

**T.C.
SÜLEYMAN DEMİREL ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**BALİNA OPTİMİZASYON ALGORİTMASI VE LEVENBERG-
MARQUARDT YÖNTEMİ İLE DOĞAL UÇLAŞMA VERİLERİNİN
TERS ÇÖZÜMÜ İÇİN ARDIŞIK MELEZ BİR YAKLAŞIM**

Fahriye Elif AKKAŞ

**Danışman
Doç. Dr. Çağlayan BALKAYA**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ
JEOFİZİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI
ISPARTA - 2020**



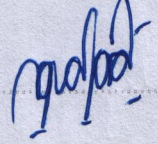
© 2020 [Fahriye Elif AKKAŞ]

TEZ ONAYI

Fahriye Elif AKKAŞ tarafından hazırlanan "**Balina Optimizasyon Algoritması ve Levenberg-Marquardt Yöntemi ile Doğal Uçlaşma Verilerinin Ters Çözümü İçin Ardışık Melez Bir Yaklaşım**" adlı tez çalışması aşağıdaki jüri üyeleri önünde Süleyman Demirel Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü **Jeofizik Mühendisliği Anabilim Dalı'nda YÜKSEK LİSANS TEZİ** olarak başarı ile savunulmuştur.

Danışman

Doç. Dr. Çağlayan BALKAYA
Süleyman Demirel Üniversitesi



Jüri Üyesi

Prof. Dr. M. Ali KAYA
Trakya Üniversitesi



Jüri Üyesi

Doç. Dr. Osman UYANIK
Süleyman Demirel Üniversitesi



Enstitü Müdürü

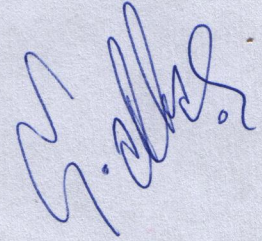
Doç. Dr. Şule Sultan UĞUR



TAAHHÜTNAME

Bu tezin akademik ve etik kurallara uygun olarak yazıldığını ve kullanılan tüm literatür bilgilerinin referans gösterilerek tezde yer aldığını beyan ederim.

Fahriye Elif AKKAŞ



İÇİNDEKİLER	i
ÖZET	iii
ABSTRACT	iv
ŞEKİLLER DİZİNİ	vi
ÇİZELGELER DİZİNİ	viii
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ	ix
1. GİRİŞ	1
2. KAYNAK ÖZETLERİ	4
3. DOĞAL UÇLAŞMA (DU) YÖNTEMİ	16
3.1. DU Yönteminin Esası	16
3.1.1. Elektrokinetik (Akma) Gerilimi	16
3.1.2. Elektrokimyasal Gerilim (Nernst ve Difüzyon Potansiyeli)	17
3.1.3. Termoelektrik Gerilim	17
3.1.4. Mineralizasyon Gerilim	17
3.3. DU Ölçü Alım Teknikleri	18
3.3.1. Yatay Kaydırma Ölçü Tekniği (Gradyent Dizilim)	18
3.3.2. Baza İndirgeme Ölçü Tekniği (Toplam Alan Dizilimi)	19
3.4. DU Belirtisinin Hesaplanması	19
4. JEOFİZİK UYGULAMALARINDA SAYISAL ÇÖZÜMLEME	21
4.1. Sayısal Çözümleme İşlemlerinde Matris	21
4.2. LU Ayrışım Yöntemi İle Alt ve Üst Üçgen Matris Hesaplama İşlemi	24
5. OPTİMİZASYON	27
5.1. Lokal Optimizasyon	28
5.1.1. Sonlu Farklar Yöntemi ile Yaklaşık Türev Hesaplama	28
5.1.2. Türev Tabanlı Lokal Optimizasyon Yöntemlerinde Ters Çözüm	31
5.1.3. Doğrusal Olmayan Problemlerin Ters Çözüm İşlemleri	34
5.1.4. Sönümlü En-küçük Kareler (Levenberg-Marquardt) Yöntemi	35
5.2. Global Optimizasyon	36
5.2.1. Sezgisel Algoritmalar	36
5.2.2. Metasezgisel Algoritmalar	37
5.2.3. Balina Optimizasyon Algoritması (BOA)	38

5.2.3.1. Av Arayışı	39
5.2.3.2. Avı Çevreleme Mekanizması.....	40
5.2.3.3. Kabarcık Ağı Avlanma Yöntemi (Bubble-net Hunting)	42
5.2.3.4. Laplace Çaprazlama Operatörü (<i>LX</i>).....	47
6. UYGULAMALAR	50
6.1. Kuramsal Anomaliler.....	50
6.1.1. Bir yapı içeren model	50
6.1.2. İki yapı içeren model	70
6.2. Arazi Anomalileri	73
6.2.1. Neem-Ka Thana Anomalisi.....	74
6.2.2. Bavyera Anomalisi.....	76
KAYNAKLAR	81
ÖZGEÇMİŞ.....	86

ÖZET

Yüksek Lisans Tezi

BALİNA OPTİMİZASYON ALGORİTMASI VE LEVENBERG-MARQUARDT YÖNTEMİ İLE DOĞAL UÇLAŞMA VERİLERİNİN TERS ÇÖZÜMÜ İÇİN ARDIŞIK MELEZ BİR YAKLAŞIM

Fahriye Elif AKKAŞ

Süleyman Demirel Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Jeofizik Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Doç. Dr. Çağlayan BALKAYA

Bu çalışma kapsamında, basit geometrili cisimlerin neden olduğu doğal uçuşma belirtilerinin yorumlanması için Balina Optimizasyon Algoritması (*BOA*) ve *Levenberg – Marquardt (LM)* yöntemlerinin ardışık kullanımını içeren bir melez ters çözüm yaklaşımı önerilmektedir. *BOA*, kambur balinaların kabarcık ağı avlanma stratejisinden esinlenen bir metasezgisel algoritmadır. *LM* algoritmasında, model parametre güncellemeleri, yinelemeli bir eşlenik türev algoritmasına dayanan bir düzey terslemesi ile elde edilmiştir. Model parametrelerine göre kısmi türevlerden oluşan Jacobian dizeyi, birinci dereceden merkezi sonlu farklar kullanılarak sayısal türev ile hesaplanmıştır. Elektrik dipol momenti, uçuşma açısı, derinlik, biçim faktörü ve belirtinin orijinini içeren model parametrelerini kestirmek için yapay bir veri kümesi ve alan veri kümesi kullanılmıştır.

Uygulamada, *BOA* 'nın kullanıcı tanımlı kontrol parametrelerinin çözüm üzerindeki etkileri detaylı olarak araştırılmıştır. Ayrıca, algoritmanın genel olarak keşif aşamasında yetersiz görülen performansı nedeniyle bir Laplace Çaprazlaması kullanan farklı bir versiyonu da (*LXBOA*) irdelenmiştir. Bu tez çalışması kapsamında gerçekleştirilen uygulamalar önerilen ardışık melez yaklaşımın (*BOA + LM*) etkinliğini göstermiştir. Elde edilen bulgular ışığında, bu yaklaşımın uygulamalı jeofiziğin diğer görece küçük boyutlu optimizasyon problemleri üzerinde de uygulanabileceği ve benzer olarak verimli sonuçların elde edilebileceği öngörülmüştür.

Anahtar Kelimeler: Balina Optimizasyon Algoritması, Levenberg-Marquardt, Melez Ters Çözüm, Doğal Uçuşma, Laplace Çaprazlama Operatörü

2020, 86 sayfa

ABSTRACT

M.Sc. Thesis

A SEQUENTIAL HYBRID APPROACH FOR INVERSION OF SELF-POTENTIAL DATA BY WHALE OPTIMIZATION ALGORITHM AND LEVENBERG-MARQUARDT METHOD

Fahriye Elif AKKAŞ

Süleyman Demirel University
Graduate School of Natural and Applied Sciences
Department of Geophysical Engineering

Supervisor: Assoc. Doç. Dr. Çağlayan BALKAYA

This study proposes a hybrid inversion scheme including the sequential use of whale optimization algorithm (*WOA*) and *Levenberg – Marquardt (LM)* methods for interpretation of self-potential anomalies caused by simple-geometry bodies. The *WOA* is a novel metaheuristic algorithm inspired by the bubble-net hunting strategy of humpback whales. In the *LM* algorithm, the model parameter updates were achieved by a matrix inversion based on an iterative conjugate gradient algorithm. The Jacobian matrix consisting of the partial derivatives with respect to the model parameters was calculated by a numerical differentiation via first-order central finite differences. A synthetic data set was used to estimate model parameters including the electric dipole moment, polarization angle, depth, shape factor and origin of the anomaly. Since quite satisfactory results were obtained by the sequential hybrid approach which exploits the advantages of *WOA* and *LM* to determine the global solution, the proposed scheme can be considered as an effective alternative tool for inverse geophysical problems.

In the application, the effects of user-defined control parameters of *WOA* on the solution have been investigated in detail. Besides, a different version of the algorithm that uses a Laplace Crossover (*LXWOA*) has been explored due to its poor performance in the exploration stage. The applications performed within the scope of this thesis study showed the effectiveness of the proposed sequential hybrid approach (*WOA + LM*). In light of the findings obtained, it is predicted that this approach can be applied to other relatively small-dimension optimization problems of applied geophysics and similarly efficient results can be obtained.

Keywords: Whale Optimization Algorithm, Levenberg-Marquardt, Hybrid Inversion, Self-potential, Laplace Crossover

2020, 86 pages

TEŞEKKÜR

Bu araştırma için beni yönlendiren, bilgi ve tecrübesi ile çalışmam boyunca yardımcı olan değerli danışman hocam Doç. Dr. Çağlayan BALKAYA'ya teşekkürlerimi sunarım. Çalışma sürecim boyunca her türlü yardımı ve desteğini esirgemeyen sevgili hocalarım Doç. Dr. Osman Uyanık ve Arş. Gör. Dr. Nevbahar SABBAĞ'a ayrıca teşekkürlerimi sunarım.

Araştırmalarım ve çalışmalarımı yürüttüğüm süreç boyunca maddi ve manevi desteğini üzerimden eksik etmeyen başta sevgili aileme ve arkadaşlarıma teşekkür ederim.

Türkiye Cumhuriyeti kurucusu, Türk kadınının toplumda hak ettiği yere gelmesi için önemli ve büyük reformlara imza atan ulu önderimiz M. Kemal ATATÜRK'ü saygıyla yâd eder, sonsuz minnet ve şükranlarımı sunmayı bir borç bilirim.

Bu tez çalışması Süleyman Demirel Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Yönetim Birimi Başkanlığı tarafından FYL-2019-6974 nolu proje kapsamında desteklenmiştir.

Fahriye Elif AKKAŞ
ISPARTA, 2020

ŞEKİLLER DİZİNİ

	Sayfa
Şekil 3.1.Yatay kaydırma ölçü tekniği.....	19
Şekil 3.2. Baza indirgeme ölçü tekniği.....	19
Şekil 5.1. Bir çözüm bölgesindeki lokal ve global minimum maksimum noktaları	28
Şekil 5.2. Sonlu farklar yöntemi ileri fark, geri fark, merkezi fark yaklaşımları ağ noktaları.....	31
Şekil 5.3. Basitleştirilmiş düz çözüm gösterimi	32
Şekil 5.4. Basitleştirilmiş ters çözüm gösterimi.....	32
Şekil 5.5. Ters-çözüm işleminin yalınlaştırılmış akış şeması	34
Şekil 5.6. Metasezgisel optimizasyon algoritmaları sınıflandırılması.....	37
Şekil 5.7. Kambur Balinaların kabarcık ağı stratejisi benzetimi	39
Şekil 5.8. BOA' da uygulanan keşif uygulaması (X^* rastgele seçilen bir arama ajanı)	40
Şekil 5.9. 2B vektör pozisyonları ve olası sonraki pozisyonları	42
Şekil 5.10. Kambur balinaların avlarını (sarı alanlar) karabarcık ağı stratejisi ile sararak beslenme davranışı.....	43
Şekil 5.11. BOA' da uygulanan daralan çevreleme mekanizması.....	44
Şekil 5.12. Sarmal döngü hareketi ile güncelleme konumu	45
Şekil 5.13. BOA algoritması iyileştirme stratejisi akış şeması.....	46
Şekil 5.14. BOA ve LM algoritmaları melez işlem akış şeması.....	49
Şekil 6.1. BOA uygulamalarında kullanılan anomaliler a) Sonsuz uzun yatay silindir şeklindeki yapının neden olduğu kuramsal anomali b) Sırasıyla küre ve yarı sonsuz düşey silindir şeklindeki yapıların neden olduğu kuramsal anomali c) Neem-Ka Thana anomali ve d) Bavyera anomali.....	50
Şekil 6.2. Yanılgı enerjisi haritaları.....	52
Şekil 6.3. Çeşitli $MaxIt$ değerlerinde BOA ve $LXBOA$ yaklaşımlarından elde edilen K ve q parametrelerinin yanılgı enerjisi haritaları üzerindeki gösterimi.	56
Şekil 6.4. a 'nın her bir iterasyonda değişimiyle uygulanan bazı stratejiler a) $SabitBOA$ b) $LinBOA$ ve $ExpBOA$ c) $CosBOA$ ve $KareBOA$ d) $LogBOA$	59
Şekil 6.5. BOA ve $LXBOA$ yaklaşımlarında kullanılan a stratejilerinden elde edilen en iyi çözümlerin $K - q$ parametre çifti için üretilen yanılgı enerjisi haritası üzerindeki konumları (N_{run} : 30, N_p : 175, $MaxIt$: 500).	61
Şekil 6.6. $LinBOA$ uygulamasıyla aynı başlangıç topluluğu kullanılarak elde edilen en iyi çözümde ajanların farklı iterasyonlardaki konumları.....	62
Şekil 6.7. $LinLxBOA$ uygulamasıyla aynı başlangıç topluluğu kullanılarak elde edilen en iyi çözümde ajanların farklı iterasyonlardaki konumları.....	63
Şekil 6.8. $LinBOA$ ve $LinLxBOA$ uygulamalarının 30 bağımsız çalıştırmasından belirlenen en iyi $K - q$ parametre çözümlerinin yanılgı enerjisi haritası üzerindeki konumları.	64
Şekil.6.9. $LinBOA$, $ExpBOA$ ve $KareBOA$ uygulamaları için $MaxIt$ 500 durumunda model parametrelerinin ve yanılgı enerjilerinin her bir iterasyonda değişimi.	65

Şekil 6.10. Kuramsal anomali ile <i>LinBOA</i> yaklaşımından elde edilen en iyi çözüm kullanarak hesaplanan anomalinin karşılaştırması ve yanılğı enerjisinin değışimi (üst panel), kuramsal anomali ile melez yaklaşımdan üretilen anomalinin karşılaştırılması ve yanılğı enerjisinin değışimi (alt panel).....	67
Şekil.6.11.Gürültü eklenmiş kuramsal anomali ile melez yaklaşımdan (<i>ExpLXBOA + LM</i>) üretilen anomalinin karşılaştırılması (<i>N_run: 30, Np: D×35, MaxIt: 100, tol_LM: 100</i>).....	70
Şekil 6.12. İki yapı içeren kuramsal anomali ile <i>ExpBOA</i> yaklaşımından elde edilen en iyi çözüm kullanarak hesaplanan anomalinin karşılaştırması ve yanılğı enerjisinin değışimi (üst panel), kuramsal anomali ile melez yaklaşımdan üretilen anomalinin karşılaştırılması ve yanılğı enerjisinin değışimi (alt panel).....	72
Şekil 6.13. Neem-Ka Thana anomalisi ile <i>ExpLXBOA</i> yaklaşımından elde edilen en iyi çözüm kullanarak hesaplanan anomalinin karşılaştırması ve yanılğı enerjisinin değışimi (üst panel), alan anomalisi ile melez yaklaşımdan üretilen anomalinin karşılaştırılması ve yanılğı enerjisinin değışimi (alt panel).....	75
Şekil 6.14. Bavyera anomalisi ile <i>LinBOA</i> yaklaşımından elde edilen en iyi çözüm kullanarak hesaplanan anomalinin karşılaştırması ve yanılğı enerjisinin değışimi (üst panel), alan anomalisi ile melez yaklaşımdan üretilen anomalinin karşılaştırılması ve yanılğı enerjisinin değışimi (alt panel).....	77

