E-18	4,92E-19	0
49	2	1,35E-31	1,35E-31	1,35E-31	0	0
50	2	0	0	0	0	0

Çizelge 5.3. Gelişme Tipi 1 için CARDS4 algoritma adayının 150.000 analiz sonuçları (devam)

F. ID.	Boyut	En İyi	Ortalama	En Kötü	Standart Sapma	Optimum Çözüm
51	2	-1,91322	-1,91322	-1,91322	8,08E-16	-1,91322
52	2	-1,8013	-1,8013	-1,8013	1,22E-15	-1,80114
53	5	-4,68766	-4,68766	-4,68766	1,25E-14	-4,68766
54	10	-9,66015	-9,61188	-9,48185	0,044121	-9,66015
55	4	0	1,32E-55	3,97E-54	7,24E-55	0
56	30	2	2	2	0	2
57	30	2	2	2	0	2
58	2	-0,19993	-0,19993	-0,19993	1,04E-15	-0,19874
59	2	-0,19941	-0,19939	-0,19927	3,95E-05	-0,19941
60	2	-0,11983	-0,11983	-0,11983	2,72E-17	-0,11983
61	2	-2,28395	-2,28395	-2,28395	1,18E-15	-2,28395
62	30	4,53E+51	6,05E+56	4,76E+57	1,06E+57	0
63	30	0	0	0	0	0
64	30	0	9,76E-15	2,6E-13	4,76E-14	0
65	30	2,01E-08	5,87E-06	2,07E-05	5,91E-06	0
66	2	-0,96353	-0,96353	-0,96353	1,84E-16	-0,96353
67	2	0,9	0,9	0,9	5,08E-16	0,9
68	4	4,75E-07	3,09E-05	0,000206	4,56E-05	0
69	30	0,000417	225,0261	993,5651	291,2616	0
70	24	5,7E-18	3,17E-07	3,2E-06	7,62E-07	0
71	4	1,05E-06	0,000231	0,001336	0,000321	0
72	2	3,51E-21	3,25E-14	2,5E-13	5,74E-14	0
73	30	1,2E-28	6,69E-13	2E-11	3,65E-12	0
74	2	-3873,72	-3873,72	-3873,72	8,82E-13	-3873,72
75	30	0	0	0	0	0
76	30	1,32E-09	0,000487	0,005905	0,001455	0
77	2	-511,733	-511,719	-511,708	0,012343	-511,733
78	30	0	0	0	0	0
79	2	-2,2	-2,2	-2,2	9,37E-16	-2,2
80	30	10,69929	16,27671	20,47167	2,487535	0
81	30	0,099873	0,099873	0,099873	9,42E-10	0
82	2	0	0	0	0	0
83	2	0	0	0	0	0
84	2	0,292579	0,292579	0,292579	7,22E-17	0,292579
85	2	0,998004	0,998004	0,998004	3,85E-16	0,998004
86	30	0	0	0	0	0
87	30	1,3E-228	4,2E-203	1,3E-201	2,3E-202	0
88	30	355,3376	1188,022	2953,101	687,476	0,000382
89	30	2,07E-60	2,8E-52	3,73E-51	7,52E-52	0
90	30	9,8E-150	4,3E-143	1,2E-141	2,2E-142	0
91	2	-186,731	-186,731	-186,731	8,13E-14	-186,731
92	30	-300	-300	-300	4,16E-13	-300
93	30	-3,5	-3,5	-3,5	6,78E-14	-3,5
94	2	-1,03163	-1,03163	-1,03163	4,4E-16	-1,03163
95	30	6,8E-300	2,1E-251	6,3E-250	1,2E-250	0
96	30	0	1,34E-20	2,17E-19	4,62E-20	0
97	5	-5	-5	-5	0	-5
98	30	-1174,98	-1169,27	-1146,71	8,751984	-1174,98
99	30	0	0	0	0	0
100	30	1,4E-300	1E-257	3,1E-256	5,7E-257	0
101	2	0	0	0	0	0
102	2	-3,30687	-3,30687	-3,30687	1,92E-15	-3,30687
103	10	-210	-210	-210	2,22E-12	-210
104	30	0	0	0	0	0
105	30	-30	-29,9999	-29,996	0,000736	-30
106	30	0	0	0	0	0
107	30	4,600424	41,19106	114,036	22,8227	0
108	2	0	0	0	0	0

Çizelge 5.3. Gelişme Tipi 1 için CARDS4 algoritma adayının 150.000 analiz sonuçları (devam)

F. ID.	Boyut	En İyi	Ortalama	En Kötü	Standart Sapma	Optimum Çözüm
109	30	0	0	0	0	0
110	30	318,8292	365,6371	389,1362	18,61975	0
111	3	0	0	0	0	0
112	30	3,72E-90	3,41E-61	9,94E-60	1,81E-60	0
113	30	2,27E-11	2,69E-11	2,93E-11	1,42E-12	0
114	30	6,24E-74	6,24E-74	6,24E-74	3,04E-87	-1
115	30	2,51E-43	5,74E-26	1,72E-24	3,13E-25	-1
116	9	0,959759	0,964152	0,973798	0,003497	0,959759
117	10	1,1E-155	2,7E-145	4,9E-144	1E-144	0
118	30	1,147026	1,741881	2,6335	0,440156	0
119	2	-0,00379	-0,00379	-0,00379	1,45E-18	-0,00379
120	2	-0,35239	-0,35239	-0,35239	8,05E-17	-0,35239

Çizelge 5.4. Gelişme Tipi 2 için CARDS4 algoritma adayının 50.000 analiz sonuçları

F. ID.	Boyut	En İyi	Ortalama	En Kötü	Standart Sapma	Optimum Çözüm
1	30	0	0,002138	0,064128	0,011708	0
2	2	-2,02181	-2,02181	-2,02181	9,11E-16	-2,02181
3	30	2,77E-50	6,2E-29	7,5E-28	1,94E-28	0
4	30	-3,2E+12	-7,9E+11	-2,4E+10	9,38E+11	-2,8E+13
5	2	1	1	1	2,8E-16	1
6	2	0	0	0	0	0
7	30	1,79E-92	6740,141	47507,21	13388,91	0
8	2	-5,6E-17	-5,6E-17	-5,6E-17	0	0
9	2	1,8E-207	1,5E-100	4E-99	7,2E-100	0
10	2	3,1E-198	5,29E-74	1,59E-72	2,9E-73	0
11	2	0	0	0	0	0
12	2	0,397887	0,397887	0,397887	0	0,397887
13	2	5,558914	5,558928	5,559329	7,57E-05	5,559037
14	2	1,38E-87	1,38E-87	1,38E-87	0	0
15	30	3E-100	3,18E-06	2,75E-05	7E-06	0
16	2	4,2E-292	3,3E-106	5,4E-105	1,2E-105	0
17	2	0,014549	0,056128	0,19888	0,029798	0
18	2	-24,1568	-24,1568	-24,1568	1,51E-14	-24,1568
19	2	-42,9444	-42,9444	-42,9444	2,23E-14	-42,9444
20	30	1,1E-194	0,00038	0,00254	0,000723	0
21	4	5,03E-11	2,4E-07	4,44E-06	8,07E-07	0
22	4	-0,4	-0,4	-0,4	2,14E-16	-0,4
23	2	-2,06261	-2,06261	-2,06261	1,06E-15	-2,06261
24	2	-1	-0,1	-0,0031	0,171967	-1
25	2	0,0001	0,002495	0,011508	0,002893	0,0001
26	30	1E-259	1,22E-11	2,99E-10	5,43E-11	0
27	2	2,22E-15	1,4E-10	1,32E-09	2,71E-10	0
28	2	6,88E-06	1,173712	2	0,830744	0
29	30	-0,88965	-0,85348	-0,81517	0,019843	-1
30	30	-0,99999	-0,93747	-0,82423	0,054412	-1
31	2	0	0	0	0	0
32	30	-0,37336	0,122718	0,409923	0,383913	-1
33	30	0,666667	0,8354	4,102376	0,628834	0
34	2	-1	-1	-1	1,65E-16	-1
35	2	-1	-1	-1	1,35E-16	-1
36	2	-959,641	-959,641	-959,641	1,43E-13	-959,641
37	8	-1	-1	-1	4,88E-16	-1
38	2	0	0	0	0	0
39	30	4,72E-05	0,121064	0,70554	0,167761	0
40	2	3	3	3	3,29E-15	3
41	30	0	0,013628	0,252363	0,049552	0

Çizelge 5.4. Gelişme Tipi 2 için CARDS4 algoritma adayının 50.000 analiz sonuçları (devam)

F. ID.	Boyut	En İyi	Ortalama	En Kötü	Standart Sapma	Optimum Çözüm
42	3	-3,86278	-3,86278	-3,86278	2,03E-15	-3,86278
43	2	-19,2085	-19,2085	-19,2085	1,45E-14	-19,2085
44	2	-2,34581	-2,34581	-2,34581	1,63E-15	-2,34581
45	30	2,64E-90	58125,67	1541772	280561,3	0
46	30	-29	-22,344	-14,5856	4,807144	-29
47	2	-5,16213	-5,16213	-5,16213	3,24E-15	-5,16213
48	30	7,56E-20	0,000154	0,001226	0,000332	0
49	2	1,35E-31	1,35E-31	1,35E-31	0	0
50	2	2,1E-149	4,74E-51	9,32E-50	1,84E-50	0
51	2	-1,91322	-1,91322	-1,91322	9,31E-16	-1,91322
52	2	-1,8013	-1,8013	-1,8013	8,15E-16	-1,80114
53	5	-4,68766	-4,67676	-4,49589	0,036456	-4,68766
54	10	-9,6223	-9,30428	-8,79021	0,207893	-9,66015
55	4	0	4,64E-37	1,39E-35	2,54E-36	0
56	30	2	2	2	1,72E-13	2
57	30	2	2	2	1,43E-12	2
58	2	-0,19993	-0,19993	-0,19991	4,17E-06	-0,19874
59	2	-0,19941	-0,19772	-0,16895	0,005998	-0,19941
60	2	-0,11983	-0,11983	-0,11983	5,24E-17	-0,11983
61	2	-2,28395	-2,28395	-2,28395	7,91E-16	-2,28395
62	30	1,09E+54	1,06E+58	1,33E+59	2,55E+58	0
63	30	0	8,66E-05	0,002597	0,000474	0
64	30	3,01E-12	1802,386	16407,7	4088,263	0
65	30	5,51E-08	1,32E-05	4,9E-05	1,14E-05	0
66	2	-0,96353	-0,96353	-0,96353	1,88E-16	-0,96353
67	2	0,9	0,9	0,9	5,46E-16	0,9
68	4	4,96E-06	0,00071	0,008749	0,00168	0
69	30	0,000323	327,4353	1746,059	521,6386	0
70	24	6,71E-14	7,7E-06	0,000184	3,37E-05	0
71	4	1,42E-05	0,000877	0,006265	0,0013	0
72	2	4,24E-16	6,8E-13	7,14E-12	1,42E-12	0
73	30	3,26E-14	176,2777	1616,155	400,635	0
74	2	-3873,72	-3873,72	-3873,72	7,83E-13	-3873,72
75	30	8,7E-192	2E-08	2,69E-07	5,81E-08	0
76	30	1,5E-07	1,072059	16,81715	3,106514	0
77	2	-511,733	-511,633	-510,08	0,33673	-511,733
78	30	0	5,654813	31,01696	7,545262	0
79	2	-2,2	-2,2	-2,2	1,31E-15	-2,2
80	30	13,09352	42,24806	126,3994	35,76992	0
81	30	0,099873	0,099874	0,099907	6,16E-06	0
82	2	0	4,73E-09	1,3E-07	2,37E-08	0
83	2	0	0	0	0	0
84	2	0,292579	0,292579	0,292579	1,38E-16	0,292579
85	2	0,998004	0,998004	0,998004	4,27E-16	0,998004
86	30	1,8E-186	0,043502	0,602966	0,112552	0
87	30	3,82E-78	1,708965	32,13221	6,723803	0
88	30	2027,436	3700,031	4960,368	733,2871	0,000382
89	30	3,25E-20	1,05E-15	1,03E-14	2,67E-15	0
90	30	3,11E-50	0,013282	0,151296	0,036428	0
91	2	-186,731	-186,731	-186,731	7,29E-11	-186,731
92	30	-300	-300	-300	3,46E-12	-300
93	30	-3,5	-3,43655	-2,65269	0,209538	-3,5
94	2	-1,03163	-1,03163	-1,03163	4,4E-16	-1,03163
95	30	4,3E-99	0,006846	0,058068	0,015089	0
96	30	4,7E-19	0,007305	0,146681	0,027859	0
97	5	-5	-5	-5	0	-5
98	30	-1174,98	-1085,82	-962,908	74,56566	-1174,98
99	30	6,5E-215	9,7E-16	2,91E-14	5,31E-15	0

Çizelge 5.4. Gelişme Tipi 2 için CARDS4 algoritma adayının 50.000 analiz sonuçları (devam)