Çizelge 6.1. Sonsuz uzun yatay silindir şeklindeki yapının neden olduğu anomaliyi üreten model parametreleri ve bu parametrelerin <i>BOA</i> uygulamasıyla kestiriminde kullanılan arama uzayı sınırları .	51
Çizelge 6.2. Çeşitli topluluk sayıları kullanılarak elde edilen çözümlerin ürettiği <i>RMS</i> değerleri ve ortalama hesaplama süreleri (<i>N_run</i> : 30, <i>MaxIt</i> : 200).....	54
Çizelge 6.3. Çeşitli topluluk sayıları kullanılarak elde edilen çözümlerin ürettiği <i>RMS</i> değerleri ve ortalama hesaplama süreleri (<i>N_run</i> : 30, <i>Np</i> : 175).....	55
Çizelge 6.4. <i>BOA</i> uygulamalarında <i>a</i> için kullanılan eşitlikler.	58
Çizelge 6.5. <i>a</i> parametresinin çözüm üzerindeki etkisinin araştırılması (<i>N_run</i> : 30, <i>Np</i> : $D \times 35$, <i>MaxIt</i> : 500).	60
Çizelge 6.6. <i>BOA</i> ve <i>LXBOA</i> tarafından elde edilen model parametre değerlerinin istatistikleri (<i>N_run</i> : 30, <i>Np</i> : $D \times 35$, <i>MaxIt</i> : 500).	60
Çizelge 6.7. <i>Lin</i> , <i>Exp</i> ve <i>Kare</i> stratejileri kullanılarak <i>BOA</i> ve <i>LXBOA</i> yaklaşımları tarafından <i>MaxIt</i> 500 ve 1000 değerleri için elde edilen model parametre değerlerinin istatistikleri (<i>N_run</i> : 30, <i>Np</i> : $D \times 35$).....	64
Çizelge 6.8. Melez uygulamanın <i>BOA</i> ve <i>LXBOA</i> yaklaşımlarında <i>MaxIt</i> değerinin çözüm üzerindeki etkisi (<i>N_run</i> : 30, <i>Np</i> : $D \times 35$, <i>tol_LM</i> : $1e-05$).....	66
Çizelge 6.9. Melez uygulamanın <i>LXBOA</i> yaklaşımında <i>MaxIt</i> değerinin çözüm üzerindeki etkisi (<i>N_run</i> : 30, <i>Np</i> : $D \times 35$, <i>tol_LM</i> : $1e-05$).	66
Çizelge 6.10. Melez uygulamanın <i>Np</i> : 75 ($D \times 15$) durumunda <i>BOA</i> ve <i>LXBOA</i> yaklaşımlarıyla irdelenmesi (<i>N_run</i> : 30, <i>tol_LM</i> : $1e-05$).....	68
Çizelge 6.11. <i>BOA</i> ve <i>LXBOA</i> yaklaşımlarından gürültü eklenmiş kuramsal veri kümesi için <i>Lin</i> , <i>Exp</i> ve <i>Kare</i> stratejilerinden elde edilen çözümlerin <i>RMS</i> istatistikleri (<i>N_run</i> : 30, <i>Np</i> : $D \times 35$, <i>MaksIt</i> : 500).....	69
Çizelge 6.12. Gürültülü veri kümesi için melez uygulamadan elde edilen sonuçlar (<i>N_run</i> : 30, <i>Np</i> : $D \times 35$, <i>tol_LM</i> : 100).....	69
Çizelge 6.13. İki yapı içeren model parametreleri ve arama uzayı değerleri.....	70
Çizelge 6.14. İki yapı içeren kuramsal model için metasezgisel ve <i>LM</i> yaklaşımlarından elde edilen sonuçlar.	71
Çizelge 6.15. İki yapı içeren kuramsal model için metasezgisel ve <i>LM</i> yaklaşımlarından elde edilen sonuçlar.	73
Çizelge 6.16. Neem-Ka Thana ve Bavyera anomalilerinin değerlendirilmesinde kullanılan arama uzayı sınırları	73
Çizelge 6.17. Neem-Ka Thana anomalisi için metasezgisel ve <i>LM</i> yaklaşımlarından elde edilen mevcut çalışmanın ve <i>GA</i> , <i>PSO</i> , <i>SA</i> ve <i>FE</i> metasezgiselleri kullanılarak elde edilen önceki çalışmaların sonuçları.....	75
Çizelge 6.18. Bavyera anomalisi için metasezgisel ve <i>LM</i> yaklaşımlarından elde edilen mevcut çalışmanın ve <i>GA</i> , <i>PSO</i> ve <i>SA</i> metasezgiselleri kullanılarak elde edilen önceki çalışmanın sonuçları.....	76

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

BOA	Balina Optimizasyon Algoritması
LM	Levenberg-Marquardt yöntemi
DU	Doğal Uçlaşma
YİİA	Yapay Isıl İşlem Algoritması
GA	Genetik Algoritma
PSO	Parçacık Sürü Optimizasyonu
FE	Farksal Evrim Algoritması
M-H	Metropolis-Hastings
GBOA	Gelişmiş Balina Optimizasyon Algoritması
ABOA	Adaptif Balina Optimizasyon Algoritması
MBOA	Modifiye Balina Optimizasyon Algoritması
LSGO	Büyük Ölçekli Global Optimizasyon
KBOA	Kaotik Balina Optimizasyonu Algoritması
SA	Tavlama Algoritması
YAK	Yapay Arı Kolonisi Algoritması
FE	Farksal Evrim Algoritması
LX	Laplace Çaprazlama Operatörü
LXBOA	Laplace Balina Optimizasyon Algoritması
GSA	Yerçekimsel Arama Algoritması
LGSA	Laplace Yerçekimsel Arama Algoritması
KKA	Karınca Koloni Algoritması
MPTM	Makinen, Periaux ve Toivanen Mutasyonu
NOM	Tek Biçimli Olmayan Mutasyon
KTDP	Karışık Tamsayı Doğrusal Olmayan Programlama
BAOA	Bakteriyel Arama Optimizasyon Algoritması
SX	Sezgisel çaprazlama operatörü
YPSGA	Yapay Bağışıklık Sistemi Genetik Algoritma
DEF	Değiştirilmiş Evrimsel Fark Algoritması
FOA	Meyve Sineği Optimizasyonu
x	Yatay uzaklık
x_0	DU belirtisinin yeryüzündeki izdüşümü
a	Uçlaşma açısı
z_0	Derinlik
q	Biçim faktörü
K	Elektrik dipol moment
G	Basit analitik bağıntı
m	Model parametre vektörü
d_{hes}	Hesaplanan veya kuramsal veri
n	Veri sayısı
par	Parametre
$d_{ölç}$	Ölçülen değer
x_i	Değişken değeri
e_i	Ölçülen veri ile kuramsal veri arasındaki fark
L_1	Sabit değer
I	Birim Matris
Δp	Düzeltilme faktörü
A	Jacobian Matris

λ	Sönüm faktörü
$\vec{A}, \vec{C}$	Yakınsama vektörü
$\vec{X_{en\ iyi}}$	Elde edilmiş en iyi çözüm vektörü
t	iterasyon
$\vec{a}$	Arama ve sömürme arasında uygun bir denge kurmayı sağlayan vektör
$\vec{r}$	Rastgele vektör
$\vec{D'}$	Arama ajanı ile bilinen en iyi çözüm arasındaki mesafe
b	Logaritmik sarmal sabiti
l	[-1,1] aralığında rastgele bir sayı
p	[0,1] aralığında rastgele bir sayı
$\vec{X_{rast.}}$	mevcut popülasyondan seçilen rastgele bir konum vektörü
u_i, v_i	Eşit dağıtımli [0,1] aralığında rastgele sayı
p	Reel bir sayı
Np	Topluluk sayısı (arama ajanı)
$MaxIt$	Maksimum iterasyon sayısı

1. GİRİŞ

Jeofizik uygulamalarında karşılaşılan problemlerin çoğu doğrusal olmayan karmaşık sistemli problemlerdir. Çoğu zaman bu problemlerin çözümünde analitik yöntemler yetersiz hatta çözüme ulaşamayan bir hal almaktadır. Analitik çözümlerin yetersiz kaldığı yerde sayısal çözümleme teknikleri geliştirilerek sonuç bulma olanağı sağlanmıştır. Sayısal çözümleme teknikleri her geçen gün güncel ve çözüm odağı olan farklı bilgisayar uygulamaları ile birleştirilerek üzerinde çalışılan problemin çözümünde, daha az maliyet, daha az zaman kaybı gibi avantajlar sağladığı için geliştirilmiş ve son yıllarda sıkça kullanılmaya başlanmıştır. Jeofizik uygulamalarında karşılaşılan problemlerin sayısal modellemelerinin, bilgisayar programlamaya dayalı yöntemler ile istenilen sonuçların elde edilmesi mümkündür. Bu yeni yaklaşımlardan son yıllarda sıkça kullanılanlar ise türev tabanlı parametre kestirim yöntemleri ve metasezgisel algoritmalarıdır. Bu yöntemler jeofizik uygulamalarında, yeraltında doğrusal olmayan problemlerinin ters çözüm işlemleri için uygulanmaktadır (Karaboğa, 2014).

Optimizasyon kısaca en iyileme olarak tanımlanabilmektedir. Belirli bir problemin belirli koşullar altında birden fazla çözümünün var olduğu durumlarda oluşan alternatif çözümler içerisinde en iyi çözümün bulunması işlemi olarak bilinmektedir. Diğer bir deyişle, problem çözümlerinde belirli sınırlamaları sağlayacak şekilde, bilinmeyen parametre değerlerinin bulunmasını içeren herhangi bir problem, en uygun şekle sokma yöntemi optimizasyon olarak adlandırılabilir (Murty, 2003).

Sezgisel optimizasyon algoritmaları herhangi bir amacı gerçekleştirmek veya hedefe varmak için çeşitli alternatif hareketlerden etkili olanlara karar vermek amacı ile tanımlanan kıstaslar veya bilgisayar metotlarıdır. Bu algoritmalar, çözüm uzayında optimum (en iyi) çözüme yakınsaması ispat edilemeyen algoritmalar olarak adlandırılmaktadır. Bu tür algoritmaların yakınsama özellikleri kesin çözüm civarında gerçekleşmektedir (Karaboğa, 2014). Metasezgisel algoritmalar, bu arama sürecini tamamlama amaçlı geliştirilmiş

araçlar olarak tanımlanabilmektedir. Metasezgisel algoritmaların esin kaynağı çoğunlukla doğada süregelen olaylar zinciridir. Metasezgisel algoritmaların kullanım aşamasındaki en önemli özelliği problem çözümü için belirlenmesi gereken iyi bir başlangıç modeline ihtiyaç duymadan çözüm üretebiliyor olmalarıdır. Bir diğer önemli özelliği, yerel (lokal) optimum çözümlerden küresel (global) optimum çözümlere ulaşabilmeleridir (Karaboğa, 2014). Bu üstünlükleri nedeniyle, lokal optimizasyon yaklaşımları için iyi başlangıç parametrelerinin sağlanması amacıyla da kullanılmaktadırlar.

Jeofizik problemlerinin ters çözüm işlem aşamasında metasezgisel algoritmalar hem yeni bir yaklaşım yöntemi olarak hem de amaçlanan optimum çözümü elde etmek amacıyla yaygın olarak kullanılmaya başlanmıştır.

Bu tez araştırması kapsamında, jeofiziğin basit geometrik şekiller ile karakterize edilen ucaylanmış bir yapının neden olduğu **DU** (Doğal Uçlaşma) belirtilerinin ters çözümünde Balina Optimizasyon Algoritması (**BOA**) ile türev tabanlı parametre kestirim yöntemlerinden olan Sönümlü En-Küçük Kareler Levenberg-Marquardt (**LM**) yöntemlerinin ardışık olarak kullanıldığı melez (hibrit) bir yaklaşım uygulanmıştır. **BOA**, Mirjalili ve Lewis (2016) tarafından önerilen ve kambur balinaların avlanma esnasında sergiledikleri sosyal davranışlarının benzetimini konu edinen topluluk tabanlı bir metasezgisel algoritmadır. Bu çalışma kapsamında önerilen algoritmanın, çözüm üzerinde belirleyici etkileri olan kullanıcı tanımlı kontrol parametreleri ayrıca araştırılmıştır.

Metasezgisel yöntemlerin birçoğunda sıkça kullanılan keşif, arama uzayı içerisindeki farklı birçok bölgeyi taramak ve sömürü ise genel anlamda, arama uzayında çözüm vaad eden bir bölgenin daha detaylı araştırılması olarak nitelendirilmektedir. Keşif aşamasında birçok bölgeyi taramanın avantajı lokal minimumlardan uzaklaşmaktır. Çalışma kapsamında, **BOA** 'nın kullanım aşamalarında keşif ve sömürü kavramları, arama uzayı içerisindeki mevcut olabilecek çözümler ve arama uzayı içerisinde hızlı ve etkin biçimde ulaşabildikleri optimum çözümü tanımlamak amacıyla kullanılmıştır.

Uygulamalar üzerinde, algoritma detaylı incelenmiş ve içeriğinde algoritmanın yetkinliği ve çözüm doğruluğunu etkileyen bazı önemli parametreler, algoritmanın klasik kodundan farklı olarak seçilerek karşılaştırılmış ve ortaya koyduğu fark incelenmiştir. Ayrıca önerilen algoritmanın problem çözümlerinde keşif aşamasının etkinliğini artırmak amacıyla bir genetik kodlu Laplace Çaprazlama Operatörü (**LX**) adapte edilmiştir. Algoritma, basit geometriye sahip cisimlerin neden olduğu **DU** belirtilerinden parametre kestirimi için uygulanmıştır. Uygulamada hem kuramsal hem de alan veri kümeleri değerlendirilmiştir. Elde edilen bulgular doğrultusunda yeni bir yaklaşım olarak öne sürülen operatör adapte edilmiş yöntem, klasik **BOA** ve ardışık olarak **LM** ile melez işlemi yapılmış **BOA**'ya göre daha iyi çözümler sunduğu gösterilmiştir.

2. KAYNAK ÖZETLERİ

Corwin ve Hoover (1979), jeotermal alan arařtırmalarında *DU* yöntemini kullanmışlardır. Çalışmalarında basit bir küresel kaynak model için, elektrokinetik kuplaj tarafından oluşturulan potansiyellerin, termoelektrik kuplaj tarafından oluşturulanlara göre daha büyük genlikte olabileceğini göstermişlerdir. Birçok alanı içeren arařtırmalarında, jeotermal faaliyetler tarafından üretilen yer içi potansiyellerin daha nicel yorumlarının gerçekleştirilmesinden önce, daha gerçekçi geometriler için analitik çözümlerin geliştirilmesi ve kuplaj parametre değerlerinin in situ olarak elde edilmesi gerektiğini belirtmişlerdir.

Elyiğit ve Öncü (2012), çalışmalarında *DU* yöntemini, donatıların bulunduğu beton içerisinde korozyon tespitinde kullanılabilirliğini arařtırmışlardır. Sonuçların karşılaştırılması için beton içerisine paslanmış donatı, paslanmamış donatı ve çelik çubuklar koymuş ve deney için, arařtırma merkezinde üretilen, bakır/bakır sülfatlı çözeltiden oluşan bir çift polarize olmayan seramik tabanlı *DU* elektrotu (pot) ile voltmetre kullanmışlardır. Ölçüm işlemini, toplam alan ve türev ölçüm tekniği kullanarak tamamlamışlardır. Deney için seçilen *DU* yönteminin maliyet bakımından düşük ve fazla iş gücü gerektirmemesinden dolayı yapının herhangi bir yerinde oluşan hasarın önceden tespiti işleminde yarar sağlayacağını öne sürmüşleridir.

Adeeko vd. (2018), arařtırmaları kapsamında yer alan bölgelerde su sızıntı noktalarını belirlemek için *DU* ve manyetik yöntem arasındaki ilişkiyi kullanmışlardır. Suyun akış yönünü belirlemek amacı ile *DU* yöntemini ve akifer derinliğini etkileyebilecek nesnelerin belirlenmesinde manyetik yöntemi kullanmışlardır. *DU* yönteminden elde ettikleri sonuçlardan suyun akışının çalışma sahaları arasındaki farklılıklarını ve yönelimini tespit etmişlerdir. Manyetik yöntemi de yüksek ve düşük manyetik değerlere sahip nesnelerin konumlarının bulunmasında kullanmışlardır. Her iki yöntemin korelasyonu ile çalışma alanları için etkin sayısal değerler ortaya çıkarmışlardır.

Deep ve Thakur (2007), iki farklı yeni kuşak algoritması olarak bilinen *MPTM* (Makinen, Periaux ve Toivanen Mutasyonu) ve *NOM* (Tek Biçimli Olmayan Mutasyon) tanımlamak amacıyla, yeni genetik kodlu bir geçiş operatörü olan Laplace Çaprazlama Operatörü (*LX*) ve Sezgisel Çaprazlama Operatörü (*SX*) olarak isimlendirilen iki yaklaşımı uygulamışlardır. Ele alınan iki mutasyon problemi *LX* ve *SX* ile hibritleştirilerek dört yeni genetik algoritma elde etmişlerdir. Bu algoritmaların performansları global optimizasyon literatüründe geçen 20 adet test fonksiyonu üzerinde uygulamışlardır. Performansların etkinliğini analiz etmek için *LX – MPTM*, *SX – MPTM* ve *LX – NUM*, *SX – NUM* yaklaşımlarını kullanmışlar ve elde edilen sonuçlar karşılaştırıldığında *LX* operatörü ile tanımlanan algoritmaların daha iyi çözümler sunduğunu belirlemişlerdir.

Santos ve Fernando (2010), Parçacık Sürü Optimizasyon (*PSO*) yöntemi ile *DU* belirtilerinin ters çözüm problemleri için kullanmışlardır. Algoritmayı, bir ve iki yapıli kuramsal *DU* belirtileri ve iki alan verisi üzerinde test etmişlerdir. Elde edilen sonuçların, diğler optimizasyon yöntemleri ile uyumlu sonuçlar verdiğini gözlemlemişlerdir. Kuramsal ve alan verilerinden elde edilen sonuçların verimli olması *PSO* 'nun, lokal optimizasyon algoritmalarına göre uygulamada kullanılabilirliğinin daha iyi olduğunu vurgulamışlardır.

Göktürkler ve Balkaya (2012), basit geometrik şekilli (küre, silindir) yapıların neden olduğu *DU* belirtilerinin ters çözümü için doğadan esinlenilerek geliştirilen Yapay Isıl İşlem Algoritması (*YİİA*), Genetik Algoritma (*GA*) ve *PSO*'nu kapsayan üç metasezgisel algoritmayı kullanmışlardır. Hem kuramsal (gürültülü ve gürültüsüz) hem de alan veri kümelerinin değerlendirilmesiyle belirtiyeye neden olan yapının, yeryüzündeki izdüşümü, derinliği, uçlaşma açısı ve elektrik dipol momentini belirlenmişlerdir. Bu metasezgisel algoritmalar ile kestirilen parametreleri önceki çalışmaların çeşitli optimizasyon algoritmaları kullanılarak elde edilen sonuçlarıyla karşılaştırmışlardır. Elde edilen sonuçlar doğrultusunda, kullanılan metasezgisellerin literatürde daha yaygın olarak kullanılan lokal optimizasyon algoritmalarıyla uyumlu çözümler ürettiğini göstermişlerdir.

Balkaya (2013), doğal u laşma ve elektrik  zdirenci (d şey elektrik sondajı, *DES*) kapsayan yer elektrik y ntemlerden elde edilen veri k melerinin ters  z m  i in topluluk tabanlı bir evrimsel algoritma olan Farksal Evrim (*FE*) metasezgiselini kullanmıřtır. Kuramsal veri k meleri i in elde edilen sonu lar jeofizikte ve di er bilim dallarında daha yaygın olarak kullanılan *PSO* algoritmasının uygulanmasıyla elde edilenlerle karřılařtırmıřtır. Ayrıca, kestirilen parametrelerin do rulu u bir belirsizlik analiziyle arařtırmıř ve bu analiz i in so utma iřleminin uygulanmadı ı bir yapay ısıt iřlem yaklařımını kullanan Metropolis–Hastings (*M–H*)  rnekleme algoritması kullanmıřtır. Belirsizlik analizinden elde edilen sonu lar *FE* algoritmasının g ven aralıkları i inde kalan parametre kestirimleri sa ladı ını g stermiřtir.

G kt rkler vd. (2016), *PSO, GA, FE* ve *YIIA* kapsayan d rt metasezgisel algoritmayı jeofizi in bir, iki ve    boyutlu ters  z m problemlerinde kullanmıřlardır. Bu ama  i in; *DU*, do ru akım  zdiren , manyetik ve karřılıklı kuyu yer radarı uygulamalarından elde edilen kuramsal ve/veya alan veri k meleri yukarıda de inilen meta-sezgisellerden biriyle yorumlanmıřtır. Her bir metasezgisel algoritmanın gerek duydu u kullanıcı tanımlı parametreler incelenen problemler dikkate alınarak test  alıřmalarıyla belirlemiřlerdir. Ayrıca, metasezgiseller tarafından elde edilen sonu ların g venilirlikleri  eřitli istatistiksel ve belirsizlik analizleriyle arařtırmıřlardır. Burada kullanılan metasezgisellerin  eřitli jeofizik problemlerin model parametrelerinin kestiriminde bařarılı sonu lar  retmesi bu algoritmaların, jeofizi in k  k ve g rece b y k boyutlu veri k melerine uygulanabilirli ini g stermiřlerdir.

Kaveh ve Ghazaan (2016),  alıřmalarında iskelet yapılarının boyutlandırılması optimizasyonunun  z m do rulu unu, g venirli ini ve yakınsama hızını iyileřtirmek i in *BOA* ’nın klasik form lasyonunu geliřtirmeye  alıřmıřlardır. Geliřmiř Balina Optimizasyon Algoritması (*GBOA*) adı verilen y ntemi kafes yapılarının boyutlandırılması optimizasyon problemleri  zerinde test etmiřlerdir. Arařtırmacılar, iskelet yapılarında karřılařılan d rt optimizasyon probleminde, *GBOA* ile klasik *BOA* ve literat rde ge en di er metasezgisel algoritmaları karřılařtırmıřlardır. Elde edilen sonu lar, *GBOA* ’nın verimlilik

aısından, *BOA* 'nın standart versiyonundan daha iyi mler rettii stermiřtir.

Trivedi vd. (2016), metasezgisel algoritmalarda, rastlantısal seimin, hem keřif hem smr alanında nemli olduėunu vurgulamıřlardır. *BOA* adı verilen kambur balinaların avlanma stratejisinde olan kabarcık aėı sistemine dayanan ve doėadan ilham alan optimizasyon algoritmasının eřitli sınırlandırılmıř problemlerin zmnde kullanımını nermiřlerdir. Etkili randomizasyon teknikleri olan Markov zincirleri, Levy uuřları ve Gaussian ya da Normal Daėılım ve en yeni adapte teknikleri btnleřik metasezgisel algoritmalar ile optimum zme ulařmak iin daha az hesaplama sreci, yerel minimumdan kaınma ve daha hızlı yakınsama saėladıėını stermiřlerdir. Adaptif teknik olarak adlandırılmıř yeni bir rastlantısal seim tekniėini *BOA* ile birleřtirmiř ve 10 adet test fonksiyonu zerinde test etmiřlerdir. Elde edilen bulgularda *BOA* 'nın logaritmik sarmal iřlev zelliiğinden dolayı keřif ařamasında daha geniř bir alanda arama yapabildiėi ve global optimum zm elde etmek iin daha az parametreye gereksinim duyması, Adaptif Balina Optimizasyon Algoritmasının kullanımının (*ABOA*) zerinde alıřılan problem iin etkin bir yaklařım olarak belirlemiřlerdir. Sonu olarak eřitli sınırlandırılmamıř problemlerin *ABOA* ile zm, standart *BOA* zmlerine kıyasla daha etkili bir yaklařım olduėunu stermiřlerdir.

Mafarja ve Mirjalili (2017), *BOA* iin farklı zelliklerde seim yapmayı saėlayan Tavlama Algoritması'nı (*SA*) hibrit metodu ile arařtırmalarında uygulanmıřlardır. alıřmalarında, ilk olarak, *BOA* ierisine *SA* ' yı adapte etmiř daha sonra *BOA* 'nın her yinelemesinden (iterasyonundan) sonra zmler arasındaki en iyi yi daha da geliřtirmek iin kullanmıřlardır. *SA* adaptasyonunun ama fonksiyonu olarak kullanılması, *BOA* ierisindeki arama uzayında yer alan zm blgelerindeki smr etkinliėini artırdıėını belirtmiřlerdir. nerilen hibrit algoritma *UCI* veri deposundan saėlanan 18 veri seti zerinde ve literatrde geen  sarmalıyıcı zellikteki yntem ile karřılařtırılmıřtır. Arařtırma kapsamında, nerilen yntemin daha az sayıda parametreye ihtiya

duyduğu ve çözümün elde edilmesinde artı yönde sonuçlar sunduğunu belirtmişlerdir.

Ling vd. (2017), *BOA*'nı, Lévy uçuş yörüngesi adı verilen bir yöntemle birleştirmiş ve *LBOA* olarak adlandırılan yeni bir yaklaşım önermişlerdir. *LBOA* 'nın uygulamalarında, standart *BOA* 'ya oranla daha hızlı ve erken yakınsamayı önlediğini gözlemişlerdir. Lévy uçuş yörüngesini, topluluk içerisindeki erken yakınsamaya karşı çeşitliliği ve yerel optimumdan çıkma yeteneğini artırmak için kullanmışlardır. *LBOA* 'yı doğadan esinlenen diğer algoritmalarla, 23 test fonksiyonunda ve sonsuz dürtü yanıtı model çözümü ile karşılaştırmışlardır. Önerilen yöntemin sonuçlarının, yüksek boyutlu optimizasyon problemleri için kullanımında elverişli olduğunu göstermişlerdir.

Tanyıldızı ve Cigal (2017), balinaların davranışlarından esinlenerek geliştirilmiş optimizasyon yöntemi olan Balina Optimizasyon Algoritması (*BOA*) detaylı olarak açıklamış ve global yakınsama özelliğinin artırılmasını amaçlamışlardır. *BOA*'da kullanılan rastgele sayı dizilerinin yerine kaotik sistemler kullanılarak oluşturulan, "Kaotik Haritalı *BOA* " adı altında 5 farklı algoritma oluşturmuşlardır. Oluşturulan bu algoritmaların ve standart algoritmanın performansını, kalite testi fonksiyonları ve bir adet kısıtlı gerçek mühendislik problemi üzerinde test etmişlerdir.

Canayaz ve Özdağ (2017), çalışmaları kapsamında, veri kümelemede son yıllarda oldukça yaygın hale gelen büyük veri (big data) gibi alanlarda, derin öğrenme uygulamalarında, bilgisayarlı görü işlemlerinin çözümlerinde birçok yöntem bulunduğunu öne sürmüşlerdir. Güncel metasezgisel algoritmalarından olan topluluk tabanlı *BOA* 'nın veri kümeleme problemleri üzerindeki etkisini araştırmışlardır. Algoritma, çalışma süresi boyunca araştırmacılar tarafından problemin çözümünde optimum sonucu elde etmeye yönelik işlem basamaklarından geçirilmiştir. Veri kümeleme işlemi için kullanılacak olan bu algoritmada uygulanan veri setleri içinde, en iyi vektörü tanımlamış ve kümeleme işlemi için bu vektörü kullanmışlardır. Algoritmanın performansını literatürde geçen veri setleri üzerinde göstermişlerdir.

Prakash ve Lakshminarayana (2017), elektrik dağıtım şebekelerinin hat kayıplarını önlemek amacıyla kapasitörlerin uygun şekilde yerleştirilmesinin üzerine çalışmışlardır. Bu problem karşısında, ilk kez bir güç dağıtım ağında kapasitörlerin optimum yer ve boyutunu saptamak amacıyla *BOA* adı verilmiş olan balinaların davranış biçimlerine bağlı yeni bir optimizasyon yöntemini denemişlerdir. Yapılan literatür taramasında dağıtım sistemine kapasitör yerleştirmek için *BOA* uygulamasının daha önce denenmediğini belirtmişlerdir. Araştırmacılar *BOA* 'yı tipik bir radyal dağıtım sistemi için kapasitörlerin optimum yerleştirilmeleri gereken noktaları tespit etmek için kullanmışlardır. Çalışmada, maliyetin en aza indirilmesi, güç kaybının azaltılması ve sistemdeki voltaj profilinin iyileştirilmesi gibi avantaj elde etmeyi hedeflemişlerdir. Balina optimizasyon algoritması için gerilim limitlerini başlangıç parametreleri olarak kabul edip standart radyal sistemlere uygulamışlardır. Önerilen yöntemin etkinliğini göstermek için elde edilen sonuçlar *PSO*, *KTDP* (Karışık Tamsayılı Doğrusal Olmayan Programlama) ve *BAOA* (Bakteriyel Arama Optimizasyon Algoritması) gibi literatürde geçen diğer algoritmalar ile karşılaştırılarak önerilen algoritmanın etkinliğini belirlemişlerdir.

Oliva vd. (2017), yenilenebilir ve temiz enerji kaynağı olarak güneş enerjisinin kullanımının artması, fotovoltaik hücrelerin (güneş ışığından faydalanarak üzerindeki absorbe edici plaka sayesinde enerjiyi direkt *DC* elektrik enerjisine dönüştüren yarı iletken maddelerden oluşan sistemler), tasarımı için, araştırmacılar yeni yöntemler arayışına sürüklendiğini belirtmişlerdir. Bu alanda karşılaştıkları temel sorunların, güneş pillerini karakterize etmek için sağlam bir model ve fotovoltaik hücrelerle ilgili yeterli veri bulunmaması olarak açıklamışlardır. Bu durumun, fotovoltaik modüllerinin performans açısından yetersiz olduğunu ortaya koymuşlardır. Araştırmacılar akım ve gerilimin özelliklerini, güneş pilleri çalışmaları için tanımlamışlardır. Bu özellikler göz önüne alındığında tasarım sorunu, doğrusal olmayan ve çok modlu amaç fonksiyonlarının karmaşık çözüm içerdiğini belirlemişlerdir. Fotovoltaik hücrelerin ve modüllerin parametrelerini tanımlamak için daha önce farklı algoritmalar uygulanmış fakat çoğunun optimum çözümü bulmada genel olarak başarısız olduğu vurgulamışlardır. Bu çalışmada, güneş hücrelerinin

parametrelerinin tahmini için Kaotik Balina Optimizasyonu Algoritmasını (*KBOA*) önermişlerdir. Önerilen yaklaşımın temel avantajının, optimizasyon algoritmasının dahili parametrelerini hesaplamak ve otomatik olarak uyarlamak için kaotik haritaları kullanmanın olduğunu vurgulamışlardır. Bu durumun karmaşık problemlerde faydalı olduğu, çünkü yinelemeli süreç boyunca önerilen algoritma en iyi çözümü aramadaki yeteneklerini geliştirdiğini göstermişlerdir. Yapılan çeşitli karşılaştırmaların ve ölçümlerin deneysel sonuçları desteklediğini göstermişlerdir.

Zhong ve Long (2017), *BOA* içindeki $\vec{a}$ vektör parametresinin optimum çözüme ulaşmadaki yakınsama doğruluğu ve hesaplama maliyetini veya hızını etkileyen önemli bir parametre olduğunu vurgulamışlardır. $\vec{a}$ parametresinin değişiminin algoritma üzerindeki etkisini göstermek amacı ile sinüs, kosinüs, doğrusal azalan, logaritmik, eksponansiyel azalan ve kare bağıntılarını kullanarak, parametrenin farklı doğrusal olmayan değişim stratejilerini *BOA* üzerinde uygulamışlardır. 6 farklı test fonksiyonu üzerinde uygulanan yeni yaklaşımın sonuçlarını değerlendirmişler ve klasik *BOA*'daki $\vec{a}$ parametresinin doğrusal olarak azalan yaklaşımına göre üstün sonuçlar elde ettiğini göstermişlerdir. Araştırmacılar üzerinde durulan problem için özellikle cosinüs stratejisinin kullanımında, diğer yaklaşımlara göre daha düşük hata oranı olduğunu tespit etmişlerdir.

Hu vd. (2017), standart *BOA*'da sürekli olarak güncellenmiş çözümün çoğunlukla mevcut en iyi aday çözümü olduğunu tanımlamışlardır. *BOA* 'nın çözüm üzerindeki etkinliğini artırmak amacıyla *PSO* ' ya benzer atalet momenti (0,1) olacak şekilde bir strateji uygulayarak yeni bir yaklaşım olan *GBOA* (Geliştirilmiş Balina Optimizasyon Algoritması) ortaya koymuşlardır. Yeni geliştirilen algoritmayı 27 test fonksiyonu üzerinde ve Taiyuan günlük hava kalite endeksi tahmininde kullanmışlardır. Elde ettikleri sonuçları klasik *BOA*, *FOA* (Meyve Sineği Optimizasyonu), *YAK* (Yapay Arı Kolonisi) ve *PSO* ile karşılaştırmış ve *GBOA*'nın uygulamalarda etkin sonuçlar verdiğini belirlemişlerdir.

Sun vd. (2018), yeni ve diğer optimizasyon algoritmalarına göre oldukça rekabetçi olduğunu düşündükleri topluluk tabanlı *BOA*'nın, basitlik ve verimlilik perspektifinden bakıldığında literatürde geçen diğer algoritmalarından daha iyi sonuçlar ortaya koyduğunu çalışmalarında göstermişlerdir. Büyük ölçekli global optimizasyon (*LSGO*) problemlerini optimum çözüme ulaştırmak için değiştirilmiş bir Modifiye Balina Optimizasyon Algoritması (*MBOA*) yaklaşımını önermişlerdir. Keşif ve sömürü aşamalarını dengelemek ve kontrol parametresini güncel tutmak için, kosinüs fonksiyonuna dayalı doğrusal olmayan dinamik strateji uygulamışlardır. Çalışmalarında, yerel optimadan uzaklaşmak için bir Levy uçuş süreci yaklaşımını kabul etmişlerdir. Ayrıca sömürü yeteneğini ve çözümün doğruluğunu artırmak için, ikinci dereceden enterpolasyon (Bir serideki eksik verilerin hesaplanabilmesi için geliştirilen bir matematiksel yöntem) yaklaşımını geliştirmişlerdir. *MBOA* 100'den 1000'e kadar değişen boyutlarda bilinen 25 test fonksiyonuyla test edilmiş olup. Elde edilen çözümler dâhilinde *MBOA*'nın *LSGO* üzerinde üstün performans sağladığını belirlemişlerdir.

Nasiri ve Khiyabani (2018), kümeleme veri madenciliğinin, homojen nesne gruplarının tanımlanması için güçlü bir teknik haline geldiğini vurgulamışlardır. *PSO, GA, FE, YAK* gibi metasezgisel algoritmaların kümeleme problem çözümlerinde kullanılan güçlü yöntemler arasında olduğu ve bu çalışma için, kambur balinaların sürüyü toplama davranışından esinlenerek yeni bir metasezgisel yöntemin kullanılmasını önermişlerdir. Önerilen algoritma, *PSO, YAK, GA, FE* dâhil olmak üzere kümelemede kullanımı alışlagelmiş diğer algoritmalar ile karşılaştırmışlardır. *BOA* 'yı, Kaliforniya Üni. Irvine makine öğrenme ve akıllı sistemler araştırma merkezi veri seti sağlama merkezi (*UCI machine learning repository*) tarafından bir yapay ve 7 test fonksiyonu kullanılarak test etmişlerdir. Elde edilen çözümlerin, önerilen algoritmanın veri kümelemesi için optimum çözümler ortaya koyabildiğini göstermişlerdir.

Ding vd. (2018), hidrolik türbin yönetim sistemi, doğrusal ve minimum olmayan bir faz sistemi olup bu sistemlerin optimizasyon problemlerinde daha önce geleneksel yöntemlerden olan en küçük kareler, giriş yanıtı, maksimum

olabilirlik tahmini gibi yöntemleri kullanmışlardır. Fakat yöntemlerin kısıtlamaların dolayı çoğu zaman çözüme ulaşmada yetersiz kaldığından söz etmişlerdir. Hidrolik türbin yönetim sistemi, su çekişi optimizasyon problemlerinde parametreleri belirlemek için güncel metasezgisel yöntemlerden *BOA* ve algoritmanın 3 farklı strateji uygulanmış formunu kullanmışlardır. Yeni yöntemi Karma Strateji Tabanlı Balina Optimizasyon Algoritması (*KSBOA*) olarak adlandırmışlardır. Yeni geliştirilen algoritma 23 test fonksiyonu ve literatürde geçen 6 farklı metasezgisel ile karşılaştırmışlardır. Elde edilen sonuçların uygulamada önemli ölçüde iyi performans gösterdiğini sunmuşlardır.

Abdelazeem vd. (2019), maden keşiflerinde sıkça kullanılan *DU* yönteminin belirtilerine neden olan parametreleri tespit etmek amacıyla yeni ve güncel yaklaşım yöntemlerinden olan metasezgisel algoritmaların kullanımını öne sürmüşlerdir. Yöntem, yeraltında basit geometrili cisimlerin (küre, yatay silindir, dikey silindir vs.) oluşturduğu *DU* belirtilerinin optimum çözümünde yeni geliştirilen basit ve düşük maliyetli *BOA* kullanılmasını önermişlerdir. Bu çalışma için *BOA*'yı, çeşitli saha örneklerinde kullanmış ve yöntemin basit ve çok kaynaklı belirtilere uygulanabilir olması diğer algoritmalara göre alternatif bir çözüm olanağı sağladığını göstermişlerdir. Uygulanan yöntemden elde edilen sonuçlar için maden aramalarında sık kullanılan *DU* yöntemi parametre kestirimi için oldukça başarılı sonuçlar elde ettiği göstermişlerdir ve sonuçları çeşitli saha örnekleri ile desteklemişlerdir.