F. ID.	Boyut	En İyi	Ortalama	En Kötü	Standart Sapma	Optimum Çözüm
100	30	6,5E-99	0,002128	0,020407	0,004078	0
101	2	8,7E-209	1,1E-101	3,2E-100	5,8E-101	0
102	2	-3,30687	-3,30541	-3,28093	0,005586	-3,30687
103	10	-210	-208,352	-199,282	2,644504	-210
104	30	0	0	0	0	0
105	30	-29,9994	-29,248	-25,7095	1,194071	-30
106	30	0	1,64E-08	4,92E-07	8,99E-08	0
107	30	0,014703	79,63031	277,7982	86,96561	0
108	2	0	1,26E-22	3,78E-21	6,89E-22	0
109	30	0	0,324398	1,882967	0,608907	0
110	30	7,710092	362,5064	508,825	109,2812	0
111	3	0	0	0	0	0
112	30	7,82E-32	3,97E-13	8,8E-12	1,67E-12	0
113	30	2,63E-11	3,25E-11	1,1E-10	1,49E-11	0
114	30	6,24E-74	6,24E-74	6,24E-74	3,22E-87	-1
115	30	6,5E-25	1,15E-14	1,43E-13	2,69E-14	-1
116	9	0,959759	0,963787	0,97083	0,003214	0,959759
117	10	2,03E-57	1,76E-31	5,29E-30	9,66E-31	0
118	30	1,075316	2,32209	3,381169	0,713463	0
119	2	-0,00379	-0,00379	-0,00379	1,37E-18	-0,00379
120	2	-0,35239	-0,35239	-0,35239	1,58E-16	-0,35239

Çizelge 5.5. Gelişme Tipi 2 için CARDS4 algoritma adayının 150.000 analiz sonuçları

F. ID.	Boyut	En İyi	Ortalama	En Kötü	Standart Sapma	Optimum Çözüm
1	30	0	8,11E-09	7,92E-08	2,01E-08	0
2	2	-2,02181	-2,02181	-2,02181	8,88E-16	-2,02181
3	30	7,6E-152	6,32E-96	1,84E-94	3,35E-95	0
4	30	-8,2E+12	-1,6E+12	-1,1E+10	2,22E+12	-2,8E+13
5	2	1	1	1	2,83E-16	1
6	2	0	0	0	0	0
7	30	1,5E-294	2,47E-09	1,71E-08	4,26E-09	0
8	2	-5,6E-17	-5,6E-17	-5,6E-17	0	0
9	2	0	0	0	0	0
10	2	0	4E-292	1,1E-290	2E-291	0
11	2	0	0	0	0	0
12	2	0,397887	0,397887	0,397887	0	0,397887
13	2	5,558914	5,558914	5,558914	2,78E-15	5,559037
14	2	1,38E-87	1,38E-87	1,38E-87	0	0
15	30	9,7E-305	1,3E-18	1,09E-17	2,77E-18	0
16	2	0	0	0	0	0
17	2	0,00734	0,041029	0,050111	0,010861	0
18	2	-24,1568	-24,1568	-24,1568	1,24E-14	-24,1568
19	2	-42,9444	-42,9444	-42,9444	2,01E-14	-42,9444
20	30	0	2,4E-29	2,39E-28	5,74E-29	0
21	4	1,76E-19	2,19E-13	1,57E-12	4,39E-13	0
22	4	-0,4	-0,4	-0,4	1,82E-16	-0,4
23	2	-2,06261	-2,06261	-2,06261	8,73E-16	-2,06261
24	2	-1	-0,26777	-0,08284	0,372372	-1
25	2	0,0001	0,001051	0,001207	0,000338	0,0001
26	30	0	2,05E-32	3,37E-31	7,84E-32	0
27	2	1,35E-27	1,62E-22	8,56E-22	2,47E-22	0
28	2	-1,7E-13	0,149527	2	0,436741	0
29	30	-0,99987	-0,9563	-0,91733	0,024291	-1
30	30	-1	-0,99754	-0,97083	0,005698	-1
31	2	0	0	0	0	0
32	30	-0,40209	0,001656	1,506499	0,479869	-1

Çizelge 5.5. Gelişme Tipi 2 için CARDS4 algoritma adayının 150.000 analiz sonuçları (devam)

F. ID.	Boyut	En İyi	Ortalama	En Kötü	Standart Sapma	Optimum Çözüm
33	30	0,016135	0,644982	0,666667	0,11877	0
34	2	-1	-1	-1	1,6E-16	-1
35	2	-1	-1	-1	1,38E-16	-1
36	2	-959,641	-959,641	-959,641	2,73E-13	-959,641
37	8	-1	-1	-1	6,32E-16	-1
38	2	0	0	0	0	0
39	30	1,59E-18	0,017412	0,053	0,018035	0
40	2	3	3	3	2,89E-15	3
41	30	0	0	0	0	0
42	3	-3,86278	-3,86278	-3,86278	9,29E-16	-3,86278
43	2	-19,2085	-19,2085	-19,2085	5,86E-15	-19,2085
44	2	-2,34581	-2,34581	-2,34581	1,82E-15	-2,34581
45	30	4,9E-294	3,07E-08	6,71E-07	1,24E-07	0
46	30	-29	-22,8187	-17,3468	3,783392	-29
47	2	-5,16213	-5,16213	-5,16213	1,97E-15	-5,16213
48	30	1,5E-32	3,28E-10	8,36E-09	1,53E-09	0
49	2	1,35E-31	1,35E-31	1,35E-31	0	0
50	2	0	2,2E-149	4E-148	8,2E-149	0
51	2	-1,91322	-1,91322	-1,91322	8,77E-16	-1,91322
52	2	-1,8013	-1,8013	-1,8013	8,54E-16	-1,80114
53	5	-4,68766	-4,68766	-4,68766	8,2E-15	-4,68766
54	10	-9,66015	-9,58333	-9,39365	0,067594	-9,66015
55	4	0	4,02E-34	1,21E-32	2,2E-33	0
56	30	2	2	2	6,36E-15	2
57	30	2	2	2	5,15E-15	2
58	2	-0,19993	-0,19993	-0,19993	6,93E-07	-0,19874
59	2	-0,19941	-0,19938	-0,199	7,84E-05	-0,19941
60	2	-0,11983	-0,11983	-0,11983	2,55E-17	-0,11983
61	2	-2,28395	-2,28395	-2,28395	1,14E-15	-2,28395
62	30	6,65E+51	1,24E+57	1,27E+58	3,08E+57	0
63	30	0	3,48E-12	1,04E-10	1,91E-11	0
64	30	0	0,029168	0,837509	0,152805	0
65	30	2,11E-08	7,12E-06	2,35E-05	6,22E-06	0
66	2	-0,96353	-0,96353	-0,96353	1,89E-16	-0,96353
67	2	0,9	0,9	0,9	5,13E-16	0,9
68	4	5,66E-07	4,94E-05	0,000194	5,07E-05	0
69	30	0,00012	159,5105	1665,301	319,2905	0
70	24	2,21E-23	3,1E-07	4,11E-06	8,15E-07	0
71	4	9,06E-07	0,000217	0,000899	0,000216	0
72	2	1,91E-16	1,99E-14	1,96E-13	3,77E-14	0
73	30	1,2E-28	0,00024	0,007081	0,001292	0
74	2	-3873,72	-3873,72	-3873,72	6,21E-13	-3873,72
75	30	0	1,56E-26	1,89E-25	4,63E-26	0
76	30	0	0,00014	0,001941	0,000482	0
77	2	-511,733	-511,642	-510,585	0,28769	-511,733
78	30	0	7,931796	22,88407	7,769484	0
79	2	-2,2	-2,2	-2,2	1,32E-15	-2,2
80	30	0,066862	29,07154	111,5394	29,70638	0
81	30	0,099873	0,099873	0,099873	2,64E-10	0
82	2	0	0	0	0	0
83	2	0	0	0	0	0
84	2	0,292579	0,292579	0,292579	1,12E-16	0,292579
85	2	0,998004	0,998004	0,998004	4,69E-16	0,998004
86	30	0	2,07E-20	2,53E-19	6,07E-20	0
87	30	9,1E-239	1,2E-145	3,5E-144	6,4E-145	0
88	30	1345,349	2567,476	3830,081	626,2329	0,000382
89	30	1,24E-67	1,75E-59	5,15E-58	9,4E-59	0
90	30	7E-151	4,68E-09	3,02E-08	9,8E-09	0

Çizelge 5.5. Gelişme Tipi 2 için CARDS4 algoritma adayının 150.000 analiz sonuçları (devam)

F. ID.	Boyut	En İyi	Ortalama	En Kötü	Standart Sapma	Optimum Çözüm
91	2	-186,731	-186,731	-186,731	9,54E-14	-186,731
92	30	-300	-300	-300	1,76E-12	-300
93	30	-3,5	-3,5	-3,5	1,43E-08	-3,5
94	2	-1,03163	-1,03163	-1,03163	5,02E-16	-1,03163
95	30	1E-300	1,94E-15	1,13E-14	3,97E-15	0
96	30	0	8,57E-08	2,53E-06	4,62E-07	0
97	5	-5	-5	-5	0	-5
98	30	-1174,98	-1127,8	-1005,34	61,30096	-1174,98
99	30	0	4,9E-212	1,5E-210	2,7E-211	0
100	30	8,2E-302	7,04E-16	5,06E-15	1,14E-15	0
101	2	0	3,2E-303	9,1E-302	1,7E-302	0
102	2	-3,30687	-3,30687	-3,30687	2,14E-15	-3,30687
103	10	-210	-209,999	-209,995	0,001393	-210
104	30	0	0	0	0	0
105	30	-30	-29,9937	-29,9162	0,019898	-30
106	30	0	0	0	0	0
107	30	0	58,07395	269,6941	80,96531	0
108	2	0	0	0	0	0
109	30	0	0,017426	0,519771	0,094878	0
110	30	0	335,6132	406,322	117,973	0
111	3	0	0	0	0	0
112	30	1,39E-83	7,93E-55	2,14E-53	3,9E-54	0
113	30	1,99E-11	2,61E-11	2,91E-11	1,94E-12	0
114	30	6,24E-74	6,24E-74	6,24E-74	3,29E-87	-1
115	30	2,23E-43	7,03E-18	1,61E-16	2,97E-17	-1
116	9	0,959759	0,965508	0,976443	0,003743	0,959759
117	10	2,8E-178	3,3E-135	7,2E-134	1,4E-134	0
118	30	1,097232	1,807311	2,96624	0,473622	0
119	2	-0,00379	-0,00379	-0,00379	1,42E-18	-0,00379
120	2	-0,35239	-0,35239	-0,35239	6,84E-17	-0,35239

Yapılan test sonuçlarına göre $Cards_4$ aday algoritma setinin standart sapma değerlerinin oldukça düşük olduğu görülmektedir. Standart sapma değerinin düşük olması da algoritmanın stabil olarak çalıştığını ve güvenilirliğini göstermektedir. Bu verilere göre C_4I_1 ve C_4I_2 kombinasyonları çelik uzay kafes sistemlerde deplasman ve gerilme kısıtları uygulanarak çeşitli test problemlerinde boyut optimizasyonu yapılarak test edilmiş sonuçlar paylaşılmıştır.

Yapılan çalışmalarda en kötü aday çözümün uygunluk değerinin iyileşmesinin gelişme kriteri olarak kabul edildiği Gelişme Tipi 3 yönteminin çalışmalara istenilen katkıyı sağlamadığı görülmüştür. Yapılan ilk analizlerde yer verilse de daha sonra yapılan hipersezgisel algoritma çalışmalarında Gelişme Tipi 1 ve Gelişme Tipi 2 gelişme yöntemlerinden elde edilen çözümler üzerinde durulmuştur.

6. BULGULAR VE TARTIŞMA

6.1. Kafes Sistemlerde Test Problemleri

Kafes sistem test problemlerinde matematiksel test problemlerinden farklı olarak sistem kısıtları işin içerisine girecektir. Kısıtlara sahip bir problemi çözmek kısıtsız problemlere göre daha zor olmaktadır. Günlük hayatta kısıtları olmayan ve optimize edilmesi istenilen durum sayısı oldukça azdır. Kısıtlar farklı yapılarda olabileceğinden mühendislik problemlerinde en iyi sonuç tek olmayacaktır. En hafif sistem, en hızlı üretilebilen sistem, minimum gerilmelerin olduğu sistem veya minimum düğüm noktası deplasmanına sahip sistem en iyi sonuç olabilir. Kafes sistemlerde gerilme değerleri, düğüm noktası deplasmanları, şekil değiştirmeler, düğüm noktalarının koordinatlarına bağlı olarak sistemin yapısal şekli, eleman sayıları gibi kriterler tek başlarına veya birlikte bir problem içerisinde kısıt olarak yer alabilir. Optimizasyondan yoksun bir tasarım sürecinde tasarımcı kendi sezgilerine dayanarak bir ön tasarım yapmaktadır. Tasarımcının istediği kısıtlar sağlanıyor ise zaman ve işgücü yetersizliği nedeniyle yeni bir tasarım yapılmamaktadır. Tasarlanan sistem artık üretilecek sistemdir. Ancak optimizasyon algoritmaları bu çalışmayı defalarca yapabilecektir. Bu nedenle optimum sistem optmizasyon algoritmaları ile elde edilebilir.

Kafes sistemlerde boyut, şekil ve topoloji optimizasyonları yapılmaktadır. Boyut optimizasyonunda sistemin şekli genel olarak belirlidir ve sistemde kullanılan elemanların en kesit alanları tasarım değişkenleridir. Şekil optimizasyonunda genel hatlarıyla sistem oluşturulma şekli bellidir ve sistemdeki şekli oluşturan değişkenler tasarım değişkenleridir. Topoloji optimizasyonu ise sistemin kullanım amacına hizmet edecek şekilde, sistemin genel hatlarında değişiklik yapılmadan alternatif topolojideki ürünleri elde etmek için uygulanmaktadır.