Gobashy vd. (2019), çalışma kapsamında, yeraltında iki boyutlu, eğimli, sonsuz yatay uzunlukta kabul edilen bir tabakanın, *DU* belirtilerinin ters çözüm işlemlerinde optimum çözüm üretmesi beklenen yeni metasezgisel yaklaşım olan *BOA*'nı incelenmişlerdir. Algoritmayı, uygun MATLAB kodu kullanarak, ilk olarak kuramsal veriler üzerinde rastgele gürültünün de etkisini dikkate alarak test etmişlerdir. Kuramsal veriler üzerinde istenilen sonuçları elde etmişlerdir. Yöntemi daha sonrasında *DU* yönteminin uygulandığı mineralize bölgelerinin parametelerini belirlemeyi amaçlayan birbirinden farklı gerçek alan profillerinde de uygulamışlardır. Araştırmacılar, elde edilen bulgular diğer optimizasyon algoritmaları ile karşılaştırılmış, *BOA*'nın parametre kestiriminde, hızlı ve global

keşif yapabilme yetisinin problemlerin çözümünde ciddi avantajlar sağladığını ortaya koymuşlardır.

Singh, (2019), çalışma kapsamında, Laplace Çaprazlama (Laplace Crossover) operatörü ile *BOA*'yı hibrit olarak kullanarak yeni bir optimizasyon algoritması olan Laplace Balina Optimizasyon Algoritması'nı (*LXBOA*) önermiştir. Laplace Çaprazlama Operatörü, algoritma içerisinde global optimuma erişmek için iyileştirme yöntemi olarak kullanmıştır. Ölçeklenebilir tek modlu ve çoklu modlu fonksiyonlardan ve düşük boyutlu çoklu modlu fonksiyonlardan oluşan 23 standart test fonksiyonunu çözmek için kullanmıştır. Ayrıca gardenya meyvelerinin bileşiklerini çıkarma problemlerinde kullanmıştır. Yeni önerilen hibrit algoritma (*LXBOA*) standart *BOA*'ya göre ve diğer topluluk tabanlı algoritmalarla (*PSO, DE, GSA, LGSA*) karşılaştırmıştır.

Bozorgi ve Yazdani (2019), *BOA*'nın erken yakınsamaya yatkınlığından dolayı yerel optima içerisinde kalmasının olağan bir durum haline gelebilmekte olduğunu öne sürmüşlerdir. Bu yüzden algoritmayı bir başka metasezgisel algoritma olan *FE* ile ardışık melez olarak kullanarak yeni bir yaklaşım *IBOA* olarak isimlendirmişlerdir. Öne sürülen yaklaşımda *BOA*'nın sömürü aşamasını *FE* ile birleştirerek üzerinde durulan problem için en iyi aday çözümüne ulaşmasını amaçlamışlardır. Bunun yanında *IBOA*⁺ olarak isimlendirilen genişletilmiş yaklaşımını da değerlendirmişlerdir. *IBOA*⁺'nın optimum çözüme ulaşabilmesi için tüm işlem boyunca yeniden döngüye katılma ve uyarılama parametrelerini kullanmışlardır. Araştırmacılar, *IBOA* ve *IBOA*⁺ 25 adet test fonksiyonu üzerinde denenmiş ve sonuçları karşılaştırmışlardır. Bu yaklaşımlardan elde edilen sonuçları literatürde bilinen *PSO, FE, GSA, BBO, MFO* ve standart *BOA* sonuçları ile de karşılaştırmışlardır. Bulgular üzerinde *IBOA*'nın etkinliğini öne sürmüşlerdir. Bunun yanında *IBOA*⁺'nın da en son aşamadaki çözüm kalitesi ve yakınsama oranı açısından karşılaştırılan diğer algoritmalarla göre daha bir performans sergilediğini vurgulamışlardır.

Guo vd. (2019), ihtiyaç duyulan su talebinin tahmini olarak olarak hesaplanabilmesi, var olan su kaynaklarının ölçülü olarak kullanılmasında

metasezgisel algoritmaların kullanımının etkili olduğunu savunmuşlardır. Çalışma kapsamında, kaynakların kullanımı irdelenerek, logaritmik model, doğrusal ve üstel birleşim model olmak üzere üç farklı yaklaşım oluşturmuşlardır. İhtiyaç duyulan su talebini tahmin etmek için, yeni bir algoritma olan sosyal öğrenme ve dalgacık mutasyon stratejisine tanımlı bir *BOA* önermişlerdir. Yaklaşım, *BOA*'nın global arama yetkinliğini artırıcı şekilde yeni bir doğrusal olarak artan olasılık sağladığını vurgulamışlardır. Sosyal öğrenme, sıralama ve bireyin sosyal ağını oluşturmada kullanılmıştır. Ağ ilişkisine dayanan uyarlanabilir bir topluluk öğrenme stratejisinin kurulma amacının bilgi alışverişini sağlamak olduğunu öne sürmüşlerdir. Morlet dalgacık mutasyon mekanizmasını, algoritmanın yerel optimumdan kaçma yetisini artıran mutasyon alanının dinamik ayarını sağlamak amacıyla algoritma içerisine adapte etmişlerdir. *CEC* 2017 test fonksiyonları üzerinde denenmiş ve diğer algoritmalar ile karşılaştırıldığında üstün bir performans sergilediğini gözlemlemişlerdir. Sonuçlardan elde edilen bulgulara göre, üç farklı su kaynağı problemi için geliştirilen algoritmanın, kullanımda doğruluğu yüksek sonuçlar elde edileceğini belirtmişlerdir.

Salgotra vd. (2019), *BOA*'nın erken yakınsama özelliğinden kaynaklı lokal optimumda takılabilme problemine bağlı olarak, keşif aşamasındaki etkinliğini artırabilmek araştırmaları kapsamında 3 farklı yaklaşım önermişlerdir. Bu yaklaşımlar aykırı temelli öğrenmeyi katlanarak değiştiren parametreler ve en kötü çözümleri yok etme ya da yeniden başlatma kavramlarına bağlı olduğuna değinmişlerdir. Bu özellikler algoritma içerisindeki arama ajanlarının çeşitliğini koruyarak algoritma içerisindeki arama özelliklerini geliştirmek için kullanmışlardır. Önerilen yeni yaklaşımları *CEC* 2005 test fonksiyonu üzerinde denemiş ve sonucu tatmin edici olan yaklaşım literatürde geçen diğer metasezgisel algoritmalar ile kıyaslamışlardır. Geliştirilen *BOA* 'nın diğer metasezgisel ile kıyaslamasının klasik *BOA* kıyaslamasında daha etkin sonuçlar ortaya koyduğu savunulmuştur. Bu çalışmada geliştirilen aykırı ve üstel tabanlı *BOA* 'nın, diğer önerilen değişkenlere göre daha etkin sonuçlar elde ettiğini belirlemişlerdir.

Luo ve Shi (2019), *BOA* 'nın lokal optimumda sıkışabilme ihtimaline karşın Değiştirilmiş Evrimsel Fark Algoritması (*DEF*) ile *BOA* melez yeni bir *DEF* – *BOA* olarak adlandırılan, yaklaşımı önermişlerdir. İlk olarak lokal optimumda sıkışıp kalma problemini çözmek amacıyla, daha etkili keşif özelliğine sahip olan bir diferansiyel evrim operatörü algoritmaya uyarlamışlardır. Önerilen yaklaşımı *MDE* – *BOA*, 13 test fonksiyonu üzerinde ve 3 yapısal mühendislik optimizasyon problemi üzerinde denemişlerdir. Elde edilen sonuçları klasik *BOA*, *YPSGA* (Yapay Bağışıklık Sistemi Genetik Algoritma), *YAK,GA* metasezgiselleriyle karşılaştırmışlardır. Sonuç olarak hibrit algoritmanın doğruluğunu diğer algoritmalarla kıyasla etkin bir biçimde göstermişlerdir.

Soliman vd. (2019), yeni bir melez *BOA* önermişlerdir. Bu yöntemi araştırmalarında, algoritmanın avlanma stratejine dayalı mekanizması içerisine modifiye edilen bağıntılarla oluşturulmuş *BOA2* ve *BOA3* olarak isimlendirmişlerdir. Daha sonra modifiye edilmiş *BOA* formlarını Benzetimli Tavlama Algoritması (*SA*) içine yerleştirilmesiyle yeni bir melez algoritma geliştirmişlerdir (*BOA2SA,BOA3SA*). *SA* 'nın algoritma ile melezlenmesinin amacını ise, keşif ve sömürü aşamasındaki yetkinliğini artırmak olarak tanımlamışlardır. Geliştirilen yeni algoritmalar ile küresel terörizm veri tabanından elde edilen bilgiler doğrultusunda, Mısır'a yapılan terör saldırılarından sorumlu grupların öngörülmesinde kullanmışlardır. Veriler farklı iterasyonlar ile klasik *BOA,BOA2SA* ve *BOA3SA* ile değerlendirmiş ve karşılaştırmışlardır. Araştırma sonucu elde ettikleri bulgulardan verimli sonuçlar elde ettiklerini göstermişlerdir ve belirli bir bölge için terör saldırılarının öngörülmesinde kullanılmasını amaçlamışlardır.

3. DOĞAL UÇLAŞMA (DU) YÖNTEMİ

3.1. DU Yönteminin Esası

DU, yer içinde doğal olarak oluşan elektrokimyasal, termoelektrik, elektrokinetik (akma) vb. potansiyellerin yer yüzeyi boyunca ölçülmesi esasına dayanan bir yöntemdir (Corwin ve Hoover 1979). Jeofiziğin görece hızlı ve düşük maliyetli bir ölçüm yöntemi olması nedeniyle de mineral aramacılığı başta olmak üzere heyelan, jeotermal ve yeraltısuyu araştırmaları ile çeşitli çevre problemlerinin çözümünde yaygın olarak uygulanan bir yöntemdir (Yüngül 1954; Bogoslovsky ve Ogilvy 1977; Kaya vd. 2007; Göktürkler vd 2008; Bolève vd 2011).

Yer altında DU oluşumunu sağlayan, elektrokinetik ve elektrokimyasal, termoelektrik, mineralizasyon gerilimi olarak tanımlanan olaylar gerçekleşmektedir.

3.1.1. Elektrokinetik (Akma) Gerilimi

Kılcal damar ve boşluklu ortamlardan geçen akışkan, kat ettiği akış yönü boyunca elektrik gerilim oluşturabilmektedir. Bu gerilime genel olarak elektrokinetik (akma) gerilimi denilmektedir. Gerilimin ortaya çıkışındaki temel prensibin, akışkan içindeki iyonların kılcal damarların yan duvarlarındaki taneciklerle etkileşimlerinden ileri geldiği düşünülmektedir. Elektrokinetik geriliminin doğrultu yönünün basınç yönü ile aynı olduğu gözlemlenmiştir. Jeofizik çalışmalarda akma gerilimi yeraltı suyunun akışı ve termal çözeltinin akışı ile ilişkilendirilebilmektedir. İki kılcal damar arasında oluşan elektrokinetik gerilimi, E_s olarak tanımlandığında oluşan gerilimin matematiksel ifadesi izleyen eşitlikle verilir.

$$E_s = \frac{\rho \varepsilon \xi \Delta p}{4} \quad (3.1)$$

Burada ρ , öz direnç ε , dielektrik permitivite ξ , Soğurma Δp , basınç farkı η , akışkanın dinamik viskozitesi olarak tanımlanabilmektedir (Candansayar, 2016).

3.1.2. Elektrokimyasal Gerilim (Nernst ve Difüzyon Potansiyeli)

Yer içinde elektrolitlerin içerdiği iyonlar bölgesel olarak farklılık gösterebilmektedir. Birbirinden farklı çözeltiye sahip olan birimler arasında kimyasal olarak iyon alışverişi gerçekleşmesi görülmektedir. Bu iyon hareketliliğinin oluşumu esnasında yer içinde doğal bir gerilim oluşmaktadır. Bu gerilimler difüzyon gerilimi olarak da bilinmektedir. İki metal elektrod, iki farklı çözelti içine konulduğunda aralarında oluşan gerilim farkı milivolt seviyesinde ölçülmektedir. Bu gerilim ise Nernst Gerilimi olarak adlandırılmaktadır. Difüzyon ve Nernst gerilimi birlikte yer içinde elektrokimyasal gerilimi veya “durağan doğal gerilim” oluşturmaktadır (Candansayar, 2016).

Bilinen doğal elektrolit olarak Sodyum klorür ($NaCl$) örneği verilebilmektedir. $NaCl$ çözeltisi farklı konsantrasyonda ($C1$ ve $C2$) fakat aynı sıcaklıkta ($T - ^\circ C$) elektrokimyasal gerilimin genliği (E_c) matematiksel olarak,

$$E_c = -70.7 \frac{(T + 273)}{273} \ln\left(\frac{C1}{C2}\right) \quad (3.2)$$

şeklinde tanımlanabilmektedir (Candansayar, 2016).

3.1.3. Termoelektrik Gerilim

Bu gerilimin dayandığı prensip birbirinden farklı sıcaklıktaki çözeltilerin arasında oluşan gerilimdir. Sıcaklığın artması veya azalması ile oluşacak gerilim farkının doğru orantılı olduğu söylenebilmektedir. Gerilim ve ısı farkı oranı “Thermoelectric Coupling Coefficient (TEC)” olarak bilinmektedir (Candansayar, 2016).

3.1.4. Mineralizasyon Gerilim

Mineralizasyon potansiyeli bölgelerinden kaynaklanan kutuplaşmanın oluşturduğu doğal gerilimlerdir.

Genel olarak demir minerallerinin oluřtuđu b6lgelerde eřitli reaksiyonların oluřumuna baėlı olarak yeryüzünde negatif merkezli bir doėal gerilim oluřumu gözlenebilmektedir. *DU* yöntemi ilk olarak mineralizasyon b6lgelerinin belirlenmesinde, maden ve cevher arařtırmalarının yanı sıra günümüzde farklı jeoteknik ve evre sorunlarının arařtırılmasında da kullanılmaktadır (Keeli, 2012). Yeriinde doėal gerilime sebep olan diėer etkenler, tellürik akımlar, güç hatları, yapay kaynaklı akım kaçakları, gömülü boru hatları olarak verilebilir.

3.3. *DU* Ölü Alım Teknikleri

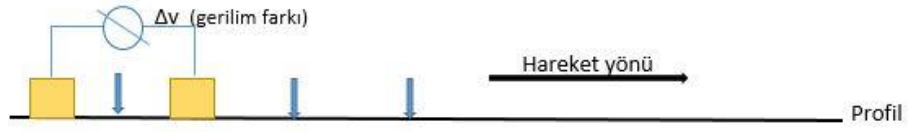
DU yönteminin uygulanabilirliėi kolay, az maliyetli bir yöntem olmasından dolayı kullanılan ölü alatleri de basit yapılı gerelerdir.

- Fincan elektrotlar, genellikle kutuplařmayı önleyen porselen veya PVC gibi malzemelerden yapılan fincan (pot) veya silindirik kaplardır. Bu yapıların ierisine bir metal ile iletken yapıda bir eriyik konulmaktadır.
- Kablo, yeterli uzunlukta ve iyi yalıtımlı ve i direnci düşük özellikte olmalıdır.
- Milivoltmetre, genellikle 1 mV duyarlılıėında olması yeterli görölmektedir.
- Diėer gereler, ölü alımı sırasında kolaylık saėlayacak ve herhangi teknik aksaklık yařanması durumunda standart el aletlerini barındıran tamir antası vb.

3.3.1. Yatay Kaydırma Ölü Tekniėi (Gradiyent Dizilim)

İki elektrot arası sabit tutulmak kaydıyla profil üzerinde kaydırılarak alınan ölü tekniėidir.

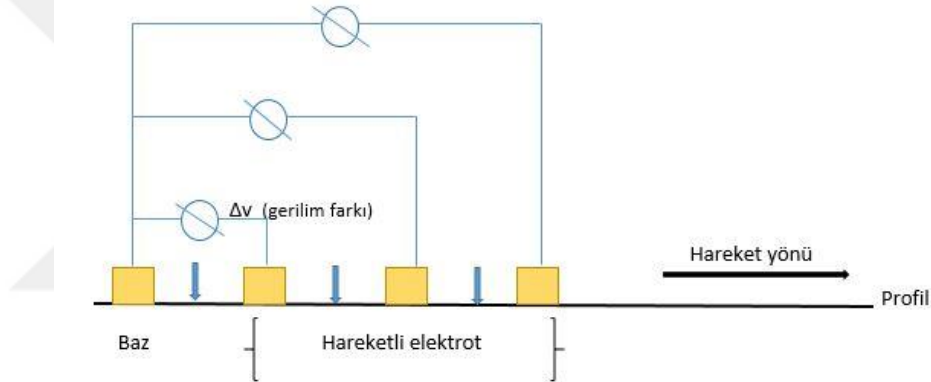
Arkadaki elektrot her ölüm sonrasında en öne taşınır. Bu durumda önceki elektrot her ölüm sonrası sabit kalır.



Şekil 3.1.Yatay kaydırma ölçü tekniği

3.3.2. Baza İndirgeme Ölçü Tekniği (Toplam Alan Dizilimi)

Elektrotlardan biri baz noktasında sabit tutulmak kaydıyla diğer elektrot ölçü noktalarına kaydırılarak ölçü alma tekniğidir. Ölçülen değerler kaydırılan elektrot noktalarına işaret etmektedir.



Şekil 3.2. Baza indirgeme ölçü tekniği

3.4. *DU* Belirtisinin Hesaplanması

DU, genel olarak, yukarıda da değinildiği gibi, yer içine yapay kaynaklı herhangi bir elektriksel akım uygulanmaksızın, yer içinde var olan elektrokimyasal ve fizikokimyasal özelliklerinden meydana gelen potansiyelin ölçülmesine dayalı bir jeofizik yöntemdir.

Yer altında, basit geometrik şekiller ile karakterize edilen ucaylanmış bir yapının yeryüzü boyunca neden olduğu *DU* belirtisi izleyen eşitlik ile hesaplanmaktadır (Bhattacharya and Roy 1981).

$$V(x, x_0, K, a, z_0, q) = K \frac{(x - x_0) \cos a + z_0 \sin a}{[(x - x_0)^2 + z_0^2]^q} \quad (3.3)$$

Burada x , yatay uzaklık (m), x_0 , belirtinin yeryüzündeki izdüşümü (m) K , elektrik dipol moment ($\text{mV} \cdot \text{m}^{2q-1}$) a , uçlaşma açısı ($^\circ$) z_0 , derinlik (m) q , biçim faktörü (boyutsuz) parametre olarak tanımlanır.

Biçim faktörünün değeri; düşey yarı sonsuz bir silindir için 0.5, yatay sonsuz uzunlukta bir silindir için 1 ve küre için ise 1.5 olarak tanımlanmaktadır.



4. JEOFİZİK UYGULAMALARINDA SAYISAL ÇÖZÜMLEME

Araştırmacıların bulgularını matematiksel olarak ifadesinden sonraki en önemli sorunlarından biri bu ifadenin çözümlenmesidir. Bu çözümleme işlemi sırasında sayısal çözümleme olarak ifade edilen problem çözme araçları kullanılmaktadır. Sayısal çözüm yöntemlerinin en belirgin işlevleri, analitik olarak çözüme ulaşılamayan büyük kapsamlı ve karmaşık sistemli problemleri basitleştirerek çözebilme olanağıdır (Oruç, 2012).

Günümüzde araştırmacılar, problemlerinin çözümü için birden fazla sayısal çözüm yöntemi kullanarak karşılaştırma yapmaktadır. Bu karşılaştırmalar sonucunda, problemlerin çözüme ulaşması için var olan yöntemler geliştirilerek yeni varyasyonlar türetilmeye başlanmış ve geliştirilmiştir.

Jeofizik uygulamalarında ise sayısal çözümleme, modelleme için önemli bir yere sahiptir. Jeofizik modellemede, doğrusal ve doğrusal olmayan karmaşık sistemli problemleri analitik olarak çözmek çoğu zaman mümkün değildir. Geliştirilen sayısal çözüm yaklaşımlarının uygulanması daha verimli ve basit çözüm olanağı sunmaktadır. Bu sayısal çözümleme işlemleri çeşitli programlama dilleriyle hızlı ve etkin bir biçimde kullanılabilir (Oruç, 2012).

4.1. Sayısal Çözümleme İşlemlerinde Matris

Matrisler (dizey), genel olarak, bir kare ($n \times n$) veya dikdörtgen ($n \times m$) boyutlarındadır. Dizey içerisinde gösterilen her bir sayı matris elemanıdır. Matrisin satır ve sütun sayısı, boyutunu tanımlar. Satır sayısı için n , sütun sayısı için m ifadeleri kullanılır. Matris boyutu gösterimi, A ($n \times m$) şeklindedir. Satır indisi i , sütun indisi j olarak tanımlanan bir a_{ij} elemanlı bir A matrisinin gösterimi,

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & . & . & a_{1m} \\ a_{21} & a_{22} & . & . & a_{2m} \\ . & . & . & . & . \\ a_{n1} & a_{n2} & . & . & a_{nm} \end{bmatrix}$$

- **Matris Transpozu**

A matrisinin satır ile sütun elemanlarının yer değiştirmesi sonucunda yeni bir matris elde edilir (A^T). Bu A^T matrisine tranpoze matris denilmektedir. Bu durumda A ($n \times m$) boyutlu bir matrisksen A^T ($m \times n$) boyutlu bir matris olarak gösterilmektedir.

$$A = \begin{bmatrix} 2 & 4 & 6 & 7 \\ 0 & 5 & 8 & 9 \\ 1 & 2 & 3 & 6 \end{bmatrix} \quad A^T = \begin{bmatrix} 2 & 0 & 1 \\ 4 & 5 & 2 \\ 6 & 8 & 3 \\ 7 & 9 & 6 \end{bmatrix}$$

Matematik terminolojisinde vektörler, tek satırlı veya tek sütunlu matrislerdir. Vektörler (yöneş) matrislerin özel bir çeşidi olarak değeriendirebilir. Bir matris, n adet satır ve tek sütundan oluşuyorsa vektör olarak tanımlanır. Yani $n \times m$ boyutlu bir matrisin her bir kolonu vektördür. Vektörler ise doğrultusu ve uzunluğu ile tanımlanır (Oruç, 2012).

- **Köşegen Matris**

Bir A matrisinin elemanları,

$$a_{ij} = 0, \quad i \neq j \quad (4.1)$$

biçiminde ise, A matrisi köşegen matris olarak tanımlanır. Köşegen matrislerin köşegenleri hariç diğer elemanları sıfırdır.

$$A = \begin{bmatrix} 2 & 0 & 0 \\ 0 & 5 & 0 \\ 0 & 0 & 4 \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 7 & 0 \\ 0 & 0 & 3 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Yukarıdaki her iki matris te bir köşegen matris örneğidir.

- **Birim Matris**

Birim matris köşegen elemanları bir olan matristir ve her zaman $n \times n$ boyutundadır.

$$I = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

A matrisi birim matris I ile çarpıldığında yine A matris elde edilir.

$$AI = IA = A \quad (4.2)$$

- **Alt ve Üst Üçgen Matris**

A matrisi elemanları,

$$a_{ij} = 0 \quad (i > j \text{ için}) \quad (4.3)$$

koşulu sağlandığında, A üst üçgen matris olarak tanımlanır.

$$a_{ij} = 0 \quad (i < j \text{ için}) \quad (4.4)$$

koşulu sağlandığında ise, A alt üçgen matris olarak tanımlanır.

Özetle, üst üçgen matris esas köşegenin altındaki tüm elemanları sıfır olan, alt üçgen matris ise esas köşegenin üstündeki tüm elemanları sıfır olan matristir (Oruç, 2012).

$$U = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 0 & 5 & 4 \\ 0 & 0 & 6 \end{bmatrix}, \quad L = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 2 & 5 & 0 \\ 3 & 4 & 7 \end{bmatrix}$$

Yukarıdaki örnekte U , üst köşegen, L ise alt köşegen matristir.

4.2. LU Ayrışım Yöntemi İle Alt ve Üst Üçgen Matris Hesaplama İşlemi

Yöntem kısaca bir matrisin çarpanlarına ayrılması işlemidir.

$$[a][x] = [b] \quad (4.5)$$

Bu yöntemde $[b]$ eşitlik vektörü üzerinde değişiklik yapılmadan sadece, katsayılar matrisi üzerinde işlemler yapılarak çözüme ulaşılmaya çalışılır (Karaboğa, 2012).

A matrisinin, genel olarak, bir L ve bir U matrisine ayrıştırılması amaçlanır. L matrisi alt üçgen ve U matrisi ise bir üst üçgen çarpanına dönüştürülür.

$$A \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} & \dots & a_{2n} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} & \dots & a_{3n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & a_{n3} & \dots & a_{nn} \end{bmatrix} = L \begin{bmatrix} l_{11} & & & & \\ l_{21} & l_{22} & & & \\ l_{31} & l_{32} & l_{33} & & \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ l_{n1} & l_{n2} & l_{n3} & \dots & l_{nn} \end{bmatrix} U \begin{bmatrix} u_{11} & u_{12} & u_{13} & \dots & u_{1n} \\ & u_{22} & u_{23} & \dots & u_{2n} \\ & & u_{33} & \dots & u_{3n} \\ & & & \dots & \vdots \\ & & & & u_{nn} \end{bmatrix}$$

$$A = L \cdot U \quad (4.6)$$

Uygulamada, LU ayrışması için kullanılan yaklaşımlardan birisi Crout metodudur. Crout metodunda U matrisinin bütün diyagonal elemanları $u_{ii} = 1$ olmak koşulu sağlanır.

A kare matris için, $\det A \neq 0$ olmak üzere ve $u_{ii} = 1$ koşulu ile,

$$A \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} & \dots & a_{2n} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} & \dots & a_{3n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & a_{n3} & \dots & a_{nn} \end{bmatrix} = L \begin{bmatrix} l_{11} & & & & \\ l_{21} & l_{22} & & & \\ l_{31} & l_{32} & l_{33} & & \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ l_{n1} & l_{n2} & l_{n3} & \dots & l_{nn} \end{bmatrix} U \begin{bmatrix} 1 & u_{12} & u_{13} & \dots & u_{1n} \\ & 1 & u_{23} & \dots & u_{2n} \\ & & 1 & \dots & u_{3n} \\ & & & \dots & \vdots \\ & & & & 1 \end{bmatrix}$$

n adımda L ve U matrislerinin tüm elemanları hesaplanabilmektedir. Bu durumda katsayıların neye karşılık geldiği bulunabilmektedir.

Matris çarpım kuralları uygulanarak her adımda, L birinci kolonu ile U birinci satırı çarpım işlemi gerçekleştirilir ve L ve U matrisleri her kolon ve satırı için aynı işlem tekrar edilir (Karaboğa, 2012).

İlk satırdan başlanarak,

$$l_{11} = a_{11} \quad (4.7)$$

$$u_{12} = a_{12}/l_{11}, \quad u_{13} = a_{13}/l_{11}, \quad u_{14} = a_{14}/l_{11} \quad (4.8)$$

Sırasıyla ikinci satırdan $l_{21}, l_{22}, u_{23}, u_{24}$

$$l_{21} = a_{21}, \quad l_{22} = a_{22} - l_{21} \cdot u_{12} \quad (4.9)$$

$$u_{23} = a_{23} - l_{21} \cdot u_{13}/l_{22}, \quad u_{24} = a_{24} - l_{21} \cdot u_{14}/l_{22} \quad (4.10)$$

Üçüncü satır sırasıyla, $l_{31}, l_{32}, l_{33}, u_{34}$

$$l_{31} = a_{31}, \quad l_{32} = a_{32} - l_{31} \cdot u_{12}, \quad l_{33} = a_{33} - l_{31} \cdot u_{13} - l_{32} \cdot u_{23} \quad (4.11)$$

$$u_{34} = a_{34} - l_{31} \cdot u_{14} - l_{32} \cdot u_{24}/l_{33} \quad (4.12)$$

Dörüncü satır l değişkenleri ise,

$$l_{41} = a_{41}, \quad l_{42} = a_{42} - l_{41} \cdot u_{12}, \quad l_{43} = a_{43} - l_{41} \cdot u_{13} - l_{42} \cdot u_{23} \quad (4.13)$$

$$l_{44} = a_{44} - l_{41} \cdot u_{14} - l_{42} \cdot u_{24} - l_{43} \cdot u_{34}$$

Yukarıdaki işlemler $n \times n$ boyutundaki kare matris A için n . kolon ve satıra kadar tekrarlanır.

$n \times n$ boyutundaki doğrusal bir denklem sisteminin Crout yöntemiyle çarpanlarına ayrıştırılması işlemi sırasıyla,

İlk olarak, ilk sütun l değerleri hesaplanır.

$$l_{i1} = a_{i1}, \quad i = 1, 2, 3, 4, \dots, n \quad (4.14)$$

İkinci adım olarak, u' nun köşegen üzerinde yer alan değerleri oluşturulur.

$$u_{ii} = 1, \quad i = 1, 2, 3, 4, \dots, n \quad (4.15)$$

Üçüncü adım, u_{11} hariç, u' nun ilk satırındaki katsayılar hesaplanır.

$$u_{ij} = a_{ij}/l_{11}, \quad i = 2, 3, 4, \dots, n \quad (4.16)$$

Dördüncü adımda ise önce $[L]$ sonra $[U]$ 'nun diğer katsayıları genelleştirilmiş ifadelerden hesaplanabilir.

$$l_{ij} = a_{ij} - \sum_{k=1}^{j-1} l_{ik} u_{kj}, \quad \begin{matrix} i = 2, 3, 4, \dots, n \\ j = 2, 3, 4, \dots, n \end{matrix} \quad (4.17)$$

$$u_{ij} = a_{ij} - \sum_{k=1}^{j-1} l_{ik} u_{kj} - l_{ii}, \quad j = (i + 1), (i + 2), (i + 3), \dots, n \quad (4.18)$$

(Karaboğa, 2012).

5. OPTİMİZASYON

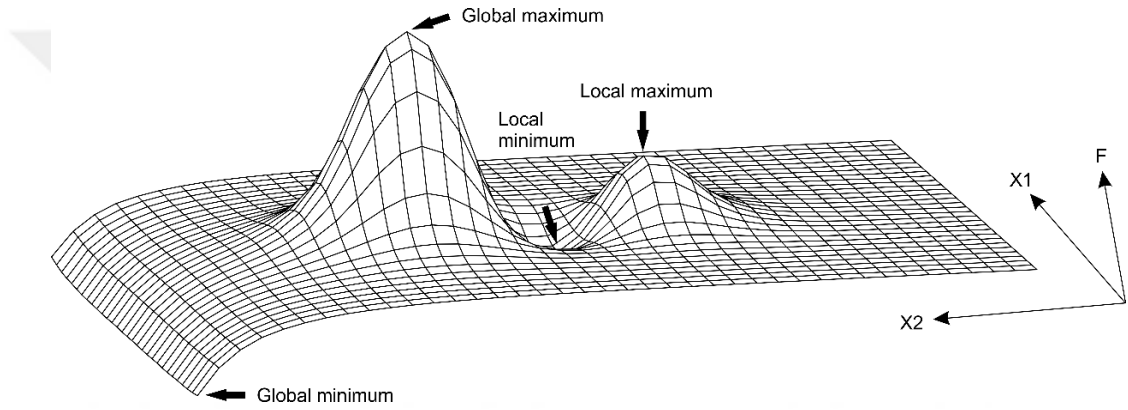
Optimizasyon (en iyileme), belirli kısıtlar dâhilinde, karmaşık yapıdaki sistemlerin bilinmeyenlerinin (parametlerinin) çözümünde en iyi sonucun elde edilmesi yöntemi olarak tanımlanmaktadır. Optimizasyon yöntemlerinin genel amacı; üzerinde çalışılan problemler için hesaplama maliyetlerinin düşürülmesi ve yüksek oranda verimli sonuçlar elde edilmesidir. Bu nedenle, optimizasyonun kullanımı, hemen hemen mühendisliğin her dalında ve günlük hayatta karşılaşılabilecek problemlerde son yıllarda oldukça yaygınlaşmış ve geliştirilmiştir (Yetkin, 2016). Yerbilimleri araştırmacıları da optimizasyon yöntemlerini, çoğu zaman analitik yollarla çözümü zor olan karmaşık yapıdaki yeraltı sistemlerinin araştırılmasında etkin olarak kullanmaktadır.

Optimizasyon yöntemlerinde temel olarak belirlenmesi gereken hususlar; üzerinde çalışılan problemin veya sistemin temel bileşenlerinin oluşturulması, probleme veya sisteme ön kestirim parametlerinin atanması, hedeflenen amaç fonksiyonu belirlenmesi, hedef dışına çıkılmaması için gereken sınırlandırma kısıtlamalarının belirlenmesi ve son olarak probleme veya sisteme adapte edilecek en uygun optimizasyon yöntemin uygulanması olarak nitelendirilebilir (Karaboğa, 2014).

Optimizasyon, en küçükleme ve en büyükleme problemidir (Yang, 2011). Bundan dolayı bazı problemler bir veya birden çok parametreye sahip problemler için bir veya birden çok hedeflenen amaç fonksiyonunun en küçükleme veya en büyükleme amaçları (Alkan, 2017). Bu tür problemlere genel olarak çok amaçlı optimizasyon problemleri denilmektedir.

Çok amaçlı optimizasyon problemlerinde, hedeflenen en iyi çözüme ulaşma amacı için kullanılan durdurma ya da sınırlandırma kısıtları arasında kalan arama bölgesine, en uygun çözüm bölgesi denilebilir. Optimum çözüm, en küçükleme yapılacak problem için uygun çözüm bölgesinde minimum değeri, en büyükleme yapılacak problem içinse maksimum değeri içerir (Karaboğa, 2014).

Optimizasyon yöntemleri/algoritmalar, lokal (yerel) ve global (küresel) olarak ikiye ayrılabilir (Yetkin, 2016). Optimizasyon algoritmalarının genel amacı bir amaç fonksiyonunun tanımlanmış arama veya çözüm bölgesinde daha geniş bir tarama yaparak tüm olabilecek çözümleri lokal çözüme bağlı kalmadan global minimuma veya maksimuma ulaşabilirliğini artırmaktır. Lokal optimizasyonda ise, bir başlangıç çözümü ele alınarak global optimizasyona göre daha dar bir arama alanında minimum veya maksimum optimum çözüme ulaşmak hedeflenir. Bir çözüm bölgesi için global ve lokal optimizasyon minimum ve maksimum noktalarının bir gösterimi şekil 4.1’de verilmiştir.



Şekil 5.1. Bir çözüm bölgesindeki lokal ve global minimum maksimum noktaları (Ekinci vd. 2020).

5.1. Lokal Optimizasyon

Lokal optimizasyon algoritmaları genel olarak, başlangıç parametrelerine bağlı olarak optimum çözümü hedefleyen algoritmalarlardır. Fakat üzerinde çalışılan problemin istenilen global optimum çözümü için lokal optimizasyon algoritmalarında başlangıç parametrelerinin iyi seçilmesi gerekmektedir. Yani çözüme oldukça yakın parametre değerleri seçilmelidir (Yetkin, 2016).