Yapılan tez çalışmasında hipersezgisel Cards algoritmasının ve kendisini oluşturan optimizasyon algoritmalarının performansları literatürde bulunan kafes sistem test problemlerinde boyut optimizasyonu yapılarak incelenmiştir. Sistemi oluşturan çubuk elemanların en kesit alanları tasarım değişkenleri olarak alınmıştır. Boyut optimizasyonu

problemlerinde düğüm noktası koordinatları ve çubuk eleman boyları sabit olduğundan çubuk elemanların enkesit alanları değiştirilerek sistem ağırlığının optimize edilmesi amaçlanmaktadır. Minimum ağırlığı oluşturan en kesit alanlarının elde edilmesi amaç fonksiyonu olarak kabul edilmiştir. Problemler gerilme ve yer değiştirme kısıtları altında yapılan analizler ile test edilmiştir. Denklem 5.1'de verilen ceza fonksiyonu kullanılarak kısıtlara uymayan aday çözümlerin elenmesi sağlanmıştır.

Çalışmada elde ettiğimiz C_4 kombinasyonu ile oluşturulan Cards hipersezgisel algoritması ve hipersezgisel algoritmayı oluşturan metasezgisel optimizasyon algoritmaları popülasyon sayısı 50 alınarak test edilmiştir. Cards algoritması ve kendisini oluşturan optimizasyon algoritmaları ile kafes sistemler üzerinde analizler yapılırken iki farklı durdurma kriteri kullanılmıştır. Case 1 olarak adlandırılan birinci yöntemde her test problemi için ayrı olarak yapıacak maksimum fonksiyon analizi sayısı belirlenmiştir. Belirlenen maksimum fonksiyon analizi sayısına ulaşan optimizasyon süreçleri durdurulmuştur. İkinci durdurma kriteri ise 2000 (hariç) fonksiyon analizi sonrasında en son iyileşme gösteren analiz sonucuna göre ‰1(hariç) iyileşme göstermeyen analizler durdurulmuştur. Case 2 olarak adlandırılan bu durdurma kriterinde yapılacak maksimum analiz sayısı Case 1'de tanımlananlar ile aynıdır. Yani Case 2 yapısında Case 1 yapısına ek olarak çözümlerin gelişme göstermemesi durumunda analizlerin durdurulma şartı getirilmiştir. Cards hipersezgisel algoritması bu şartlar altında 8 farklı kafes sistem test probleminde test edilmiştir. Testlerde kullanılan kafes sistem test problemleri;

- 10D: 10 Çubuk Elemanlı Düzlem Kafes Sistem (Gruplandırılmamış, ayrık değişkenli),
- 10C: 10 Çubuk Elemanlı Düzlem Kafes Sistem (Gruplandırılmamış, sürekli tasarım değişkenli),
- 25C: 25 Çubuk Elemanlı Uzay Kafes Sistem (Gruplandırılmış, sürekli tasarım değişkenli),
- 25D: 25 Çubuk Elemanlı Uzay Kafes Sistem (Gruplandırılmış, ayrık tasarım değişkenli),
- 72D: 72 Çubuk Elemanlı Uzay Kafes Sistem (Gruplandırılmış, ayrık tasarım değişkenli),

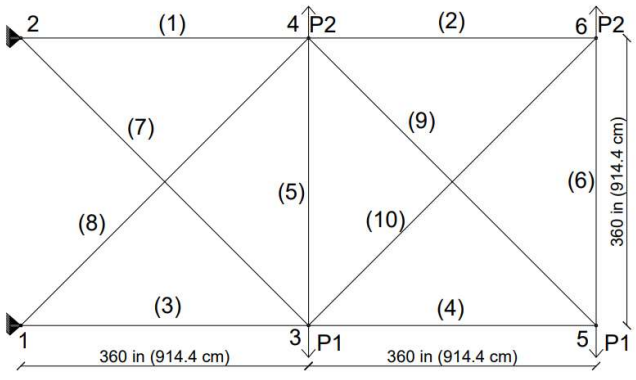
- 72UD: 72 Çubuk Elemanlı Uzay Kafes Sistem (Gruplandırılmamış, ayrık tasarım değişkenli),
- 117D: 117 Çubuk Elemanlı Uzay Kafes Sistem (Gruplandırılmamış, ayrık tasarım değişkenli),
- 200C: 200 Çubuk Elemanlı Düzlemsel Kafes Sistem (Gruplandırılmış, sürekli tasarım değişkenli)

olarak 8 adet farklı test probleminden oluşmaktadır. Tasarım değişkenlerinin alabildiği değerlere göre sistemler ikiye ayrılmaktadır. Sürekli tasarım değişkenli sistemlerde değişkenler izin verilen aralıktaki tüm değerleri alabilmektedir. Ayrık tasarım değişkenli sistemlerde tasarım değişkenleri yalnızca izin verilen kesit değerlerini alabilmektedir. Ancak uygulamada belirli kesit alanları bulunduğundan ayrık tasarım değişkenli sistemler daha gerçekçi olmaktadır.

Kafes sistemlerde optimizasyon algoritmaları test edilirken analiz aşamasında Wolfram Mathematica yazılımı ve H. Özbaşaran tarafından iki ve üç boyutlu kafes sistemlerin çözümü için tanıtılan solveTruss v1.0 kafes sistem çözücüsü kullanılmıştır (Ozbasaran, 2017).

6.1.1 10 çubuk elemanlı düzlem kafes sistem

Literatürdeki kafes sistemler arasında en yaygın kullanılan test problemidir. Çubuklarda oluşacak maksimum gerilmeler ve düğüm noktalarındaki maksimum deplasmanlar problemin kısıtları olarak kabul edilmiştir.



Şekil 6.1. 10 çubuklu düzlem kafes sistem

İzin verilen maksimum gerilme değeri ±172,37 MPa (±25,00 ksi), düğüm noktalarında izin verilen maksimum yer değiştirme değeri ±5,08 cm, (±2,00 in), elastisite modülü 68.947,57MPa (10.000 ksi) ve malzeme yoğunluğu 2.767,99 kg/m^3 (0,1 lb/in^3) olarak alınmıştır. 10 çubuk elemanlı düzlem kafes sistem Şekil 6.1'de verilmiştir. Yükleme durumu P1 yükü: 444.82 kN (100 kips), P2 yükü: 0 kN (0 kips) olarak alınmıştır. Tasarım değişkenleri gruplandırılmamış ancak tasarım değişkenlerinin alabileceği değerlere göre sürekli ve ayrık tasarım değişkenli iki farklı sistem test edilmiştir.

6.1.1.1. Gruplandırılmamış, sürekli tasarım değişkenli 10 çubuk elemanlı düzlem kafes sistem

Çubuk elemanların en kesit alanları 0,6452 cm^2 (0,1 in^2) ile 225,8060 cm^2 (35 in^2) arasında sürekli değerler alabilmektedir. Düzlem kafes elemanları gruplandırılmadığından tüm elemanlar belirtilen kesit boyutlarını alabilmektedir. Kafes sistem çözülürken 15.000 analiz sayısına izin verilmiştir. Yükleme durumu ve malzeme özellikleri Bölüm 6.1.1'de verilmiştir.

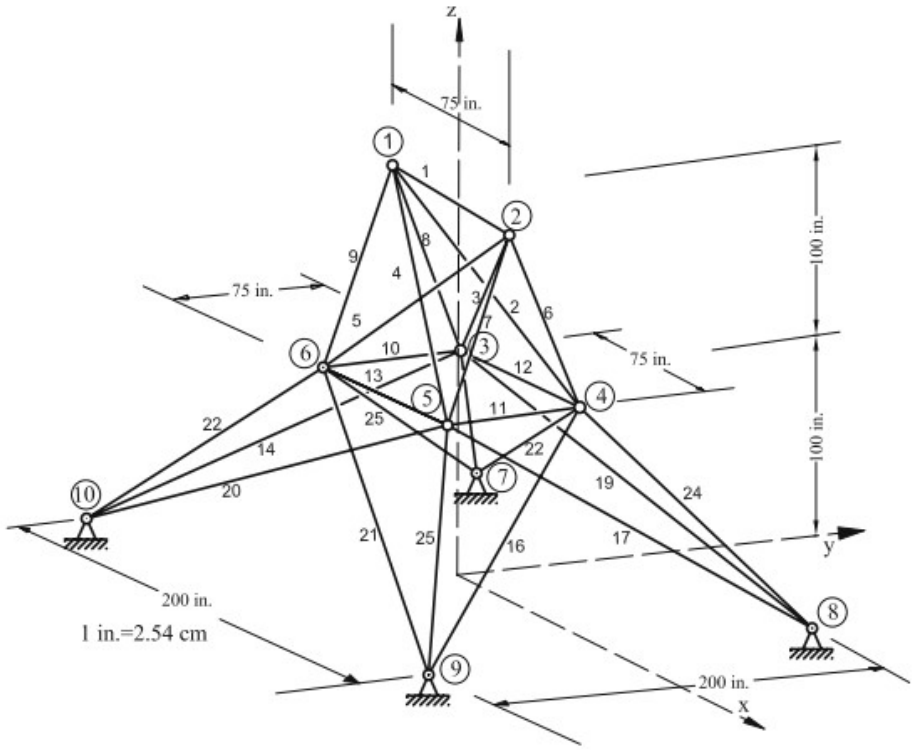
6.1.1.2. Gruplandırılmamış, ayrık tasarım değişkenli 10 çubuk elemanlı düzlem kafes sistem

Ayrık tasarım değişkenli olarak sistem oluşturulduğunda ise çubuk kesitleri 10,4516 cm^2 (1,62 in^2), 11,6129 cm^2 (1,80 in^2), 12,8387 cm^2 (1,99 in^2), 13,7419 cm^2 (2,13 in^2), 15,3548 cm^2 (2,38 in^2), 16,9032 cm^2 (2,62 in^2), 18,5806 cm^2 (2,88 in^2), 18,9032 cm^2 (2,93 in^2), 19,9354 cm^2 (3,09 in^2), 20,1935 cm^2 (3,13 in^2), 21,8064 cm^2 (3,38 in^2), 22,3871 cm^2 (3,47 in^2), 22,9032 cm^2 (3,55 in^2), 23,4193 cm^2 (3,63 in^2), 24,7741 cm^2 (3,84 in^2), 24,9677 cm^2 (3,87 in^2), 25,0322 cm^2 (3,88 in^2), 26,9677 cm^2 (4,18 in^2), 27,2258 cm^2 (4,22 in^2), 28,9677 cm^2 (4,49 in^2), 29,6128 cm^2 (4,59 in^2), 30,9677 cm^2 (4,80 in^2), 32,0645 cm^2 (4,97 in^2), 33,0322 cm^2 (5,12 in^2), 37,0322 cm^2 (5,74 in^2), 46,5806 cm^2 (7,22 in^2), 51,4193 cm^2 (7,97 in^2), 74,1934 cm^2 (11,5 in^2), 87,0966 cm^2 (13,5 in^2), 89,6772 cm^2 (13,9 in^2), 91,6127 cm^2 (14,2 in^2), 99,9998 cm^2 (15,5 in^2), 103,2256 cm^2 (16,0 in^2), 109,0320 cm^2 (16,9 in^2), 121,2901 cm^2 (18,8 in^2), 128,3868 cm^2 (19,9 in^2), 141,9352 cm^2 (22,0 in^2), 147,7416 cm^2 (22,9 in^2), 170,9674 cm^2 (26,5 in^2), 193,5480 cm^2 (30,0 in^2), 216,1286 cm^2 (33,5 in^2) değerlerini alabilmektedir. Sistem izin verilen maksimum analiz sayısı 15.000 olarak test

edilmiştir. Yükleme durumu ve malzeme özellikleri Bölüm 6.1.1'de verilenler ile aynı olacaktır.

6.1.2. 25 çubuk elemanlı uzay kafes sistemi

Şekil 6.2'de gösterilen uzay kafes sistem 25 çubuk elemandan oluşmaktadır. Düğüm noktalarında izin verilen maksimum yer değiştirme değerleri ±0,89 cm (±0,35 in), elastisite modülü 68.947,57 MPa (10.000 ksi) ve malzeme yoğunluğu 2.767,99 kg/m^3 (0,1 lb/in^3) olarak alınmıştır. Gruplandırılmış tasarım değişkenli bir yapıya sahip olan test problemi tasarım değişkenlerinin alabileceği değerlere göre sürekli ve ayrık tasarım değişkenli olarak iki farklı sistem ile analiz edilmiştir.



Şekil 6.2. 25 çubuklu uzay kafes sistem yükleri (Sonmez, 2011)

6.1.2.1. Gruplandırılmış ve sürekli tasarım değişkenli 25 çubuk elemanlı kafes sistem

25 çubuklu uzay kafes sistem için gruplandırılmış ve sürekli tasarım değişkenleri ile test yapıldığında tasarım değişkenleri 0,0645 cm^2 (0,01 in^2) ve 21,9354 cm^2 (3,4 in^2) arasında

değerler alabilir. Çubukların basınç ve çekme durumlarındaki gerilme dayanımları Çizelge 6.1'de verilmiştir.

Çizelge 6.1. 25 çubuklu uzay kafes sistemin gerilme sınırları (Gruplandırılmış, sürekli)

	Çubuk eleman numaraları	Basma dayanımı	Çekme dayanımı
1	A_1	241,95 MPa (35,092 ksi)	275,79 MPa (40 ksi)
2	A_2, A_3, A_4, A_5	79,91 MPa (11,590 ksi)	
3	A_6, A_7, A_8, A_9	119,31 MPa (17,305 ksi)	
4	A_{10}, A_{11}	241,95 MPa (35,092 ksi)	
5	A_{12}, A_{13}	241,95 MPa (35,092 ksi)	
6	A_{14}, A_{15}, A_{16}, A_{17}	46,60 MPa (6,759 ksi)	
7	A_{18}, A_{19}, A_{20}, A_{21}	46,60 MPa (6,759 ksi)	
8	A_{22}, A_{23}, A_{24}, A_{25}	76,41 MPa (11,082 ksi)	

Sistem için iki ayrı yükleme durumu bulunmaktadır. Çizelge 6.2.'de belirtilen yükler bağlı olduğu düğüm noktasına uygulanmaktadır. Kafes sistem 20.000 analiz sayısına izin verilerek test edilmiştir.

Çizelge 6.2. 25 çubuklu uzay kafes sisteminde analiz yükleri (Gruplandırılmış, sürekli)

	Düğüm numarası	P_x	P_y	P_z
Yükleme Durumu 1	1	4,448 kN (1 kips)	44,482 kN (10 kips)	-22,241 kN (-5 kips)
	2	-	44,482 kN (10 kips)	-22,241 kN (-5 kips)
	3	2,224 kN (0,5 kips)	-	-
	6	2,224 kN (0,5 kips)	-	-
Yükleme Durumu 2	1	-	88,964 kN (20 kips)	-22,241 kN (-5 kips)
	2	-	-88,964 kN (-20 kips)	-22,241 kN (-5 kips)

6.1.2.2. Gruplandırılmış ve ayrık tasarım değişkenli 25 çubuk elemanlı uzay kafes sistemi

25 çubuklu uzay kafes sistem için gruplandırılmış ve ayrık tasarım değişkenli yükleme durumu Çizelge 6.3'te verilmiştir. Ayrık tasarım değişkenli sistemde çubukların enkesit alanları 0,6452 cm^2 (0,1 in^2) ile 21,9354 cm^2 (3,4 in^2) arasında 0,6452 cm^2 (0,1 in^2) aralıklarla değerler alabilmektedir. Gerilme kısıtlarına göre analiz edilen sistemde tüm çubuk

elemanlar için izin verilen maksimum gerilme değeri ±275,79 MPa (±40 ksi) olarak kabul edilmiştir. Sistem özellikleri Bölüm 6.1.2'de tanımlanmıştır.

Çizelge 6.3. Gruplandırılmış ve ayrık değişkenli 25 çubuklu uzay kafes sistem yükleri

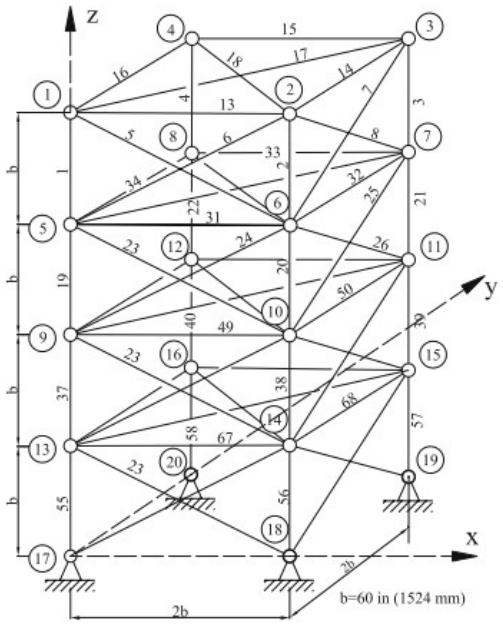
	Düğüm numarası	P_x	P_y	P_z
1. Yükleme Durumu	1	4,448 kN (1 kips)	-44,482 kN (-10 kips)	-44,482 kN (-10 kips)
	2	-	-44,482 kN (-10 kips)	-44,482 kN (-10 kips)
	3	2,224 kN (0,5 kips)	-	-
	6	2,669 kN (0,6 kips)	-	-

6.1.3. 72 çubuk elemanlı uzay kafes sistemi

Şekil 6.3'te verilen 72 çubuklu uzay kafes sistem gruplandırılmış ve ayrık tasarım değişkenli, gruplandırılmamış ve ayrık tasarım değişkenli olarak iki farklı yapıda test edilmiştir. Yapı dört katlı her katı aynı tasarıma sahip kafes sistemlerden oluşmuştur. 72 çubuklu uzay kafes sistemin malzeme özellikleri ise elastisite modülü 68.947,57MPa (10,000 ksi), izin verilen maksimum yer değiştirme miktarı ±0,635 cm (±0,25 in), malzeme yoğunluğu 2.767,99 kg/m^3 (0,1 lb/in^3) ve çubuk elemanlar için izin verilen maksimum gerilme değeri 172,37 MPa (±25 ksi) olarak alınmıştır. Çizelge 6.4'te 72 çubuk elemanlı uzay kafes sistemin yükleme durumu verilmiştir.

Çizelge 6.4. 72 elemanlı uzay kafes sistemlerin yükleme durumu

	Düğüm numarası	**P_x**	**P_y**	**P_z**
1. Yükleme Durumu	17	-	-	-22,241 kN (-5 kips)
	18	-	-	-22,241 kN (-5 kips)
	19	-	-	-22,241 kN (-5 kips)
	20	-	-	-22,241 kN (-5 kips)
2. Yükleme Durumu	17	22,241 kN (5 kips)	22,241 kN (5 kips)	-22,241 kN (-5 kips)



Şekil 6.3. 72 çubuklu uzay kafes sistem (Sonmez, 2011)

6.1.3.1. Gruplandırılmış ve ayrık tasarım değişkenli 72 çubuk elemanlı uzay kafes sistem

Kafes sistem çubuk elemanları 16 gruptan ($A_1 \sim A_4$, $A_5 \sim A_{12}$, $A_{13} \sim A_{16}$, $A_{17} \sim A_{18}$, $A_{19} \sim A_{22}$, $A_{23} \sim A_{30}$, $A_{31} \sim A_{34}$, $A_{35} \sim A_{36}$, $A_{37} \sim A_{40}$, $A_{41} \sim A_{48}$, $A_{49} \sim A_{52}$, $A_{53} \sim A_{54}$, $A_{55} \sim A_{58}$, $A_{59} \sim A_{66}$, $A_{67} \sim A_{70}$, $A_{71} \sim A_{72}$) oluşmaktadır. Yükleme durumu Çizelge 6.4'te belirtildiği gibi olacaktır. Çubuk elemanların alabileceği kesit alanları ise 0,7161 cm^2 (0,111 in^2), 0,9097 cm^2 (0,141 in^2), 1,2645 cm^2 (0,196 in^2), 1,6129 cm^2 (0,250 in^2), 1,9806 cm^2 (0,307 in^2), 2,5226 cm^2 (0,391 in^2), 2,8516 cm^2 (0,442 in^2), 3,6323 cm^2 (0,563 in^2), 3,8839 cm^2 (0,602 in^2), 4,9419 cm^2 (0,766 in^2), 5,0645 cm^2 (0,785 in^2), 6,4129 cm^2 (0,994 in^2), 6,4516 cm^2 (1,000 in^2), 7,9226 cm^2 (1,228 in^2), 8,1677 cm^2 (1,266 in^2), 9,4 cm^2 (1,457 in^2), 10,0839 cm^2 (1,563 in^2), 10,4516 cm^2 (1,620 in^2), 11,6129 cm^2 (1,800 in^2), 12,8367 cm^2 (1,990 in^2), 13,7419 cm^2 (2,130 in^2), 15,3548 cm^2 (2,380 in^2), 16,9032 cm^2 (2,620 in^2), 16,9677 cm^2 (2,630 in^2), 18,5806 cm^2 (2,880 in^2), 18,9032 cm^2 (2,930 in^2), 19,9354 cm^2 (3,090 in^2), 20,1935 cm^2 (3,130 in^2), 21,8064 cm^2 (3,380 in^2), 22,3871 cm^2 (3,470 in^2), 22,9032 cm^2 (3,550 in^2), 23,4193 cm^2 (3,630 in^2), 24,7741 cm^2 (3,840 in^2), 24,9677 cm^2 (3,870 in^2), 25,0322 cm^2 (3,880 in^2), 26,9677 cm^2 (4,180 in^2), 27,2258 cm^2 (4,220 in^2), 28,9677 cm^2 (4,490 in^2), 29,6128 cm^2 (4,590 in^2), 30,9677 cm^2 (4,800 in^2), 32,0645 cm^2 (4,970 in^2), 33,0322 cm^2 (5,120 in^2), 37,0322 cm^2 (5,740 in^2), 46,5806 cm^2 (7,220 in^2),

51,4193 cm^2 (7,970 in^2), 55,0321 cm^2 (8,530 in^2), 59,9999 cm^2 (9,300 in^2), 69,9999 cm^2 (10,850 in^2), 74,1934 cm^2 (11,500 in^2), 87,0966 cm^2 (13,500 in^2), 89,6772 cm^2 (13,900 in^2), 91,6127 cm^2 (14,200 in^2), 99,9998 cm^2 (15,500 in^2), 103,2256 cm^2 (16,000 in^2), 109,0320 cm^2 (16,900 in^2), 121,2901 cm^2 (18,800 in^2), 128,3868 cm^2 (19,900 in^2), 141,9352 cm^2 (22,000 in^2), 147,7416 cm^2 (22,900 in^2), 158,0642 cm^2 (24,500 in^2), 170,9674 cm^2 (26,500 in^2), 180,6448 cm^2 (28,000 in^2), 193,5480 cm^2 (30,000 in^2), 216,1286 cm^2 (33,500 in^2) olarak tanımlanmıştır. Sistem izin verilen maksimum analiz sayısı 20.000 olmak üzere test edilmiştir.

6.1.3.2. Gruplandırılmamış ve ayrık tasarım değişkenli 72 çubuk elemanlı uzay kafes sistem

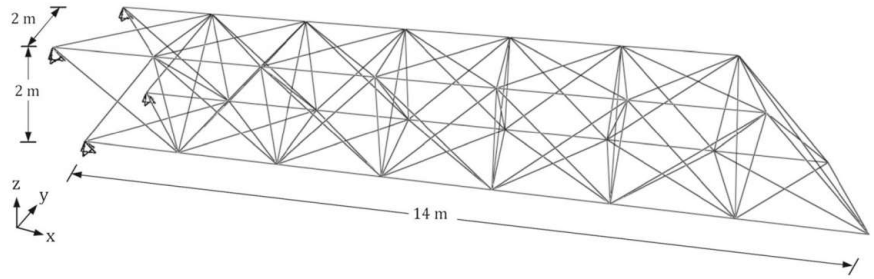
72 ayrı çubuktan oluşan test probleminde çubuklar için bir eleman gruplandırması yapılmamaktadır. Yükleme durumu Çizelge 6.4'te verilen değerler ile ve çubuk elemanların en kesit alanları Bölüm 6.1.3.1'de verilen ayrık tasarım değişkenleri ile aynıdır. Sistem izin verilen maksimum analiz sayısı 50.000 olmak üzere test edilmiştir. Gerilme ve deplasman sınırları Bölüm 6.1.3'te belirtilen sınırlar ile aynıdır.

6.1.4. 117 çubuk elemanlı uzay kafes sistem

Gruplandırılmamış, ayrık tasarım değişkenli kafes sistem 30 düğüm noktası, 177 ayrı çubuktan oluşmaktadır. Kafes sistem mesnetlenmemiş olan tüm düğüm noktalarından etkiyen 3 ayrı yükleme durumuna sahiptir. Pozitif x yönünde yatay 15,00 kN (3,37 kips), pozitif y yönünde yatay 15,00 kN (3,37 kips), negatif z yönünde ise dikey -15,00 kN (-3,37 kips) kuvvetler uygulanarak sistem yüklemesi yapılmıştır. Sistem yalnızca deplasman kısıtlarına göre test edilmiştir. Düğüm noktalarında izin verilen maksimum yer değiştirme değerleri ±4,00 cm (±1,57 in), elastisite modülü 200 GPa (29.007,547546 ksi) ve malzeme yoğunluğu 7.850,00 kg/m^3 (0,283599 lb/in^3) olarak alınmıştır.

Tasarım değişkenleri boru kesitli 37 farklı profil arasından seçilmektedir (Ozbasaran ve Eryilmaz Yildirim, 2020). Boru profillerin kesit alanları 1,6129 cm^2 (0,25 in^2), 2,0645 cm^2 (0,32 in^2), 2,1484 cm^2 (0,33 in^2), 2,7935 cm^2 (0,433 in^2), 3,1871 cm^2 (0,494 in^2), 4,1226 cm^2 (0,639 in^2), 4,3161 cm^2 (0,669 in^2), 5,1548 cm^2 (0,80 in^2), 5,6839 cm^2 (0,88 in^2), 6,9032

cm^2 (1,07 in^2), 6,9032 cm^2 (1,07 in^2), 9,5484 cm^2 (1,48 in^2), 10,9677 cm^2 (1,7 in^2), 14,3871 cm^2 (2,23 in^2), 14,5161 cm^2 (2,25 in^2), 17,1613 cm^2 (2,66 in^2), 17,2903 cm^2 (2,68 in^2), 19,4838 cm^2 (3,02 in^2), 20,4516 cm^2 (3,17 in^2), 23,7419 cm^2 (3,68 in^2), 25,9999 cm^2 (4,03 in^2), 27,7419 cm^2 (4,3 in^2), 28,4516 cm^2 (4,41 in^2), 35,2903 cm^2 (5,47 in^2), 35,9999 cm^2 (5,58 in^2), 39,4193 cm^2 (6,11 in^2), 52,258 cm^2 (8,10 in^2), 54,1934 cm^2 (8,4 in^2), 72,9031 cm^2 (11,3 in^2), 76,774 cm^2 (11,9 in^2), 82,5805 cm^2 (12,8 in^2), 94,1934 cm^2 (14,6 in^2), 100,645 cm^2 (15,6 in^2), 103,8708 cm^2 (16,1 in^2), 123,8702 cm^2 (19,2 in^2), 137,4191 cm^2 (21,3 in^2) olarak listelenmiştir. 117 çubuklu uzay kafes sistem Şekil 6.4'te verilmiştir. Sistem izin verilen maksimum analiz sayısı 50.000 olarak test edilmiştir.