5.1.1. Sonlu Farklar Yöntemi ile Yaklaşık Türev Hesaplama

Jeofizik yöntemlerde matematiksel model diferansiyel denklemler ile tanımlanmaktadır. Bu diferansiyel denklemlerin analitik çözümü tek başına

yetersiz kalmaktadır. Bu yüzden sonlu farklar ve sonlu elemanlar gibi sayısal yöntemler beraberinde kullanılmaktadır.

Sonlu farklar yöntemi, türevi alınabilen sürekli bir fonksiyonun birinci, ikinci ve daha yüksek mertebeden türevlerinin yaklaşık olarak hesaplanması için kullanılmaktadır (Oruç, 2012).

Kısmi diferansiyel denklemlerde yer alan türevlerin bilgisayar programlarında sayısal hesabı için yaklaşık formda yazılması gerekmektedir. Bu tip ayrıklaştırma işlemleri genel bir ifade ile sonlu farklar yöntemi olarak bilinmektedir. Sonlu farklar yöntemi Taylor serine açılarak uygulanmaktadır (Oruç, 2012).

Genel hatlarıyla bir fonksiyon eğrisinin $(f(x))$, $(x_i + \Delta x)$ noktasındaki değeri

İleri fark yaklaşımına göre birinci dereceden kısmi türev,

$$\begin{aligned} f(x + \Delta x) &= f(x) + (\Delta x) \frac{\partial f}{\partial x} + \frac{(\Delta x)^2}{2!} \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{(\Delta x)^3}{3!} \frac{\partial^3 f}{\partial x^3} + \dots + \\ &= f(x) + \sum_{n=1}^{\infty} \frac{(\Delta x)^n}{n!} \frac{\partial^n f}{\partial x^n} \end{aligned} \quad (5.1)$$

şeklinde yazıldığında, birinci türev,

$$\frac{\partial f}{\partial x} = \frac{f(x + \Delta x) - f(x)}{\Delta x} - \frac{(\Delta x)^2}{2!} \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} - \frac{(\Delta x)^3}{3!} \frac{\partial^3 f}{\partial x^3} - \dots \quad (5.2)$$

veya

$$\varepsilon(\Delta x) = -\frac{(\Delta x)^2}{2!} \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} - \frac{(\Delta x)^3}{3!} \frac{\partial^3 f}{\partial x^3} - \dots \quad (5.3)$$

hata terimi olarak,

$$\frac{\partial f}{\partial x} = \frac{f(x + \Delta x) - f(x)}{\Delta x} + \varepsilon(\Delta x) \quad (5.4)$$

indissel formda gösterilecek olursa,

$$\left. \frac{\partial f}{\partial x} \right|_i = \frac{f_{i-1} - f_i}{\Delta x} - \varepsilon(\Delta x) \quad (5.5)$$

Yukarıdaki ifade f büyüklüğünün x 'e göre birinci mertebeden ileri fark yöntemi ile yapılmış yaklaşımdır.

Taylor açılımı,

$$f(x - \Delta x) = f(x) - (\Delta x) \frac{\partial f}{\partial x} + \frac{(\Delta x)^2}{2!} \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} - \frac{(\Delta x)^3}{3!} \frac{\partial^3 f}{\partial x^3} + \dots \quad (5.6)$$

şeklinde yazıldığında ve benzeri işlemler tekrarlandığında, birinci mertebeden geri fark yaklaşımının indissel formu ise,

$$\left. \frac{\partial f}{\partial x} \right|_i = \frac{f_i - f_{i-1}}{\Delta x} + \varepsilon(\Delta x) \quad (5.7)$$

şeklindedir.

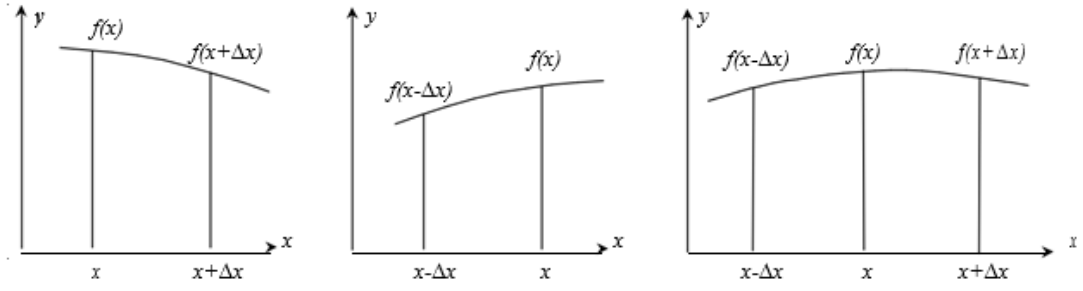
(5.1) ve (5.6) Taylor seri açılımları birbirinden çıkartılır ve benzeri işlemler tekrarlandığında ise, merkezi fark yaklaşımı elde edilir.

$$f(x + \Delta x) - f(x - \Delta x) = 2\Delta x \frac{\partial f}{\partial x} + 2 \frac{(\Delta x)^3}{3!} \frac{\partial^3 f}{\partial x^3} + \dots \quad (5.8)$$

İndissel formu,

$$\left. \frac{\partial f}{\partial x} \right|_i = \frac{f_{i+1} - f_{i-1}}{2\Delta x} + \varepsilon(\Delta x)^2 \quad (5.9)$$

şeklinde yazılabilir.



a) İleri fark

b) Geri fark

c) Merkezi fark

Şekil 5.2. Sonlu farklar yöntemi ileri fark, geri fark, merkezi fark yaklaşımları ağ noktaları (Yükselen, 2008).

5.1.2. Türev Tabanlı Lokal Optimizasyon Yöntemlerinde Ters Çözüm

Jeofizik uygulamalarında parametreler doğrudan doğruya ölçülebilir büyüklükler değildir. Ölçümü mümkün diğer büyüklüklerden matematiksel bağıntılar ile saptanmaya çalışılan değişkenlerdir. Yeraltı ile ilgili problemlerde parametreye dönüştürme, yeraltının sonlu sayıda birime bölünmesi ile gerçekleştirilebilmektedir (Başokur, 2002).

Yeraltı birimlerinin geometrik ve fiziksel olmak üzere iki temel tür parametreleri vardır. Yeraltındaki birimlerin kalınlık, genişlik, derinlik, boyut gibi değişkenleri geometrik parametre, yoğunluk, öz direnç, geçirgenlik, sismik hız gibi ölçülen alanda değişikliğe neden olan fiziksel parametreleri ifade eder. Gözlemsel veriler ile parametreler arasında kurulan matematiksel ilişkiye “Düz Çözüm” denilmektedir (Başokur, 2002).

Gözlemsel veri d ve ortam parametreleri de m olarak gösterildiği takdirde,

$$G(m)=d \quad (5.10)$$

Bağıntısı ile d ve m arasındaki ilişki tanımlanabilir. Burada G , basit analitik bağıntı m , model parametre vektörü d , gözlemsel (kuramsal) veri vektörü ifade eder (Oruç, 2012).



Şekil 5.3. Basitleştirilmiş düz çözüm gösterimi (Oruç, 2012).

Kuramsal veri, parametrelere atanan ön kestirim değerlerinden düz çözüm ile hesaplanan sayısal veridir ve değişkenlerin bir fonksiyonudur. Kuramsal veri ile ön kestirim parametreleri arasında matris denklemleri ile ifade edilebilen bir ilişki söz konusu değil ise parametreler düz çözüm ile hesaplanamaz. Bu durumda, belirlenmiş kıstaslar içerisinde, gözlenen veri ile uyum oranının hata payı minimum seviyede olabilecek bir kuramsal veri uzayı bulunması amaçlanır. Uyum sağlayan kuramsal veri hesaplamasında kullanılan parametreler, problem için çözüm niteliğindedir. Gözlenen veri ile kuramsal verinin minimum hata payı ile çakışması işleminin, veri uzayında araması işlemine ‘parametre kestirimi’ veya ‘ters çözüm’ denilmektedir (Başokur, 2002).

Ters çözüm, genel olarak, fiziksel bir sistem içerisinde yapılan ölçümlerin matematiksel modeli ile tanımlanmaya çalışılan verilerin ve bu verilere neden olan değişkenlerin yani parametrelerin saptanması işlemi olarak adlandırılabilir. Ters çözüm modelleme işlemlerinde istenilen, yanıtı bilinen probleme sebep olan kaynağın modelini ortaya çıkarmaktır.



Şekil 5.4. Basitleştirilmiş ters çözüm gösterimi (Oruç, 2012).

Ters çözüm ilk işlem basamağı, parametreler için kullanıcı tarafından atanan ön kestirim değerleridir. İstenilen optimum çözüme ulaşmak için uygulamada, tolerans aralığı ve durdurma ölçütü belirlenerek iterasyon işlemi devam eder. Atanan ön kestirim değerlerine karşılık gelen kuramsal veri ile gözlenen (ölçülen) veri ile karşılaştırılarak istenilen minimum düzeyde hata payı yani

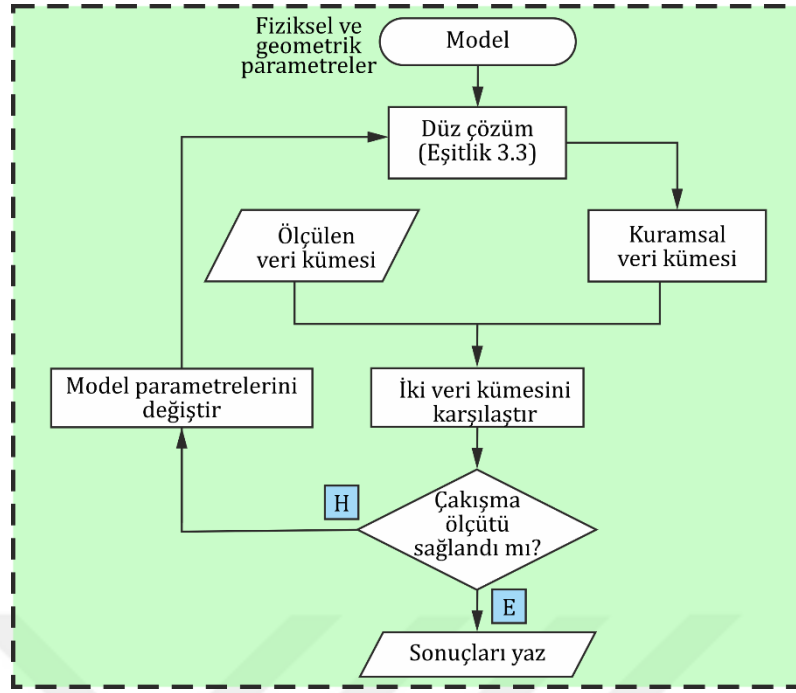
yeterli akışma elde edilmemiş ise n kestirim parametreleri yenilenerek inversiyon işlemleri sürdürölür (Başokur, 2002).

Ters özölmlerindeki genel amaç model parametreleri ile kuramsal verinin minimum yanılğı enerjisi ile akışmasıdır. Yanılğı enerjisini hesaplamak, değışkenin her değıerinde elde edilen verilerin farklarının, mutlak değıerlerinin herhangi L sabiti derecesinden kuvvetini hesaplayarak ve bunların toplamı ile gerekleşir (Başokur, 2002).

$$E_L(p) = \sum_{i=1}^n |(d_{ölç} - d_{hes})^{L_i}| = \sum_{i=1}^n |e_i|^{L_i} \quad (5.12)$$

Burada n , veri sayısı, p , parametreler $d_{ölç}$, ölölöl veri x_i , değışken değıerleri d_{hes} , hesaplanan veya kuramsal veri e_i , ölölöl ve kuramsal veri arasındaki fark L_i , ise problem özölmlünde alınması gereken sabit bir değıeri ifade etmektedir.

L_i değıerinin sabit olarak alınmasındaki amaç akışma ölölölölöl sadece parametre değıerlerine bağı kalmasıdır. L_i değıeri genel olarak iki tam sayısı değıeri ile kullanılır ve bu durumda yöntem en küçük kareler olarak adlandırılır. Yanılğı enerjisinin küçük olması, parametrelere atanan n kestirim değıerlerinin gereğe yakın olmasına bağılıdır. Ters özölmlde de yanılğı enerjisini en küçükleyen parametre kümesinin bulunmasına olanak sağılar (Başokur, 2002).



Şekil 5.5. Ters-çözüm işleminin yalınlaştırılmış akış şeması (Başokur, 2002'den düzenlenmiştir).

Jeofizikte, ters çözüm, doğrusal problemler ve doğrusal olmayan problemlerin ters çözümü olarak iki ana kısma ayrılmıştır. Bu kavramların tanımlanması, elde edilen model parametreleri ile gözlenen veriler arasındaki ilişkiye bağlıdır. Doğrusal olmayan problemlerin ters çözümünde amaç fiziksel parametresi bilinen belirtinin, geometrik parametrelerinin hesaplanmasıdır. Jeofizik araştırmalarda, çoğunlukla ters çözüm problemleri doğrusal değildir ve model parametrelerinin hesaplanmasında doğrusallaştırılmış yinelemeli yöntemler kullanılmaktadır (Başokur, 2002).

5.1.3. Doğrusal Olmayan Problemlerin Ters Çözüm İşlemleri

Yerbilimlerinde karşılaşılan çoğu problem doğrusal değildir. Doğrusal olmayan problem tanımı teknik olarak, hesaplanan ve gözlenen parametreler arasında doğrusal bir ilişki bulunmadığında, problem doğrusal olmayan bir nitelik kazanır. Doğrusal olmayan problemlerin, doğrusallaştırılarak yapılan çözümü için, ön kestirim parametreleri, çözüm civarında Taylor serisine açılarak hesaplanabilmektedir. Buna göre doğrusal olmayan problemlerin ters

çözümünde yapılan iterasyonlarla parametrelerin kendileri değil, parametrelere uygulanacak düzeltme vektörleri (Δp) hesaplanmaktadır (Oruç, 2012).

5.1.4. Sönümlü En-küçük Kareler (Levenberg-Marquardt) Yöntemi

Gauss-Newton ve en dik iniş yaklaşımlarının melez olarak kullanıldığı, optimal sonuca ulaşmak için kullanılan bir yöntem olarak kullanılmaktadır.

Yaklaşım önce Levenberg (1944) tarafından ortaya çıkarılmış, daha sonrasında Marquardt (1963, 1970) tarafından ayrıntılı bir şekilde incelenmiştir. Yöntem genel olarak doğrusal olmayan problemlerin ters çözümünde Δp düzeltme vektörünün sınırsız değişimlerini göstermektedir. Bu duruma bağlı olarak Δp 'nin elemanlarının enerjisini λ (Marquardt sönüm faktörü) gibi gerçel bir sabit ile sınırlandırma koşulu konulabilir olması çözüm içerisindeki sınırsız titreşimleri "söndürmeyi" amaçladığından, Sönümlü En Küçük Kareler yöntemi olarak adlandırılmıştır (Oruç, 2012).

Bu durumda, I birim matris olmak üzere Δp bağıntısı,

$$\Delta p = (A^T A + \lambda I)^{-1} A^T \Delta d \quad (5.11)$$

olarak tanımlanabilir (Başokur, 2002).

Burada Δp , düzeltme vektörü A , jacobian matris ($n \times m$ boyutunda bir kare matris) λ , sönüm faktörü I , birim matris olarak tanımlanır.

Levenberg-Marquardt gibi türev tabanlı yöntemlerde karşılaşılan başlıca sorun, parametrelerdeki çözüm işleminin optimum sonuç vermesi, atanan ön kestirim değerlerine bağlı olmasıdır. Model verileri için ön kestirim değerleri uygulanırken gerçeğe yakın değerler verilmesi halinde bile global minimumdan daha çok lokal minimuma yaklaşması ve çözümlerde ıraksama ortaya çıkması görülmüştür. Bu sorunu ortadan kaldırmak adına araştırmacılar son yıllarda, üzerinde durulan problemlerin optimum çözümü için, çok daha geniş aralıkta

özüm arayışı yapabilen, lokalden uzaklaşıp global minimum arayışını daha etkin olarak gerçekleştirebilen optimizasyon yöntemlerini geliştirmiş ve bunların kullanımları yaygınlaşmıştır.

5.2. Global Optimizasyon

Lokal optimizasyon yöntemlerinin belirli dezavantajları nedeniyle çeşitli sezgisel ve metasezgisel algoritmaları geliştirmişler. Bu tür algoritmalar adından da anlaşılacağı üzere genellikle doğadan ilham alan ve problem çözümleri için gerekli matematiksel bağıntılar elde edilebilen ve arama bölgesi daha geniş çapta olan algoritmalar olarak bilinmektedirler.

5.2.1. Sezgisel Algoritmalar

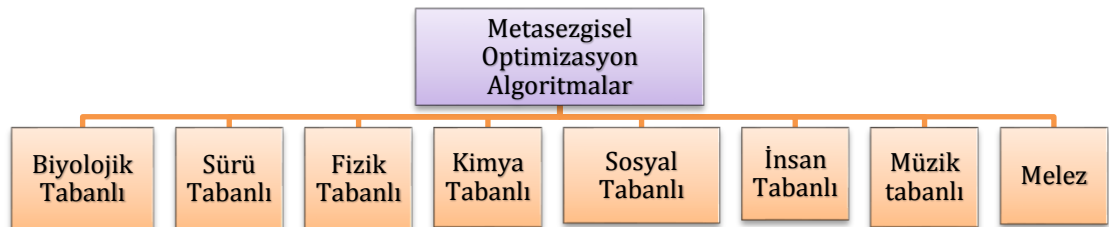
Geleneksel optimizasyon algoritmalarının dezavantajları arasında optimum çözüme ulaşmaya çalışırken ıraksama ve global minimum veya maksimumdan çıkıp daha dar bir çözüm bölgesi içerisinde kalmaları sayılabilir. Problem çözümlerinde bu dezavantajları ortadan kaldırmak için yeni bir yaklaşım olan sezgisel yöntemler geliştirilmiştir. Sezgisel yöntemlerin geliştirilmesinde amaç kısaca karmaşık yapıdaki problemleri veya sistemleri daha basit hale getirerek iyi bir çözüme ulaşmak denilebilir. Sezgisel algoritmalar en iyi çözümü garanti edemezler bu tür algoritmalar yakınsama özelliğinden dolayı çözüm arama bölgesi içerisinde, en kısa sürede bulunan optimum çözümün civarındaki bir çözümü seçerler. Sezgisel algoritmalarda çözümün doğruluğunu kanıtlama yetkinliği güdülmez (Karaboğa, 2014).