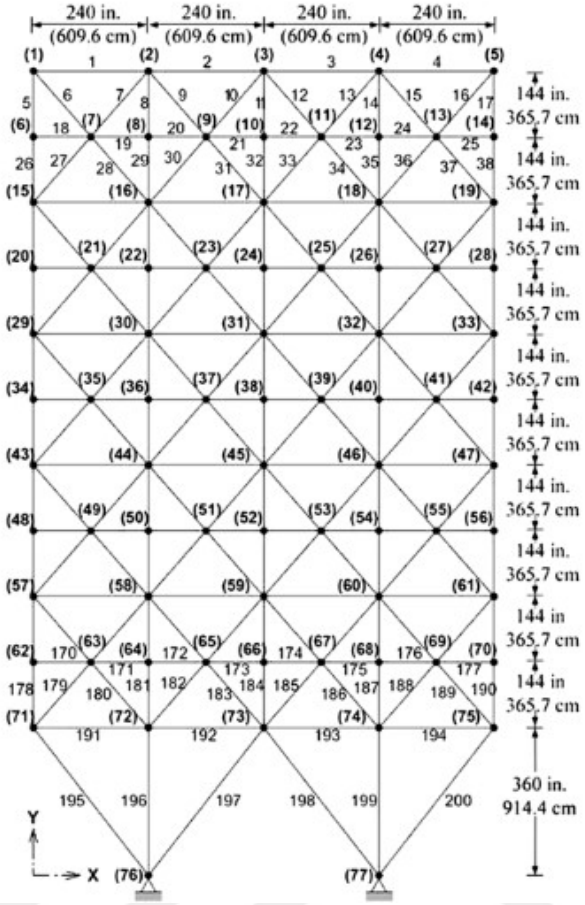


Şekil 6.4. 117 çubuklu uzay kafes sistem (Kazemzadeh Azad, 2017)

6.1.5. 200 çubuk elemanlı düzlemsel kafes sistem

Düzlemsel kafes sistemde elastisite modülü: 206.842,77 MPa (30,000 ksi), malzeme yoğunluğu 7.833,41 kg/m^3 (0,283 lb/in^3) olarak alınmıştır. Bu test probleminde tek kısıt bulunmaktadır. Tüm çubuk elemanlar için izin verilen maksimum çubuk gerilmeleri 68,95 MPa (10 ksi) olarak uygulanmıştır. Tasarım değişkenleri 0,6452 cm^2 (0,1 in^2) ve 129,0320 cm^2 (20 in^2) arasında sürekli değerler alabilmektedir. Sistem izin verilen maksimum analiz sayısı 50.000 olmak üzere test edilmiştir. Şekil 6.5'te 200 çubuk elemanlı düzlemsel kafes sistemin yapısı verilmiştir.

200 çubuk elemanlı test probleminde tasarım değişkenleri 29 gruba ayrılmıştır. 3 ayrı yükleme durumu bulunan test probleminin yükleme durumları ve yüklerin etkidiği düğüm noktaları Çizelge 6.5'te verilmiştir.



Şekil 6.5. 200 çubuk elemanlı düzlemsel kafes sistem (Gandomi vd., 2013)

Çizelge 6.5. 200 çubuklu düzlemsel kafes sistemin yükleme durumları

	Düğüm numarası	**P_x**	**P_y**
1. Yükleme Durumu	1, 6, 15, 20, 29, 34, 43, 48, 57, 62, 71	4,448 kN (1 kips)	-
2. Yükleme Durumu	1, 2, 3, 4, 5, 6, 8, 10, 12, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 22, 24, 26, 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34, 36, 38, 40, 42, 43, 44, 45, 46, 47, 48, 50, 52, 54, 56, 57, 58, 59, 60, 61, 62, 64, 66, 68, 70, 71, 72, 73, 74, 75	-	-44,482 kN (-10 kips)
3. Yükleme Durumu	1, 6, 15, 20, 29, 34, 43, 48, 57, 62, 71	4,448 kN (1 kips)	-44,482 kN (-10 kips)
	2, 3, 4, 5, 8, 10, 12, 14, 16, 17, 18, 19, 22, 24, 26, 28, 30, 31, 32, 33, 36, 38, 40, 42, 44, 45, 46, 47, 50, 52, 54, 56, 58, 59, 60, 61, 64, 66, 68, 70, 72, 73, 74, 75	-	-44,482 kN (-10 kips)

6.2. Kafes Sistemler İçin Yapılan Analizler

Cards hipersezgisel algoritmasının mühendislik problemlerindeki etkinliğinin incelenmesi için Bölüm 6.1'de tanımlanan kafes sistem test problemleri üzerinde testler yapılmıştır. Cards algoritması için seçilen $Cards_4$ algoritma seti gelişme tipi 1 ve gelişme tipi 2 ile hem durdurma kriterinin maksimum analiz sayısı alındığında hem de daha iyi bir ağırlığın elde edilemediği iterasyon sayısı durdurma kriteri alınarak kafes sistem problemlerinde test edilmiştir. Elde edilen verilerin rastgele bulunmuş olmaması ve daha güvenilir sonuçların elde edilmesi için tüm analizler 30 defa çalıştırılmıştır. Case 1 durdurma kriterinde maksimum analiz sayıları her test probleminin tanımlandığı bölümde belirtilen analiz sayıları ile aynı alınmıştır. Case 2 durdurma kriterinde ise 2000 fonksiyon analizi yapılmasına rağmen ‰1 oranında iyileşme göstermeyen sistemlerin analizi durdurulmuştur. Elde edilen sonuçlar Şekil 6.6'de verilmiştir. Şekil 6.6a'da B satırı en iyi çözümü, A satırı ortalama çözümü, W satırı en kötü çözümü ve S satırı ise en iyi adayların standart sapma değerlerini vermektedir. Şekil 6.6b'de farklı olarak Eb satırı bulunmaktadır ve bu satır case 2 çözümünde durdurulan en son analiz sayısını ifade etmektedir.

Matematiksel test problemlerinin aksine kafes sistemlerde gelişme tipi 1 yapısı daha iyi performans göstermiştir. Özellikle tasarım değişkeni sayısı arttıkça gelişme tipi 1 daha iyi sonuçlar elde etmiştir. Düşük standart sapma değerlerinden C_4I_1 yapısının stabil olarak çalıştığı da görülmektedir. Bu nedenle Cards algoritmasını oluşturan optimizasyon algoritmaları ile Cards algoritmasının karşılaştırmasının yapılacağı çalışma $Cards_4$ algoritma seti ve gelişme tipi 1 ile oluşturulmuştur. Yapılan karşılaştırmalarda $Cards_4$ setini oluşturan JA_2, SOS_2, TLBO algoritmaları da hipersezgisel algoritma ile aynı şartlar altında test edilmiştir. Genel olarak tasarım değişkeni sayısının düşük olduğu problemlerde algoritmaların performansları benzer olmasına rağmen tasarım değişkeni sayısı arttığında Cards hipersezgisel algoritması diğer algoritmalardan daha düşük ağırlık değerleri elde ederek daha başarılı olduğunu göstermektedir. Hipersezgisel algoritmaad çoğu test problemi için daha düşük standart sapma değerleri elde edilmiştir. Ayrıca Cards algoritması tasarım değişkeni sayısı fazla olan problemlerde optimum sonucu diğer algoritmalara göre daha az analiz sayısı ile elde etmektedir.

		Cards$_1$	Cards$_2$	C_1/C_2
10 C	B (Lbs)	5061,66	5061,95	1,000
	A (Lbs)	5067,62	5066,76	1,000
	W (Lbs)	5088,07	5078,67	1,002
	S (Lbs)	8,08	5,52	
10 D	B (Lbs)	5490,74	5490,74	1,000
	A (Lbs)	5525,30	5550,26	0,996
	W (Lbs)	6187,92	6180,14	1,001
	S (Lbs)	126,67	171,35	
25 C	B (Lbs)	545,21	545,21	1,000
	A (Lbs)	545,36	545,39	1,000
	W (Lbs)	545,61	546,58	0,998
	S (Lbs)	0,12	0,26	
25 D	B (Lbs)	484,85	484,85	1,000
	A (Lbs)	484,91	484,87	1,000
	W (Lbs)	485,77	485,05	1,001
	S (Lbs)	0,19	0,05	
72 D	B (Lbs)	389,33	389,33	1,000
	A (Lbs)	389,66	394,67	0,987
	W (Lbs)	392,42	410,30	0,956
	S (Lbs)	0,68	6,60	
72 UD	B (Lbs)	324,94	349,68	0,929
	A (Lbs)	389,76	466,99	0,835
	W (Lbs)	501,64	874,42	0,574
	S (Lbs)	45,29	123,39	
117 D	B (kg)	3103,41	3105,38	0,999
	A (kg)	3432,75	3715,63	0,924
	W (kg)	3791,14	5386,83	0,704
	S (kg)	192,86	621,34	
200 C	B (Lbs)	25579,26	25779,59	0,992
	A (Lbs)	26565,72	26865,20	0,989
	W (Lbs)	28723,22	32581,63	0,882
	S (Lbs)	748,75	1377,60	

(a)

		Cards$_1$	Cards$_2$	C_1/C_2
10 C	B (Lbs)	5062,56	5063,17	1,000
	A (Lbs)	5075,38	5079,92	0,999
	W (Lbs)	5107,78	5108,57	1,000
	S (Lbs)	10,52	13,00	
	Eb	8050	10350	
10 D	B (Lbs)	5490,74	5490,74	1,000
	A (Lbs)	5530,71	5560,10	0,995
	W (Lbs)	6209,44	6191,87	1,003
	S (Lbs)	130,46	171,90	
	Eb	5850	7100	
25 C	B (Lbs)	545,33	545,30	1,000
	A (Lbs)	546,06	546,20	1,000
	W (Lbs)	547,12	547,66	0,999
	S (Lbs)	0,47	0,64	
	Eb	8450	6950	
25 D	B (Lbs)	484,85	484,85	1,000
	A (Lbs)	485,28	485,52	1,000
	W (Lbs)	487,27	490,19	0,994
	S (Lbs)	0,64	1,27	
	Eb	3650	4150	
72 D	B (Lbs)	389,33	389,33	1,000
	A (Lbs)	390,43	395,63	0,987
	W (Lbs)	393,01	415,11	0,947
	S (Lbs)	1,18	7,23	
	Eb	8850	12050	
72 UD	B (Lbs)	329,20	349,84	0,941
	A (Lbs)	405,18	501,55	0,808
	W (Lbs)	527,95	875,00	0,603
	S (Lbs)	55,03	122,83	
	Eb	36250	43550	
117 D	B (kg)	6946,29	7325,29	0,948
	A (kg)	7821,51	9292,41	0,842
	W (kg)	8611,58	14391,92	0,598
	S (kg)	479,81	2016,58	
	Eb	36450	34050	
200 C	B (Lbs)	25692,93	25856,87	0,994
	A (Lbs)	27051,03	28472,93	0,950
	W (Lbs)	30678,05	43886,85	0,699
	S (Lbs)	1175,04	3782,88	
	Eb	31650	32850	

(b)

Şekil 6.6. CARDS algoritması ile iyileşme tanımlarının kafes sistem analizleri: a) case 1, b) case 2.

Cards hipersezgisel algoritmasının kendisini oluşuran metasezgisel optimizasyon algoritmalarına göre elde ettiği başarıyı görebilmek için JA_2, SOS_2, TLBO optimizasyon algoritmaları ile söz konusu kafes sistemler analiz edilmiştir. Elde edilen veriler case 1 durdurma kriteri için Şekil 6.7'de ve case 2 durdurma kriteri için Şekil 6.8'de verilmiştir. Buradaki tanımlamalar Şekil 6.6 için verilen tanımlamalar ile aynıdır bunlara ek olarak $C1/O_B$ ve $C1/O_W$ sütunları eklenmiştir. $C1/O_B$ cards hipersezgiselinin JA_2, SOS_2, TLBO tarafından bulunan en iyi çözüme oranı, $C1/O_W$ ise en kötü çözüme oranıdır. Şekil 6.7 ve

Şekil 6.8'de sarı renkler ile işaretlenmiş kısımlar en iyi değerleri, gri renk ile işaretlenmiş kısımlar ise elde edilen en kötü değerleri ifade etmektedir.