Sezgisel algoritmaların başlıca kullanım amaçları arasında, araştırmacılar için karmaşık yapıdaki problemleri basitleştirip anlaşılabilirliğini artırmak, optimizasyon problemlerinde kesin özümün tanımlanamadığı bir yapıda veya sistemde olması, kesin çözümü bulmayı amaçlayan işlemlerde bir ön öğreniminin gerçekleşmesi olarak sayılabilir (Karaboğa, 2014).

5.2.2. Metasezgisel Algoritmalar

Metasezgisel algoritmalar sezgisel algoritmalar ile bütünleştirilebilen yeni yaklaşımlarla oluşturulan ileri seviye bir algoritma türüdür. Metasezgisel algoritmaların en belirgin özelliği üzerinde durulan optimizasyon problemi için iyi bir başlangıç değerine ihtiyaç duymamasıdır. Metasezgisel algoritmalar uyarlanabilen operatörler ile arama uzayında daha etkin çözümler üretebilme özelliği gösterirler. Bu algoritmalar özellikle analitik yollarla çözümü mümkün olmayan doğrusal olmayan optimizasyon problemlerin araştırılmasında ve optimum çözümün saptanmasında sıkça kullanılmaya başlanmıştır (Yetkin, 2016). Metasezgisel algoritmalar, sezgisel algoritmalar ve literatürde bilinen klasik optimizasyon algoritmalar (türev tabanlı algoritmalar) gibi yöntemlere kıyaslandığında, problem çözümlerinde hem hesaplama maliyetini düşürmede (zaman yönetimi) hem çözüm doğruluğu (optimum çözüm) kanıtlanmasındaki etkinliği en önemli avantajları denilebilir. Günümüzde araştırmacılar ele aldıkları birçok problemin metasezgisel algoritmalar sayesinde çözümünün etkin olduğunu kanıtlamışlar. Metasezgisel algoritmalar genel olarak doğadan ilham alan ve taklit eden davranış biçimlerinin matematiksel olarak formülize edilerek entegre edilmesiyle oluşturulmuştur. En bilinen metasezgisel algoritmalar örnek olarak PSO, Yİİ, GA, KKA gösterilebilir.

Metasezgisel algoritmalar uygulamada yinelemi olarak kullanılırken durdurma kistası problem çözümlerinde önemlidir. Arama uzayı içerisinde farklı stratejilere dayanarak istenilen optimum çözüme yakınsaması veya ulaşılması halinde algoritma araştırma tarafından durdurulabilir (Yetkin, 2016).



Şekil 5.6. Metasezgisel optimizasyon algoritmaları sınıflandırılması (Akyol ve Alataş, 2012).

Çalışma kapsamında güncel metasezgisel algoritmalarından olan topluluk, sürü tabanlı Balina Optimizasyon Algoritması (*BOA*), ele alınan problem üzerinde uygulanmıştır. Algoritma ve çalışma prensibi 5.2.3. bölümde detaylı olarak verilmektedir.

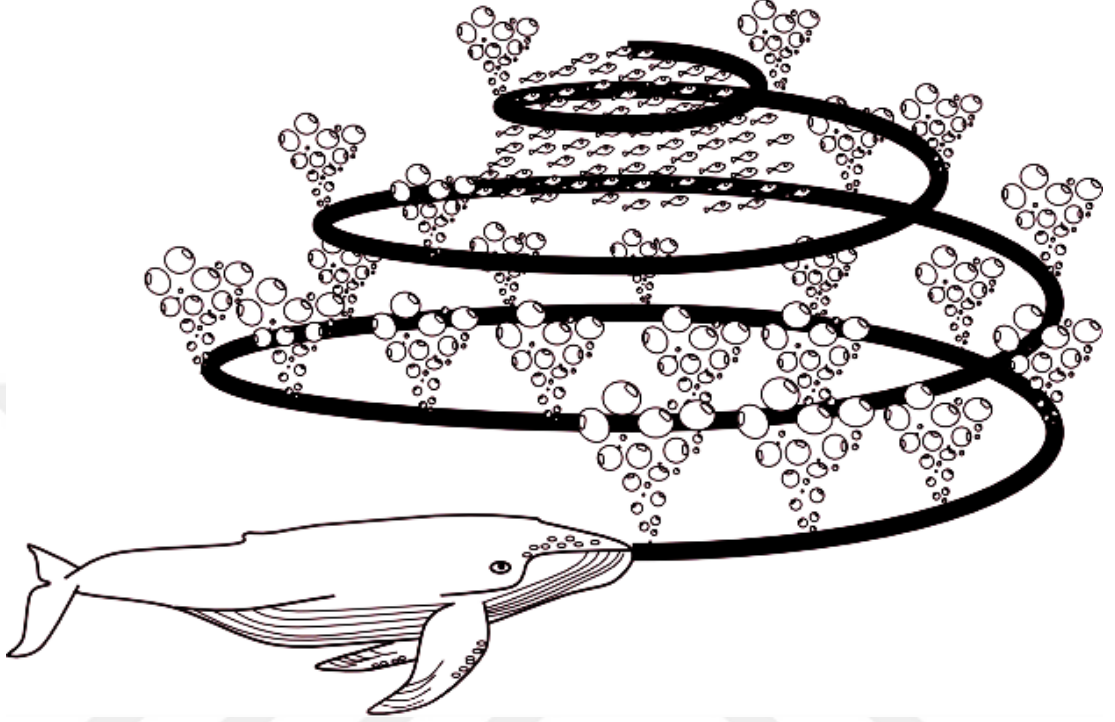
5.2.3. Balina Optimizasyon Algoritması (*BOA*)

Balinalar, dünya üzerinde literatürde geçen en büyük memeli canlılar olarak anılmaktadırlar. Balinaların insan duyularına benzerliklerinden en dikkat çekici özelliği duygusal zekâlarının çok gelişmiş olmasıdır.

Hof ve Van Der Gucht'a göre balinaların beyinlerinin bazı bölgelerinde, insanlardaki iş hücrelerine (Serebral korteksin daha derinlerinde bulunan işçi hücreler) benzer ortak hücreler vardır. Bu iş hücreleri insanlarda, yargılama, duygu ve sosyal davranışlardan sorumlu olan hücrelerdir. Diğer bir deyişle bu iş hücreleri bizi diğer canlılardan farklı kılan hücrelerdir. Balinaların, duygusal zekâlarının gelişmiş olmasının nedeni ise bu işçi hücrelerin beyinlerinde daha fazla olmasına dayanmaktadır (Mirjalili ve Lewis 2016).

Kambur balinaların kendilerine özgü bir beslenme şekli mevcuttur. Bu beslenme şekline, yani avlanma yöntemine kabarcık ağı ile avlanma (Bubble-net hunting) denilmektedir. Bu avlanma işlemi, bir daire boyunca farklı kabarcıklar yaratan (Şekil 5.1) bir davranış biçimi gözlemlenmiştir. Bu davranış biçimi sadece okyanus yüzeyindeki gözlemlere dayalı araştırılmıştır. Bununla birlikte Goldbogen ve arkadaşları etiket sensörleri kullanarak dokuz ayrı kambur balina için üçyüz kabarcık ağı ile avlanma olayı yakalamışlardır. Araştırmacılar, kambur balinaların kabarcık ağı ile avlanma stratejilerine ilişkin iki ana manevra yaptıklarını gözlemlemiş ve bunlar, 'yukarı doğru spiral hareket' ve 'çift döngüler' olarak isimlendirmişlerdir. İlk manevrada, kambur balinalar yaklaşık 12 m aşağıya daldığı ve avın çevresinde yukarıya doğru uzanan spiral bir hareket döngüsü başlatarak su yüzeyine doğru avı çevrelediği gözlemlenmiştir. Daha sonraki manevrada ise üç farklı aşama gerçekleştirdikleri gözlenmiştir. Bunlar, mercan döngüsü, lobtail (balinaların kuyruklarıyla su yüzeyine karşı yaptıkları sert vuruşlar) ve yakalama döngüsü. Kabarcık ağı ile besleme davranışı, kambur

balinalara özel bir avlanma ya da beslenme stratejisi olduğu kabul edilmektedir (Mirjalili ve Lewis 2016). Sarmal bir döngü içerisinde kabarcık oluşturdıkları besleme manevrasının matematiksel modeline aşağıda değinilmiştir.



Şekil 5.7. Kambur Balinaların kabarcık ağı stratejisi benzetimi (Mirjalili ve Lewis 2016).

Kambur balinaların av arama ve avı çevreleyen spiral kabarcık ağı ile beslenme manevrası davranışlarının optimizasyon algoritması içerisindeki matematiksel modeli bağıntılarla gösterilmektedir.

5.2.3.1. Av Arayışı

$\vec{A}$ vektörünün varyasyonuna dayalı olan aynı yaklaşım av arama için de kullanılmaktadır. Kambur Balinalar, sürü içinde birbirlerine göre rastgele arama yapmaktadırlar. Bu nedenle referans arama ajanından diğer arama ajanlarının uzaklaşmasını ve arama bölgesini genişletmek için $\vec{A}$ vektörüne rastgele olarak 1'den büyük ya da -1'den küçük değerler verilmektedir. Keşif aşamasında ki ajanın konumu, şimdiye kadar ki bulunan en iyi ajanın konumu yerine rastgele seçilen bir arama ajanına göre güncellenmektedir. Bu strateji ve $|\vec{A}| > 1$ koşulu

BOA algoritmasının global arama yapmasına imkan sağlamaktadır (Mirjalili ve Lewis 2016).

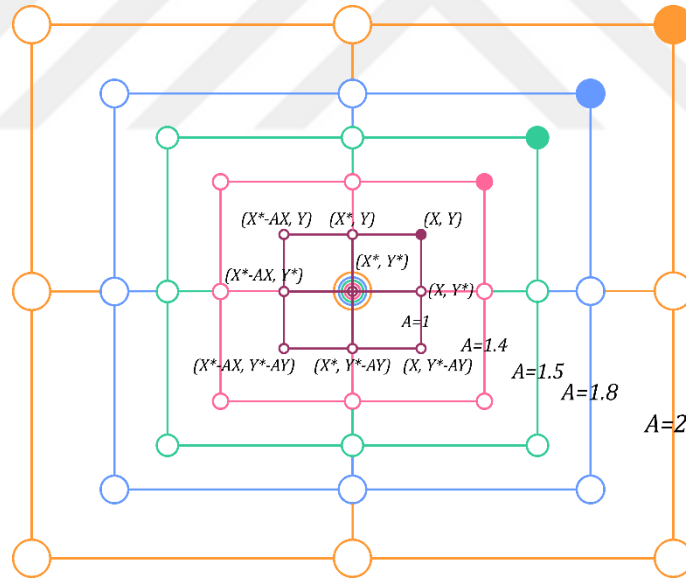
Matematiksel model bağıntısı ise,

$$\vec{D} = |\vec{C} \cdot \overrightarrow{X_{rast}} - \vec{X}| \quad (5.12)$$

$$\vec{X}(t+1) = \overrightarrow{X_{rast}} - \vec{A} \cdot \vec{D} \quad (5.13)$$

Burada, $\overrightarrow{X_{rast}}$ mevcut topluluktan seçilen rastgele bir konum vektörü olarak tanımlanmaktadır.

$|\vec{A}| > 1$ için belirli bir çözüm etrafında olası çözüm için pozisyonlardan bazıları şekil 5.2’te gösterilmiştir.



Şekil 5.8. BOA’da uygulanan keşif uygulaması (X^* rastgele seçilen bir arama ajanı) (Mirjalili ve Lewis 2016’dan düzenlenmiştir).

5.2.3.2. Avı Çevreleme Mekanizması

Kambur balinalar avlarının yerini kolaylıkla saptayabilir ve çevreleyebilirler. Geniş bir arama bölgesi (arama uzayı) içerisinde en uygun (optimal) konumu

önceden belirlenmemiş olduğundan, BOA, hedef avın mevcut en iyi çözüm olduğunu veya optimuma en yakın çözüm olduğunu varsaymaktadır. BOA'da en iyi arama ajanı (algoritma içerisindeki topluluktaki her bir birey, çalışma içerisinde arama ajanı olarak tanımlanmıştır.) tanımlandıktan sonra, diğer arama ajanları konumlarını en iyi arama ajanına doğru güncellemeye çalışmaktadır (Mirjalili ve Lewis 2016).

Bu davranış matematiksel olarak ifade edilişi ise,

$$\vec{D} = |\vec{C} \cdot \vec{X}^*(t) - \vec{X}(t)| \quad (5.14)$$

$$\vec{X}(t+1) = |\vec{X}^*(t) - \vec{A} \cdot \vec{D}| \quad (5.15)$$

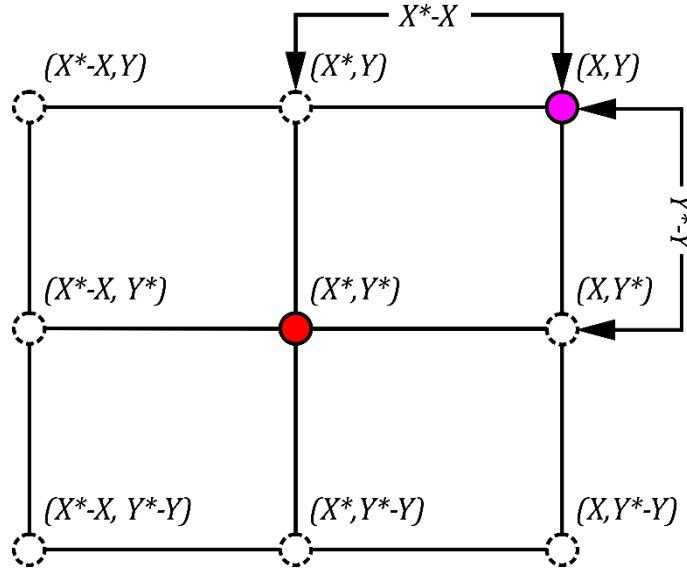
Denklem (5.14) ve (5.15)'de, t bulunulan iterasyonu, $\vec{A}$ ve $\vec{C}$ yakınsama vektörlerini, $\vec{X}^*$ elde edilmiş en iyi konum vektörünü ifade etmektedir.

$\vec{A}$ ve $\vec{C}$ vektörleri hesaplama bağıntıları ise,

$$\vec{A} = 2\vec{a} \cdot \vec{r} - \vec{a} \quad (5.16)$$

$$\vec{C} = 2 \cdot \vec{r} \quad (5.17)$$

Burada $\vec{r}$, rastgele vektörü $\vec{a}$, iterasyonlar boyunca 2'den sıfıra doğru doğrusal olarak azalan vektörü göstermektedir.



Şekil 5.9. 2B vektör pozisyonları ve olası sonraki pozisyonları (Mirjalili ve Lewis 2016'dan düzenlenmiştir).

Şekil 5.9'de bir 2-B problem için, eşitlik 5.15'deki bağıntının dayandığı mantığı göstermektedir. Herhangi bir arama ajanı (X, Y) pozisyonunu en iyi arama ajanına (X^*, Y^*) göre belirleyebilir. $\vec{A}$ ve $\vec{C}$ vektörlerinin değerleri ayarlanarak, mevcut pozisyon için en uygun en iyi arama ajanının etrafındaki farklı konumlar elde edilebilmektedir. Rastgele seçilen vektör yani $\vec{r}$ 'yi tanımlamak için, şekil 5.8'de gösterilen anahtar noktalar arasındaki arama uzayında, herhangi bir pozisyon seçiminin uyarlanabileceğinin mümkün olduğu belirtilmiştir. Bundan dolayı, eşitlik 5.9'de herhangi bir arama ajanının mevcut en iyi çözümü için $\vec{r}$ vektörü, arama ajanının civardaki konumunu güncellemesine ve avın etrafını çevrelemesine imkân vermektedir. Benzer kavramlar 3-B boyutlu bir arama uzayı için genişletebilir ve arama ajanlarının şimdiye kadar ki elde ettikleri en iyi çözüm etrafında hiper küpler halinde hareket etmelerine olanak sağlayabilmektedir (Mirjalili ve Lewis 2016).

5.2.3.3. Kabarcık Ağı Avlanma Yöntemi (Bubble-net Hunting)

Kambur balinalarının kabarcık ağı avlanma stratejilerinin, matematiksel olarak modellenmesi için iki yaklaşım geliştirilmiştir.

Kambur balinaların avlarını yerini tespit ettikten sonra kendilerine özgü bir davranış biçimi olan kabarcık ağı ile avın çevresindeki sarmal davranışı şekil 5.4 ile gösterilmiştir.