		$Cards_1$	JA_2	SOS_2	TLBO	C_1/O_B	C_1/O_W
10 C	**B (Lbs)**	5061,66	5063,22	5061,83	5061,43	1,000	1,000
	A (Lbs)	5067,62	5069,47	5065,35	5064,34	1,001	1,000
	W (Lbs)	5088,07	5080,54	5076,88	5086,57	1,002	1,000
	S (Lbs)	8,08	6,66	3,75	4,56		
10 D	**B (Lbs)**	5490,74	5490,74	5490,74	5490,74	1,000	1,000
	A (Lbs)	5525,30	5534,02	5501,37	5521,26	1,004	0,998
	W (Lbs)	6187,92	6262,57	5581,11	5637,80	1,109	0,988
	S (Lbs)	126,67	163,98	19,15	30,98		
25 C	**B (Lbs)**	545,21	545,28	545,18	545,21	1,000	1,000
	A (Lbs)	545,36	545,47	545,29	545,35	1,000	1,000
	W (Lbs)	545,61	545,98	545,46	545,61	1,000	0,999
	S (Lbs)	0,12	0,17	0,07	0,12		
25 D	**B (Lbs)**	484,85	484,85	484,85	484,85	1,000	1,000
	A (Lbs)	484,91	484,92	485,14	485,09	1,000	1,000
	W (Lbs)	485,77	485,91	488,98	489,51	1,000	0,992
	S (Lbs)	0,19	0,27	0,79	0,86		
72 D	**B (Lbs)**	389,33	389,33	389,33	389,87	1,000	0,999
	A (Lbs)	389,66	389,70	390,41	401,77	1,000	0,970
	W (Lbs)	392,42	391,65	400,37	442,55	1,002	0,887
	S (Lbs)	0,68	0,49	2,22	13,55		
72 UD	**B (Lbs)**	324,94	338,59	363,67	442,60	0,960	0,734
	A (Lbs)	389,76	370,40	417,47	606,46	1,052	0,643
	W (Lbs)	501,64	433,81	490,01	806,27	1,156	0,622
	S (Lbs)	45,29	22,21	28,56	107,26		
117 D	**B (kg)**	3103,41	3141,81	3189,79	4655,69	0,988	0,667
	A (kg)	3432,75	3290,69	3503,90	5438,34	1,043	0,631
	W (kg)	3791,14	3539,71	3764,45	6522,98	1,071	0,581
	S (kg)	192,86	97,01	133,28	584,83		
200 C	**B (Lbs)**	25579,26	25779,80	25626,10	26142,20	0,998	0,978
	A (Lbs)	26565,72	26589,93	26506,78	27408,58	1,002	0,969
	W (Lbs)	28723,22	30080,65	28500,61	32078,13	1,008	0,895
	S (Lbs)	748,75	824,84	683,09	1197,77		

Şekil 6.7. Case 1 yapısı için kafes sistem test problemlerinin sonuçları

Şekil 6.7'de görülüğü gibi düşük tasarım değişkeni sayısına sahip test problemlerinde algoritmaların elde ettiği sonuçlar genel olarak aynı olmaktadır. Tasarım değişkeni sayısı arttıkça problemin karmaşıklığı artmakta sistemin ağırlığı farklı değerler alabilmektedir. Bu problemlerde Cards algoritması diğer algoritmalara göre üstünlüğünü göstermiştir. Çoğu problemde Cards algoritmasının diğer optimizasyon algoritmalarına göre elde ettiği standart sapma değerinin daha düşük olduğu görülmektedir.

		Cards$_1$	JA$_2$	SOS$_2$	TLBO	C_1/O_B	C_1/O_W
10 C	B (Lbs)	5062,56	5066,47	5063,21	5062,85	1,000	0,999
	A (Lbs)	5075,38	5084,81	5074,60	5070,25	1,001	0,998
	W (Lbs)	5107,78	5106,65	5102,18	5089,97	1,004	1,000
	S (Lbs)	10,52	10,16	9,29	7,10		
	Eb	8050	9700	11050	8550	0,942	0,830
10 D	B (Lbs)	5490,74	5490,74	5490,74	5490,74	1,000	1,000
	A (Lbs)	5530,71	5548,12	5521,65	5527,49	1,002	0,997
	W (Lbs)	6209,44	6297,76	5667,18	5645,18	1,100	0,986
	S (Lbs)	130,46	169,65	36,22	36,98		
	Eb	5850	3600	5850	9050	1,625	0,646
25 C	B (Lbs)	545,33	545,71	545,42	545,49	1,000	0,999
	A (Lbs)	546,06	547,57	545,93	546,12	1,000	0,997
	W (Lbs)	547,12	572,69	546,61	547,95	1,001	0,955
	S (Lbs)	0,47	4,80	0,35	0,59		
	Eb	8450	7100	7250	9350	1,166	1,190
25 D	B (Lbs)	484,85	484,85	484,85	484,85	1,000	1,000
	A (Lbs)	485,28	485,27	486,72	486,00	1,000	0,997
	W (Lbs)	487,27	487,66	499,52	492,64	0,999	0,975
	S (Lbs)	0,64	0,70	2,84	1,93		
	Eb	3650	3450	5450	5350	1,058	0,670
72 D	B (Lbs)	389,33	389,33	389,33	390,28	1,000	0,998
	A (Lbs)	390,43	395,86	392,76	402,70	0,994	0,970
	W (Lbs)	393,01	423,58	405,59	443,26	0,969	0,887
	S (Lbs)	1,18	8,05	4,29	13,43		
	Eb	8850	11700	12250	11850	0,756	0,747
72 UD	B (Lbs)	329,20	350,55	364,79	453,73	0,939	0,726
	A (Lbs)	405,18	469,94	451,79	610,93	0,897	0,663
	W (Lbs)	527,95	802,05	572,22	806,62	0,923	0,655
	S (Lbs)	55,03	98,70	45,92	109,07		
	Eb	36250	46050	31250	36350	0,787	0,997
117 D	B (kg)	6946,29	7405,98	7310,17	10385,44	0,950	0,669
	A (kg)	7821,51	8549,86	8022,59	12085,52	0,975	0,647
	W (kg)	8611,58	11240,54	8685,39	14570,50	0,992	0,591
	S (kg)	479,81	1011,69	341,20	1293,24		
	Eb	36450	38450	22250	28450	1,638	1,281
200 C	B (Lbs)	25692,93	26672,89	25932,69	26284,31	0,991	0,963
	A (Lbs)	27051,03	31435,12	26765,43	27592,36	1,011	0,861
	W (Lbs)	30678,05	49373,94	28843,87	32258,72	1,064	0,621
	S (Lbs)	1175,04	4769,50	728,13	1231,68		
	Eb	31650	37900	41250	33550	0,767	0,835

Şekil 6.8. Case 2 için kafes sistem test problemlerinin sonuçları

Optimizasyon algoritmalarının ve Cards hipersezgisel algoritmasının performansını daha gerçekçi olarak gözlemleyebilmek için case 2 durdurma kriteri ile testler yapılmıştır. Yani 2000 analizde 0,001 gelişme göstermeyen popülasyonların analizi durdurulduğunda Cards algoritmasının gerçek başarısı ortaya çıkmaktadır. Şekil 6.8'deki veriler Cards hipersezgisel algoritması ile kendisini oluşturan algoritmalara göre daha düşük standart sapma, daha düşük analiz sayısı ile bütün problemlerde daha düşük ağırlıklar elde edildiğini göstermektedir.

7. SONUÇ VE ÖNERİLER

Literatürde geniş çaplı araştırma yapılarak kullanıcı tanımlı parametre içermeyen 5 farklı optimizasyon algoritması bulunmuştur. Bulunan optimizasyon algoritmalarının yapıları incelenerek performanslarını artırabilecek bazı geliştirmeler uygulanmıştır. Bu geliştirmeler ile 6 farklı geliştirilmiş optimizasyon algoritması elde edilmiştir. Cards hipersezgisel algoritmasında iyi bir performans elde edebilmek için çalışmada kullanılan beş farklı optimizasyon algoritması ve bu algoritmaların geliştirilmiş versiyonları ile toplamda 11 optimizasyon algoritması üzerinde çalışmalar yapılmıştır. Mevcut optimizasyon algoritmalarının performansları geniş çaplı olarak analiz edilmiştir. Optimizasyon algoritmalarının yerel ve global arama yeteneklerini geliştirmek için hareket operatörlerinde yapılan modifikasyonların algoritma üzerinde yaptığı etkiler incelenmiştir. CBO algoritmasının iterasyon bilgisi istediği ve optimizasyon yeteneğinin Cards algoritmasının işleyişine olumsuz etkiler yaptığı görülmüştür. Bu nedenlerle CBO algoritması Cards algoritmasında kullanılmamıştır. GWO algoritmasının iterasyon bilgisi istemektedir. GWO algoritmasının orijinal versiyonunun ve geliştirilmiş versiyonu olan GWO_2 algoritmasının performansları diğer algoritmalardan daha düşük görüldüğü için Cards algoritmasında kullanılmamıştır. Sonuç olarak Cards algoritması diğer algoritmalara göre daha iyi bireysel performans gösteren JA_2, SOS_2 ve TLBO algoritmalarından oluşturulmuştur. JA algoritmasının performansının düşük analiz sayılarından etkilendiği ve diğer algoritmalara göre daha düşük olduğu ancak yüksek analiz sayılarında oldukça fazla performans artışı gösterdiği görülmüştür. SOS algoritmasının bireysel performansının oldukça iyi olduğu görülmüştür. Bunlara rağmen Cards hipersezgisel algoritması hem matematiksel test problemlerinde hem de kafes sistem test problemlerinde kendisini oluşturan tüm optimizasyon algoritmalarına göre daha başarılı olduğu görülmüştür.

Literatürde bulunan metasezgisel optimizasyon algoritmaları ve tanıtılan hipersezgisel algoritma farklı zorluklardaki 120 adet matematiksel test fonksiyonu üzerinde önce 50.000 analiz sayısı ile ardından 150.000 analiz sayısı ile test edilmiştir. 50.000 analiz sonrasında 10 adet test probleminin, 150.000 analiz sonucunda 5 adet test fonksiyonunun hiçbir algoritma tarafından çözülemediği görülmüştür. Bu test problemleri 600.000 analiz yapılarak tekrar çözülmüştür. Söz konusu test problemleri 600.000 analiz yapıldığında da

çözülemediği görülmüştür. Tüm test fonksiyonları içerisinde 50.000 analiz için Cards algoritması gelişme tipi 1 yapısına göre 104 test probleminde, gelişme tipi 2 yapısına göre 105 test fonksiyonunda başarılı olmuştur. 150.000 analiz sayısında ise gelişme tipi 1 yapısına göre 106 adet, gelişme tipi 2 yapısına göre 109 adet matematiksel test fonksiyonunda başarılı olmuştur. 150.000 analiz yapıldığında herhangi bir metasezgisel optimizasyon algoritmasının başarılı olduğu test problemi sayısı 115 adet olarak elde edilmiştir. Bu duruma göre Cards algoritması çözülebilen problemlerin yaklaşık %95'inde optimum çözüme ulaşarak oldukça başarılı bir optimizasyon yeteneğine sahip olduğunu göstermiştir.

Case 1 ve case 2 olarak adlandırılan iki faklı durdurma kriterinde belirli sayıda analize izin verilmiştir. Yapılan çalışmalarda elde edilen deneyimler sonucunda case 1 yapısına göre yapılan test problemi analizlerinde optimizasyon algoritmalarının bir şekilde optimum çözüme ulaştığı görülmüştür. Ancak case 2 olarak adlandırdığımız durdurma kriteri yapısında ise 2000 analiz yapılmasına rağmen ‰1 oranında iyileşmenin elde edilemediği çözümler durdurulmuştur. Bu yöntem algoritmaların performanslarını karşılaştırmak için case 1 yöntemine göre daha iyi veriler sağlamıştır. Bu durumda Cards hipersezgisel algoritmasının özellikle kafes sistem test problemlerinde çok daha başarılı olduğu görülmüştür. JA_2, SOS_2 ve TLBO algoritmalarının bir araya gelerek oluşturdukları Cards hipersezgisel algoritmasının metasezgisel optimizasyon algoritmalarının bireysel arama yeteneklerinden daha iyi arama yeteneğine sahip olduğu görülmüştür. Elde edilen sonuçlara göre kafes sistemin tasarım değişkeni sayısı, problemin karmaşıklığı ve kısıtların artmasıyla Cards algoritması kendisini oluşturan metasezgisel optimizasyon algoritmalarına göre daha iyi sonuçlar elde etmektedir. Çoğu kafes sistem probleminde Cards algoritması en iyi çözümü elde etmiştir. Elde edilen en iyi çözümlerin standart sapma değerlerinin düşük olması algoritmanın stabil olarak çalıştığını göstermektedir. Cards algoritması ile daha geniş bir problem alanında etkili olabilecek, kullanıcı için parametre ayarlaması gerektirmeyen başarılı bir hipersezgisel algoritma oluşturulmuştur. Ayrıca hipersezgisel algoritmanın iyileşme yeteneğini belirleyen gelişme tipi 1 ve gelişme tipi 2 yapıları incelenmiştir. Popülasyondaki uygunluk değerlerinin ortalamalarının iyileşmesini esas alarak ilerleyen gelişme tipi 2 yöntemi matematiksel test problemlerinde daha iyi bir başarı göstermiştir. Ancak en iyi aday çözümün uygunluk değerinin iyileşmesini temel alan gelişme tipi 1 yöntemi ise kısıtların daha çok olduğu kafes sistem test problemlerinde daha iyi başarı göstermiştir.

Yapılan çalışma sonucunda tanıtılan Cards algoritması ile problemin çözümünde optimizasyon algoritmasının başarısız olduğu iterasyon sayısı azaltılmış, arama uzayı farklı arama stratejileri ile daha iyi araştırılmış ve optimum sonuca ulaşma hızının iyileştiği görülmüştür.

Tez çalışmasında yapılan çalışmalar ve elde edilen deneyimler, 21-23 Mayıs 2021 tarihleri arasında gerçekleştirilen 1st International Conference on International Conference on Interdisciplinary Applications of Artificial Intelligence (ICIDAAI) konferasında "On the Road to Development of a Hyperheuristic: Experiments on a Size Optimization Problem" bildirisi ile tanıtılmıştır (Aytekin ve Özbaşaran, 2021).

KAYNAKLAR DİZİNİ

Abedinpourshotorban, H., Mariyam Shamsuddin, S., Beheshti, Z., Jawawi, D. N. A., 2016, Electromagnetic field optimization: A physics-inspired metaheuristic optimization algorithm. Swarm and Evolutionary Computation, 26, 8–22. https://doi.org/10.1016/j.swevo.2015.07.002

Ahrari, A., Atai, A. A., 2010, Grenade Explosion Method—A novel tool for optimization of multimodal functions. Applied Soft Computing, 10(4), 1132–1140. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2009.11.032

Alomoush, W., Omar, K., Alrosan, A., Alomari, Y. M., Albashish, D., Almomani, A., 2020, Firefly photinus search algorithm. Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences, 32(5), 599–607. https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2018.06.010

Arora, S., Singh, S., 2019, Butterfly optimization algorithm: a novel approach for global optimization. Soft Computing, 23(3), 715–734. https://doi.org/10.1007/s00500-018-3102-4

Askarzadeh, A., 2014, Bird mating optimizer: An optimization algorithm inspired by bird mating strategies. Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation, 19(4), 1213–1228. https://doi.org/10.1016/j.cnsns.2013.08.027

Askarzadeh, A., 2016, A novel metaheuristic method for solving constrained engineering optimization problems: Crow search algorithm. Computers & Structures, 169, 1–12. https://doi.org/10.1016/j.compstruc.2016.03.001

Atashpaz-Gargari, E., Lucas, C., 2007, Imperialist competitive algorithm: An algorithm for optimization inspired by imperialistic competition. 2007 IEEE Congress on Evolutionary Computation, 4661–4667. https://doi.org/10.1109/CEC.2007.4425083

Aytekin, H.İ., Özbaşaran H., 2021, On the Road to Development of a Hyperheuristic: Experiments on a Size Optimization Problem, 1st International Conference on International Conference on Interdisciplinary Applications of Artificial Intelligence (ICIDAAI)

Bansal, J. C., Sharma, H., Jadon, S. S., Clerc, M., 2014, Spider Monkey Optimization algorithm for numerical optimization. Memetic Computing, 6(1), 31–47. https://doi.org/10.1007/s12293-013-0128-0

Bastos Filho, C. J. A., de Lima Neto, F. B., Lins, A. J. C. C., Nascimento, A. I. S., Lima, M. P., 2008, A novel search algorithm based on fish school behavior. 2008 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, 2646–2651. https://doi.org/10.1109/ICSMC.2008.4811695

Baykasoğlu, A., Akpinar, Ş., 2017, Weighted Superposition Attraction (WSA): A swarm intelligence algorithm for optimization problems – Part 1: Unconstrained optimization. Applied Soft Computing, 56, 520–540. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2015.10.036

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

Cheng, M.-Y., Prayogo, D., 2014, Symbiotic Organisms Search: A new metaheuristic optimization algorithm. Computers & Structures, 139, 98–112. https://doi.org/10.1016/j.compstruc.2014.03.007

Cheraghalipour, A., Hajiaghaei-Keshteli, M., Paydar, M. M., 2018, Tree Growth Algorithm (TGA): A novel approach for solving optimization problems. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 72(January 2017), 393–414. https://doi.org/10.1016/j.engappai.2018.04.021

Chu, S.-C., Tsai, P., Pan, J.-S., 2006, Cat Swarm Optimization (pp. 854–858). https://doi.org/10.1007/978-3-540-36668-3_94

Civicioglu, P., 2013, Backtracking Search Optimization Algorithm for numerical optimization problems. Applied Mathematics and Computation, 219(15), 8121–8144. https://doi.org/10.1016/j.amc.2013.02.017

Cuevas, E., Cienfuegos, M., Zaldívar, D., Pérez-Cisneros, M., 2013, A swarm optimization algorithm inspired in the behavior of the social-spider. Expert Systems with Applications, 40(16), 6374–6384. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2013.05.041

Cuevas, E., Echavarría, A., Ramírez-Ortegón, M. A., 2014, An optimization algorithm inspired by the States of Matter that improves the balance between exploration and exploitation. Applied Intelligence, 40(2), 256–272. https://doi.org/10.1007/s10489-013-0458-0

Dhiman, G., Kaur, A., 2019, STOA: A bio-inspired based optimization algorithm for industrial engineering problems. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 82(June 2018), 148–174. https://doi.org/10.1016/j.engappai.2019.03.021

Dhiman, G., Kumar, V., 2017, Spotted hyena optimizer: A novel bio-inspired based metaheuristic technique for engineering applications. Advances in Engineering Software, 114, 48–70. https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2017.05.014

Dhiman, G., Kumar, V., 2018, Emperor penguin optimizer: A bio-inspired algorithm for engineering problems. Knowledge-Based Systems, 159, 20–50. https://doi.org/10.1016/j.knosys.2018.06.001

Dorigo, M., Birattari, M., Stutzle, T., 2006, Ant colony optimization. IEEE Computational Intelligence Magazine, 1(4), 28–39. https://doi.org/10.1109/MCI.2006.329691

Ebrahimi, A., Khamehchi, E., 2016, Sperm whale algorithm: An effective metaheuristic algorithm for production optimization problems. Journal of Natural Gas Science and Engineering, 29, 211–222. https://doi.org/10.1016/j.jngse.2016.01.001

Erlich, I., Venayagamoorthy, G. K., Worawat, N., 2010, A Mean-Variance Optimization algorithm. IEEE Congress on Evolutionary Computation, February, 1–6. https://doi.org/10.1109/CEC.2010.5586027

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

Eskandar, H., Sadollah, A., Bahreininejad, A., Hamdi, M., 2012, Water cycle algorithm - A novel metaheuristic optimization method for solving constrained engineering optimization problems. Computers and Structures, 110–111, 151–166. https://doi.org/10.1016/j.compstruc.2012.07.010

Etminaniesfahani, A., Ghanbarzadeh, A., Marashi, Z., 2018, Fibonacci indicator algorithm: A novel tool for complex optimization problems. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 74(April), 1–9. https://doi.org/10.1016/j.engappai.2018.04.012

Fausto, F., Cuevas, E., Valdivia, A., González, A., 2017, A global optimization algorithm inspired in the behavior of selfish herds. Biosystems, 160, 39–55. https://doi.org/10.1016/j.biosystems.2017.07.010

Gandomi, Amir H., 2014, Interior search algorithm (ISA): A novel approach for global optimization. ISA Transactions, 53(4), 1168–1183. https://doi.org/10.1016/j.isatra.2014.03.018

Gandomi, Amir Hossein, Alavi, A. H., 2012, Krill herd: A new bio-inspired optimization algorithm. Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation, 17(12), 4831–4845. https://doi.org/10.1016/j.cnsns.2012.05.010

Gandomi, Amir Hossein, Talatahari, S., Yang, X.-S., Deb, S., 2013, Design optimization of truss structures using cuckoo search algorithm. The Structural Design of Tall and Special Buildings, 22(17), 1330–1349. https://doi.org/10.1002/tal.1033

Gonçalves, M. S., Lopez, R. H., Miguel, L. F. F., 2015, Search group algorithm: A new metaheuristic method for the optimization of truss structures. Computers and Structures, 153, 165–184. https://doi.org/10.1016/j.compstruc.2015.03.003

Hasançebi, O., Azad, S. K., 2015, Adaptive dimensional search: A new metaheuristic algorithm for discrete truss sizing optimization. Computers & Structures, 154, 1–16. https://doi.org/10.1016/j.compstruc.2015.03.014

Hatamlou, A., 2014, Heart: a novel optimization algorithm for cluster analysis. Progress in Artificial Intelligence, 2(2–3), 167–173. https://doi.org/10.1007/s13748-014-0046-5

Havens, T. C., Spain, C. J., Salmon, N. G., Keller, J. M., 2008, Roach Infestation Optimization. 2008 IEEE Swarm Intelligence Symposium, 1–7. https://doi.org/10.1109/SIS.2008.4668317

Heidari, A. A., Mirjalili, S., Faris, H., Aljarah, I., Mafarja, M., Chen, H., 2019, Harris hawks optimization: Algorithm and applications. Future Generation Computer Systems, 97, 849–872. https://doi.org/10.1016/j.future.2019.02.028

Holland, J. H., 1984, Genetic Algorithms and Adaptation. In Adaptive Control of Ill-Defined Systems (Vol. 16, pp. 317–333). Springer US. https://doi.org/10.1007/978-1-4684-8941-5_21

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

Ismaeel, A. A. K., Elshaarawy, I. A., Houssein, E. H., Ismail, F. H., & Hassanien, A. E., 2019. Enhanced Elephant Herding Optimization for Global Optimization. IEEE Access, 7, 34738–34752. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2904679

Ismail, F. H., Houssein, E. H., Hassanien, A. E., 2019. Chaotic Bird Swarm Optimization Algorithm (Vol. 533, pp. 294–303). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-99010-1_27

Jaddi, N. S., Alvankarian, J., Abdullah, S., 2017, Kidney-inspired algorithm for optimization problems. Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation, 42, 358–369. https://doi.org/10.1016/j.cnsns.2016.06.006

Jahani, E., Chizari, M., 2018, Tackling global optimization problems with a novel algorithm – Mouth Brooding Fish algorithm. Applied Soft Computing, 62, 987–1002. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2017.09.035

Jain, M., Maurya, S., Rani, A., Singh, V., 2018, Owl search algorithm: A novel nature-inspired heuristic paradigm for global optimization. Journal of Intelligent and Fuzzy Systems, 34(3), 1573–1582. https://doi.org/10.3233/JIFS-169452

Jain, M., Singh, V., Rani, A., 2019, A novel nature-inspired algorithm for optimization: Squirrel search algorithm. Swarm and Evolutionary Computation, 44(November 2017), 148–175. https://doi.org/10.1016/j.swevo.2018.02.013

Javidy, B., Hatamlou, A., Mirjalili, S., 2015, Ions motion algorithm for solving optimization problems. Applied Soft Computing, 32, 72–79. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2015.03.035

Kallioras, N. A., Lagaros, N. D., Avtzis, D. N., 2018, Pity beetle algorithm – A new metaheuristic inspired by the behavior of bark beetles. Advances in Engineering Software, 121(May 2017), 147–166. https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2018.04.007

Karaboga, D., Basturk, B., 2007, A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: artificial bee colony (ABC) algorithm. Journal of Global Optimization, 39(3), 459–471. https://doi.org/10.1007/s10898-007-9149-x

Kashan, A. H., 2009, League Championship Algorithm: A New Algorithm for Numerical Function Optimization. 2009 International Conference of Soft Computing and Pattern Recognition, 43–48. https://doi.org/10.1109/SoCPaR.2009.21

Kaur, A., Jain, S., Goel, S., 2020, Sandpiper optimization algorithm: a novel approach for solving real-life engineering problems. Applied Intelligence, 50(2), 582–619. https://doi.org/10.1007/s10489-019-01507-3

Kaur, G., Arora, S., 2018, Chaotic whale optimization algorithm. Journal of Computational Design and Engineering, 5(3), 275–284. https://doi.org/10.1016/j.jcde.2017.12.006

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

Kaveh, A., Farhoudi, N., 2013, A new optimization method: Dolphin echolocation. Advances in Engineering Software, 59, 53–70. https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2013.03.004

Kaveh, A., Mahdavi, V. R., 2014, Colliding bodies optimization: A novel meta-heuristic method. Computers & Structures, 139, 18–27. https://doi.org/10.1016/j.compstruc.2014.04.005

Kaveh, A., Motie Share, M. A., Moslehi, M., 2013, Magnetic charged system search: A new meta-heuristic algorithm for optimization. Acta Mechanica, 224(1), 85–107. https://doi.org/10.1007/s00707-012-0745-6

Kaveh, A., Talatahari, S., 2010, A novel heuristic optimization method: Charged system search. Acta Mechanica, 213(3–4), 267–289. https://doi.org/10.1007/s00707-009-0270-4

Kaveh, Ali, Kooshkebaghi, M., 2019, Artificial Coronary Circulation System; A new bio-inspired metaheuristic algorithm. Scientia Iranica, 26(5 A), 0–0. https://doi.org/10.24200/sci.2019.21366

Kazemzadeh Azad, S., 2017. Enhanced hybrid metaheuristic algorithms for optimal sizing of steel truss structures with numerous discrete variables. Structural and Multidisciplinary Optimization, 55(6), 2159–2180. https://doi.org/10.1007/s00158-016-1634-8

Kennedy, J., Eberhart, R., 1995, Particle swarm optimization. Proceedings of ICNN'95 - International Conference on Neural Networks, 4, 1942–1948. 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

Kirkpatrick, S., Gelatt, C. D., Vecchi, M. P., 1983, Optimization by Simulated Annealing. Science, 220(4598), 671–680. https://doi.org/10.1126/science.220.4598.671

Kumar, M., Kulkarni, A. J., Satapathy, S. C., 2018, Socio evolution & learning optimization algorithm: A socio-inspired optimization methodology. Future Generation Computer Systems, 81, 252–272. https://doi.org/10.1016/j.future.2017.10.052

Kumar, S., Nayyar, A., Kumari, R., 2019, Arrhenius Artificial Bee Colony Algorithm. In International Conference on Innovative Computing and Communications. Lecture Notes in Networks and Systems, (Issue November 2018, pp. 187–195). Springer Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-13-2354-6_21

Kuo, R. J., Zulvia, F. E., 2015, The gradient evolution algorithm: A new metaheuristic. Information Sciences, 316(April), 246–265. https://doi.org/10.1016/j.ins.2015.04.031

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

Lam, A. Y. S., Li, V. O. K., 2010, Chemical-reaction-inspired metaheuristic for optimization. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 14(3), 381–399. https://doi.org/10.1109/TEVC.2009.2033580

Li, M. D., Zhao, H., Weng, X. W., Han, T., 2016, A novel nature-inspired algorithm for optimization: Virus colony search. Advances in Engineering Software, 92, 65–88. https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2015.11.004

Li, M., Zhao, H., Weng, X., Han, T., 2016, Cognitive behavior optimization algorithm for solving optimization problems. Applied Soft Computing, 39, 199–222. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2015.11.015

Mahmoodabadi, M. J., Rasekh, M., Zohari, T., 2018, TGA: Team game algorithm. Future Computing and Informatics Journal, 3(2), 191–199. https://doi.org/10.1016/j.fcij.2018.03.002

Mehrabian, A. R., Lucas, C., 2006, A novel numerical optimization algorithm inspired from weed colonization. Ecological Informatics, 1(4), 355–366. https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2006.07.003

Meng, X.-B., Gao, X. Z., Lu, L., Liu, Y., Zhang, H., 2016, A new bio-inspired optimisation algorithm: Bird Swarm Algorithm. Journal of Experimental & Theoretical Artificial Intelligence, 28(4), 673–687. https://doi.org/10.1080/0952813X.2015.1042530

Meng, X., Liu, Y., Gao, X., Zhang, H., 2014, A New Bio-inspired Algorithm: Chicken Swarm Optimization. In Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics) (Vol. 8794, pp. 86–94). https://doi.org/10.1007/978-3-319-11857-4_10

Mirjalili, S., 2015, Moth-flame optimization algorithm: A novel nature-inspired heuristic paradigm. Knowledge-Based Systems, 89(July), 228–249. https://doi.org/10.1016/j.knosys.2015.07.006

Mirjalili, S., 2016a, SCA: A Sine Cosine Algorithm for solving optimization problems. Knowledge-Based Systems, 96, 120–133. https://doi.org/10.1016/j.knosys.2015.12.022

Mirjalili, S., 2016b, Dragonfly algorithm: a new meta-heuristic optimization technique for solving single-objective, discrete, and multi-objective problems. Neural Computing and Applications, 27(4), 1053–1073. https://doi.org/10.1007/s00521-015-1920-1

Mirjalili, S., Gandomi, A. H., Mirjalili, S. Z., Saremi, S., Faris, H., Mirjalili, S. M., 2017, Salp Swarm Algorithm: A bio-inspired optimizer for engineering design problems. Advances in Engineering Software, 114, 163–191. https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2017.07.002

Mirjalili, S., Lewis, A., 2016, The Whale Optimization Algorithm. Advances in Engineering Software, 95, 51–67. https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2016.01.008

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

Mirjalili, S., Mirjalili, S. M., Hatamlou, A., 2016, Multi-Verse Optimizer: a nature-inspired algorithm for global optimization. Neural Computing and Applications, 27(2), 495–513. https://doi.org/10.1007/s00521-015-1870-7

Mirjalili, S., Mirjalili, S. M., Lewis, A., 2014, Grey Wolf Optimizer. Advances in Engineering Software, 69, 46–61. https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2013.12.007

Moein, S., Logeswaran, R., 2014, KGMO: A swarm optimization algorithm based on the kinetic energy of gas molecules. Information Sciences, 275, 127–144. https://doi.org/10.1016/j.ins.2014.02.026

Moghdani, R., Salimifard, K., 2018, Volleyball Premier League Algorithm. Applied Soft Computing, 64, 161–185. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2017.11.043

Mousavirad, S. J., Ebrahimpour-Komleh, H., 2017, Human mental search: a new population-based metaheuristic optimization algorithm. Applied Intelligence, 47(3), 850–887. https://doi.org/10.1007/s10489-017-0903-6

Ozbasaran, H., 2017, solveTruss v1.0: Static, global buckling and frequency analysis of 2D and 3D trusses with Mathematica. SoftwareX, 6, 135–140. https://doi.org/10.1016/j.softx.2017.05.004

Ozbasaran, H., Eryilmaz Yildirim, M., 2020, Truss-sizing optimization attempts with CSA: a detailed evaluation. Soft Computing, 24(22), 16775–16801. https://doi.org/10.1007/s00500-020-04972-y

Pan, W. T., 2012, A new Fruit Fly Optimization Algorithm: Taking the financial distress model as an example. Knowledge-Based Systems, 26, 69–74. https://doi.org/10.1016/j.knosys.2011.07.001

Passino, K. M., 2002, Biomimicry of bacterial foraging for distributed optimization and control. IEEE Control Systems, 22(3), 52–67. https://doi.org/10.1109/MCS.2002.1004010

Patel, V. K., Savsani, V. J., 2015, Heat transfer search (HTS): a novel optimization algorithm. Information Sciences, 324, 217–246. https://doi.org/10.1016/j.ins.2015.06.044

Punnathanam, V., Kotecha, P., 2016, Yin-Yang-pair Optimization: A novel lightweight optimization algorithm. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 54, 62–79. https://doi.org/10.1016/j.engappai.2016.04.004

Qi, X., Zhu, Y., Zhang, H., 2017, A new meta-heuristic butterfly-inspired algorithm. Journal of Computational Science, 23, 226–239. https://doi.org/10.1016/j.jocs.2017.06.003

Rajabioun, R., 2011, Cuckoo optimization algorithm. Applied Soft Computing Journal, 11(8), 5508–5518. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2011.05.008

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

Rao, R. V., Savsani, V. J., Vakharia, D. P., 2011, Teaching–learning-based optimization: A novel method for constrained mechanical design optimization problems. Computer-Aided Design, 43(3), 303–315. https://doi.org/10.1016/j.cad.2010.12.015

Rashedi, E., Nezamabadi-pour, H., Saryazdi, S., 2009, GSA: A Gravitational Search Algorithm. Information Sciences, 179(13), 2232–2248. https://doi.org/10.1016/j.ins.2009.03.004

Sadollah, A., Bahreininejad, A., Eskandar, H., Hamdi, M., 2013, Mine blast algorithm: A new population based algorithm for solving constrained engineering optimization problems. Applied Soft Computing Journal, 13(5), 2592–2612. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2012.11.026

Samareh Moosavi, S. H., Bardsiri, V. K., 2019, Poor and rich optimization algorithm: A new human-based and multi populations algorithm. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 86(November 2018), 165–181. https://doi.org/10.1016/j.engappai.2019.08.025

Samareh Moosavi, S. H., Khatibi Bardsiri, V., 2017, Satin bowerbird optimizer: A new optimization algorithm to optimize ANFIS for software development effort estimation. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 60(May 2016), 1–15. https://doi.org/10.1016/j.engappai.2017.01.006

Saremi, S., Mirjalili, S., Lewis, A., 2017, Grasshopper Optimisation Algorithm: Theory and application. Advances in Engineering Software, 105, 30–47. https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2017.01.004

Sayed, G. I., Darwish, A., Hassanien, A. E., 2018, Chaotic crow search algorithm for engineering and constrained problems. Proceedings of ICCES 2017 12th International Conference on Computer Engineering and Systems, 2018-Janua, 676–681. https://doi.org/10.1109/ICCES.2017.8275390

Shabani, A., Asgarian, B., Gharebaghi, S. A., Salido, M. A., Giret, A., 2019, A New Optimization Algorithm Based on Search and Rescue Operations. Mathematical Problems in Engineering, 2019, 1–23. https://doi.org/10.1155/2019/2482543

Shadravan, S., Naji, H. R., Bardsiri, V. K., 2019, The Sailfish Optimizer: A novel nature-inspired metaheuristic algorithm for solving constrained engineering optimization problems. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 80(January), 20–34. https://doi.org/10.1016/j.engappai.2019.01.001

Sharafi, Y., Khanesar, M. A., Teshnehlab, M., 2016, COOA: Competitive optimization algorithm. Swarm and Evolutionary Computation, 30, 39–63. https://doi.org/10.1016/j.swevo.2016.04.002

Shareef, H., Ibrahim, A. A., Mutlag, A. H., 2015, Lightning search algorithm. Applied Soft Computing, 36, 315–333. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2015.07.028

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

Simon, D., 2008, Biogeography-Based Optimization. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 12(6), 702–713. https://doi.org/10.1109/TEVC.2008.919004

Sonmez, M., 2011, Discrete optimum design of truss structures using artificial bee colony algorithm. Structural and Multidisciplinary Optimization, 43(1), 85–97. https://doi.org/10.1007/s00158-010-0551-5

Sun, Y., Wang, X., Chen, Y., Liu, Z., 2018, A modified whale optimization algorithm for large-scale global optimization problems. Expert Systems with Applications, 114, 563–577. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2018.08.027

Tabari, A., Ahmad, A., 2017, A new optimization method: Electro-Search algorithm. Computers & Chemical Engineering, 103, 1–11. https://doi.org/10.1016/j.compchemeng.2017.01.046

Tan, Y., Zhu, Y., 2010, Fireworks algorithm for optimization. In Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics): Vol. 6145 LNCS (Issue PART 1, pp. 355–364). https://doi.org/10.1007/978-3-642-13495-1_44

Tang, D., Dong, S., Jiang, Y., Li, H., Huang, Y., 2015, ITGO: Invasive tumor growth optimization algorithm. Applied Soft Computing, 36, 670–698. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2015.07.045

Tilahun, S. L., Ong, H. C., 2015, Prey-Predator Algorithm: A New Metaheuristic Algorithm for Optimization Problems. International Journal of Information Technology & Decision Making, 14(06), 1331–1352. https://doi.org/10.1142/S021962201450031X

Uymaz, S. A., Tezel, G., Yel, E., 2015, Artificial algae algorithm (AAA) for nonlinear global optimization. Applied Soft Computing, 31, 153–171. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2015.03.003

Venkata Rao, R., 2016, Jaya: A simple and new optimization algorithm for solving constrained and unconstrained optimization problems. International Journal of Industrial Engineering Computations, 7(1), 19–34. https://doi.org/10.5267/j.ijiec.2015.8.004

Wang, B., Jin, X., Cheng, B., 2012, Lion pride optimizer: An optimization algorithm inspired by lion pride behavior. Science China Information Sciences, 55(10), 2369–2389. https://doi.org/10.1007/s11432-012-4548-0

Wang, G.-G., Deb, S., Coelho, L. D. S., 2015, Elephant Herding Optimization. 2015 3rd International Symposium on Computational and Business Intelligence (ISCBI), 1–5. https://doi.org/10.1109/ISCBI.2015.8

Wang, G.-G., Deb, S., Cui, Z., 2019, Monarch butterfly optimization. Neural Computing and Applications, 31(7), 1995–2014. https://doi.org/10.1007/s00521-015-1923-y

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

Wang, G. G., Deb, S., Coelho, L. D. S., 2015, Earthworm optimization algorithm: a bio-inspired metaheuristic algorithm for global optimization problems. International Journal of Bio-Inspired Computation, 1(1), 1. https://doi.org/10.1504/IJBIC.2015.10004283

Xiang, W. li, Li, Y. zhen, Meng, X. lei, Zhang, C. min, An, M. qing., 2017, A grey artificial bee colony algorithm. Applied Soft Computing Journal, 60, 1–17. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2017.06.015

Yang, F. C., Wang, Y. P., 2007, Water flow-like algorithm for object grouping problems. Journal of the Chinese Institute of Industrial Engineers, 24(6), 475–488. https://doi.org/10.1080/10170660709509062

Yang, X.-S., 2009, Firefly Algorithms for Multimodal Optimization. In Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics): Vol. 5792 LNCS (pp. 169–178). https://doi.org/10.1007/978-3-642-04944-6_14

Yang, X.-S., 2010, A New Metaheuristic Bat-Inspired Algorithm. In Studies in Computational Intelligence (Vol. 284, pp. 65–74). https://doi.org/10.1007/978-3-642-12538-6_6

Yang, X.-S., 2012, Flower Pollination Algorithm for Global Optimization. In Journal of Supercomputing (Vol. 75, Issue 8, pp. 240–249). https://doi.org/10.1007/978-3-642-32894-7_27

Yang, X. S., Deb, S. 2009, Cuckoo search via Lévy flights. 2009 World Congress on Nature and Biologically Inspired Computing, NABIC 2009 - Proceedings, 210–214. https://doi.org/10.1109/NABIC.2009.5393690

Yazdani, M., Jolai, F., 2016, Lion Optimization Algorithm (LOA): A nature-inspired metaheuristic algorithm. Journal of Computational Design and Engineering, 3(1), 24–36. https://doi.org/10.1016/j.jcde.2015.06.003

Zhao, W., Wang, L., Zhang, Z., 2019, Atom search optimization and its application to solve a hydrogeologic parameter estimation problem. Knowledge-Based Systems, 163, 283–304. https://doi.org/10.1016/j.knosys.2018.08.030

Zheng, Y.-J., 2015, Water wave optimization: A new nature-inspired metaheuristic. Computers & Operations Research, 55, 1–11. https://doi.org/10.1016/j.cor.2014.10.008

Zong Woo Geem, Joong Hoon Kim, Loganathan, G. V., 2001, A New Heuristic Optimization Algorithm: Harmony Search. SIMULATION, 76(2), 60–68. https://doi.org/10.1177/003754970107600201