Şekil 5.10. Kambur balinaların avlarını (sarı alanlar) karabarcık ağı stratejisi ile sararak beslenme davranış.
(<https://www.sciencenews.org/article/humpback-whales-bubble-nets>)

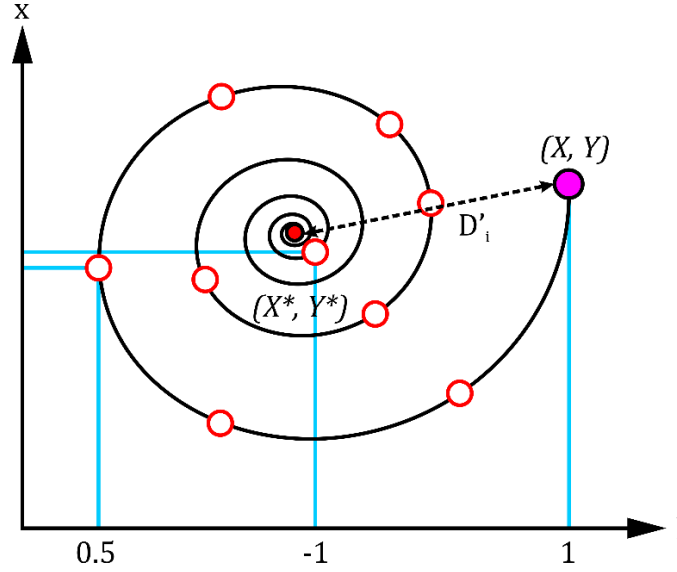
Daralan Çevreleme (Kuşatma) Mekanizması

Bu davranış biçimi benzetimine eşitlik (5.16)'te verilmiş olan, $\vec{A}$ vektörünün sürekli değişim (dalgalanma) menziline, $\vec{a}$ 'nın doğrusal olarak azaltılmasıyla ulaşılmaktadır. Başka bir deyişle $\vec{A}$, $[a, -a]$ aralığında rastgele bir değerdedir. Burada $\vec{a}$ yapılan yinelemeler (iterasyonlar) boyunca ikiden sıfıra doğru doğrusal azaltılmaktadır. $\vec{A}$ vektörü için rastgele değer aralıklarının $[1, -1]$ olarak seçilmesi, arama ajanının ilk konumu ile mevcut en iyi arama ajanının konumu arasında herhangi bir yerde tanımlanabilmektedir.

Şekil 5.11'de İki boyutlu bir arama uzayı içerisinde $\vec{A}$ parametresinin, $0 \leq A \leq 1$ aralığında elde edilen (X, Y) 'nin mevcut konumlarına karşın en uygun pozisyon olan (X^*, Y^*) 'nin olası konumlarını gösterilmektedir. İçeri doğru

Sarmal Döngü Güncelleme Pozisyonu

Şekil 5.12’ da sarmal hareket döngüsü içerisinde arama ajanının konumunun döngü içerisindeki en iyi konuma göre kendini sürekli olarak güncellemesi ve ava olan yaklaşımı gösterilmektedir.



Şekil 5.12. Sarmal döngü hareketi ile güncelleme konumu (Mirjalili ve Lewis 2016'dan düzenlenmiştir).

$$\vec{X}(t+1) = \vec{D}' \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + \vec{X}^*(t) \quad (5.18)$$

$$\vec{D}' = |\vec{X}^*(t) - \vec{X}(t)| \quad (5.19)$$

Burada, $\vec{D}'$ arama ajanı ile bilinen optimum çözüm arasındaki mesafe, b logaritmik sarmalı tanımlamak için kullanılan sabit, l $[-1,1]$ aralığında rastgele bir sayıyı tanımlamaktadır.

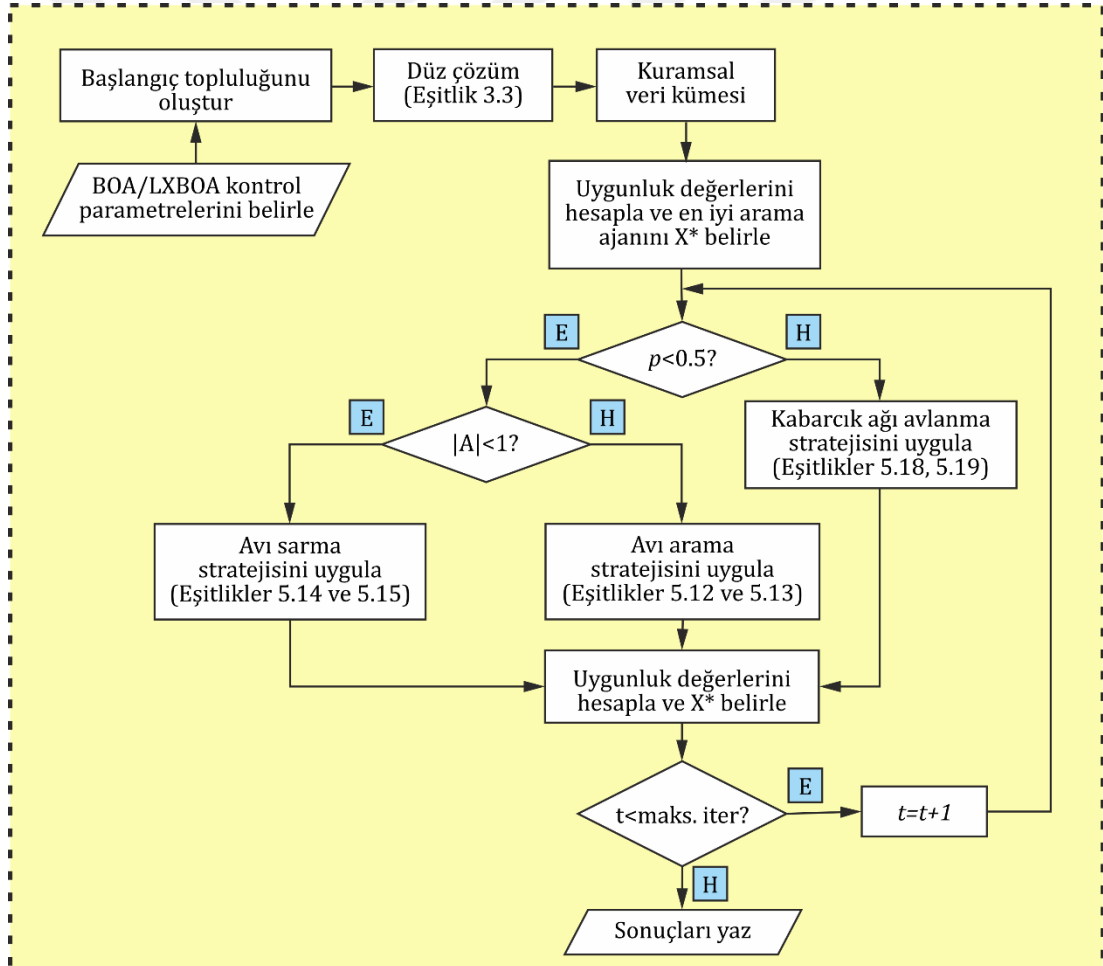
Kambur Balinaların, avın etrafında, daralan bir çember içinde ve aynı anda sarmal biçimli bir yol boyunca yüzdükleri eş zamanlı davranışı modellemek için optimizasyon sırasında balinaların pozisyonlarını (konumlarını) güncel tutma işlemi, daralan çevreleme ve spiral model arasında seçim yapma olasılığı %50 olarak varsayılmaktadır (Mirjalili ve Lewis, 2016).

Matematiksel modeli ise,

$$\vec{X}(t+1) = \begin{cases} \vec{X}^*(t) - \vec{A} \cdot \vec{D} & p < 0.5 \\ \vec{D}' \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + \vec{X}^*(t) & p \geq 0.5 \end{cases} \quad (5.20)$$

Burada, p $[0,1]$ aralığında rastgele bir sayıdır.

BOA algoritması bir dizi rastgele çözüm ile başlar. Her iterasyonda arama ajanları, rastgele seçilen bir arama ajanının konumuna göre ya da şimdiye kadar elde edilen optimum çözüme uyacak şekilde kendini güncellemeye devam etmektedir. Keşif ve sömürü evrelerini gerçekleştirmek amacıyla a parametresi doğrusal olarak 2 den sıfıra azaltılmaktadır. Rastgele arama ajanı $|\vec{A}| > 1$ seçildiğinde, seçilmiş en iyi çözümü tanımlar iken, $|\vec{A}| < -1$ seçildiğinde arama ajanlarının pozisyonları güncellenmektedir. Balinaların ava doğru yönelimleri p değerine bağlı olarak, sarmal hareket veya doğrusal hareketin seçileceği olarak algoritma içerisinde %50 oranla belirlenebilmektedir. Son olarak *BOA* algoritması araştırmacı tarafından atanan bir sonlandırma kistası ile bitirilir. *BOA*'nın genelleştirilmiş akış şeması Şekil 5.13'de gösterilmiştir.



Şekil 5.13. *BOA* algoritması iyileştirme stratejisi akış şeması (Ding, vd. 2018'den düzenlenmiştir).

BOA , diğer metasezgisel algoritmalarla benzerliği ile dikkat çekse de genel anlamda algoritma içerisinde çözüm global minimumdan ziyade lokal minimuma daha hızlı erişmektedir. Bu yüzden lokal minimumda sıkışıp kalması muhtemeldir. Bunun sorunun temel nedeni algoritmanın erken yakınsamaya yatkın olmasından ileri gelmektedir. Bu tür problemler, algoritmanın keşif ve sömürü aşamalarında iyi bir denge ilişkisi kuramadığında ortaya çıkabilmektedir. Algoritmadaki bu sorunu ortadan kaldırmak adına araştırmacılar diğer metasezgisel yaklaşımlarla, klasik optimizasyon algoritmaları ile bir melezleme işlemi gerçekleştirerek ve/veya algoritma içerisine bir operatör atayarak lokal minimumdan ziyade arama uzayını genişletip global minimuma erişebilmeyi amaçlamışlardır. Bunun çalışmada klasik *BOA*'nın etkinliğini artırıcı yönde etkileyen bir genetik kod operatörü olan laplasyan çaprazlama operatörü kullanılmıştır. Şekil 5.8'de *BOA* ve *LM* Melez işlemi için akış şeması gösterilmiştir.

5.2.3.4. Laplace Çaprazlama Operatörü (*LX*)

Laplace çaprazlama operatörü ilk olarak Deep and Thakur tarafından ortaya konulmuştur (Singh, 2019). Laplace geçiş operatörü, bir ebeveynden bir çift yavru oluşturma amacı güder.

$$y_1 = (y_1^1, y_1^2, \dots, y_1^m) \quad (5.21)$$

$$y_2 = (y_2^1, y_2^2, \dots, y_2^m) \quad (5.22)$$

$$x_1 = (x_1^1, x_1^2, \dots, x_1^m) \quad (5.23)$$

$$x_2 = (x_2^1, x_2^2, \dots, x_2^m) \quad (5.24)$$

Yeni oluşan yavrular, ebeveynlerinin pozisyonlarına göre simetrik konuma gelirler (Singh, 2019). Ebeveynlere göre daha iyi çözüm sundukları takdirde topluluktaki yeni birey olarak yerlerine geçerler. Bu işlem algoritmanın sonlandırma kıstasına kadar devam eder.

Bir Laplacian mekanizması dağıtılmış rasgele sayı l_i kistası ile oluşturulur.

$$l_i = \begin{cases} p - q \log(u_i), & v_i \leq 1/2 \\ p + q \log(u_i), & v_i > 1/2 \end{cases} \quad (5.25)$$

Burada, u_i ve v_i eşit dağılıma sahip $[0,1]$ aralığında rastgele sayı, p reel sayı olmak üzere konum parametresi, $q < 0$ ise ölçek parametresi olarak tanımlanmaktadır. Yeni yavru oluşturma kistası ise,

$$y_1^i = x_1^i + l_i |x_1^i - x_2^i| \quad (5.26)$$

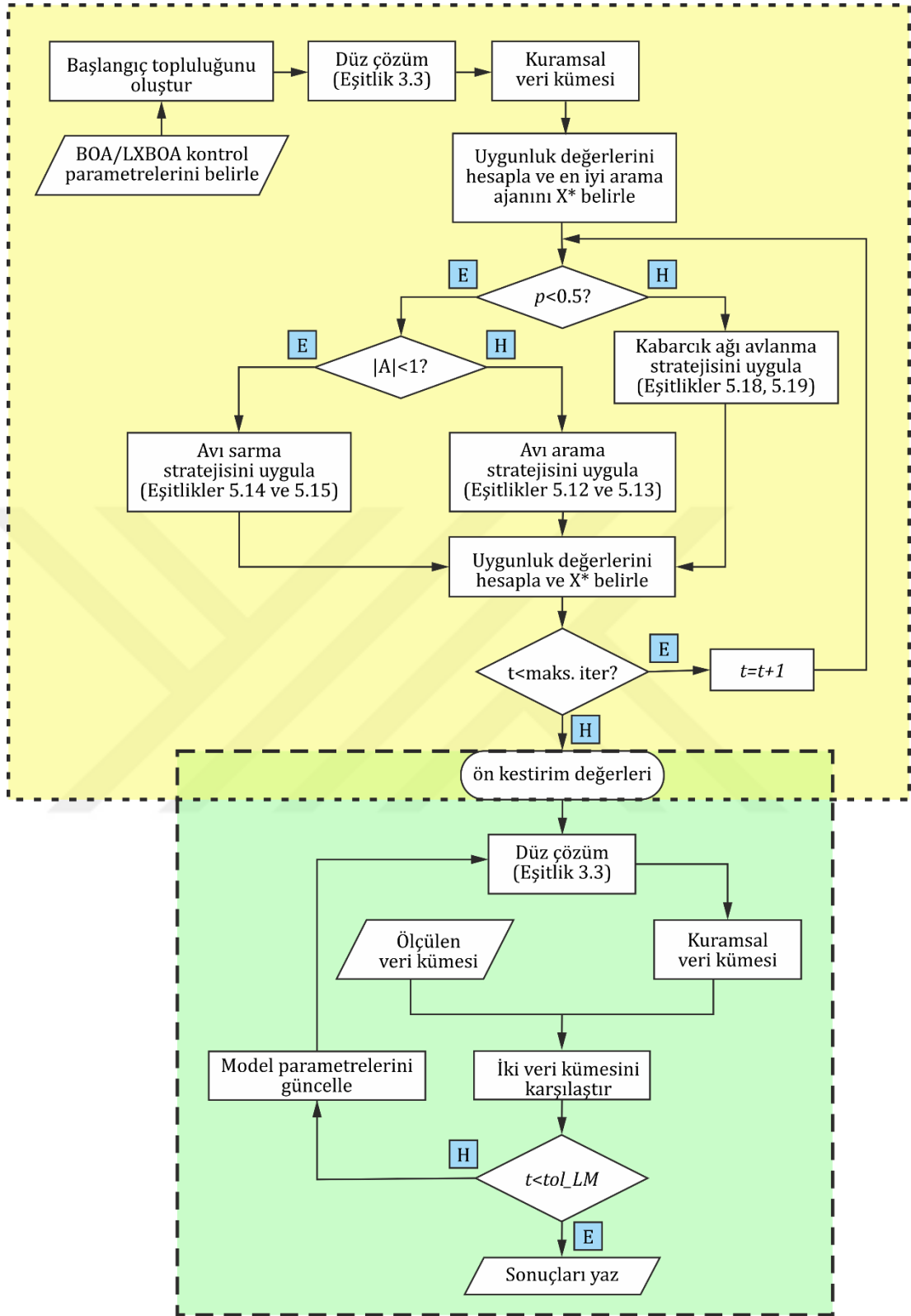
$$y_2^i = x_2^i + l_i |x_1^i - x_2^i| \quad (5.27)$$

Yeni oluşan yavrular arama uzayı dışındaki bölgelere çıkabilir. Bu durumu önleme amacıyla yavruları tekrar belirlenen arama uzayı sınırları içerisine almak için algoritmaya (5.28) ve (5.29) kistasları eklenir.

$$y^i < y_{alt}^i \quad (5.28)$$

$$y^i < y_{üst}^i \quad (5.29)$$

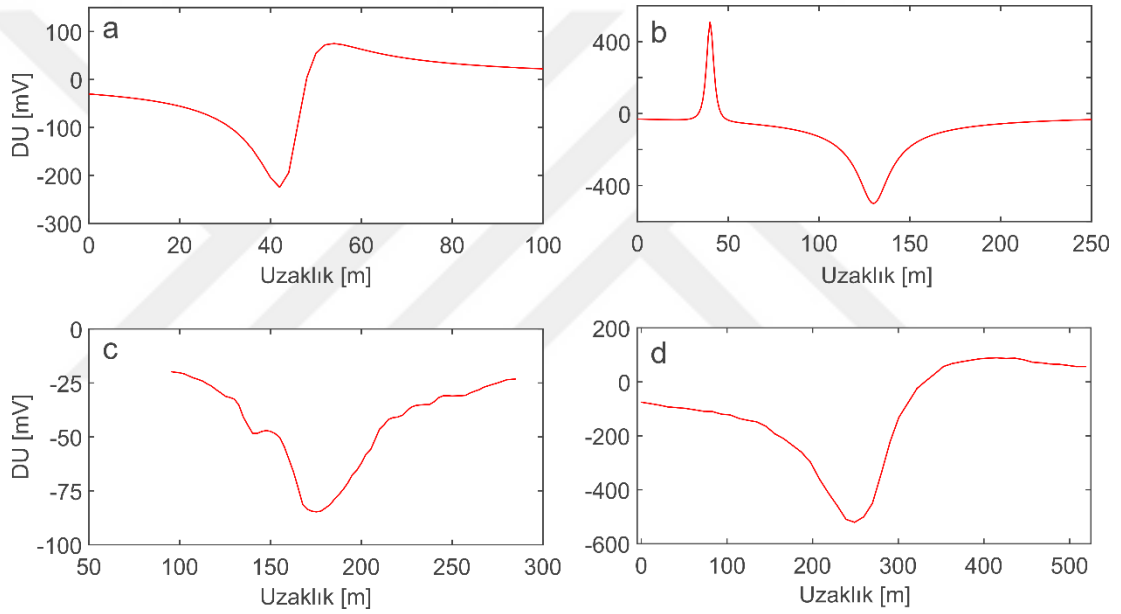
q küçük bir değer olduğunda, LX 'in ebeveynleri yakınında yavrular üretmesi muhtemeldir ve q büyük bir değer olduğu zaman, operatörün yavruları ebeveynlerden uzak tutması muhtemeldir. p ve q sabit değerler olduğunda, LX ebeveynlerin yayılması ile orantılı olarak yavruları dağıtır (Deep ve Thakur, 2007). Bu çalışma kapsamında global optimizasyon yöntemi olarak seçtiğimiz metasezgisel algoritma BOA ve lokal optimizasyon yöntemi olarak seçtiğimiz türev tabanlı parametre kestirim yöntemlerinden olan LM ile üzerinde durulan problemlerin optimum çözümü için yeni bir ardışık melez yaklaşım geliştirilmiştir. Şekil 5.14, BOA ve LM işlemlerinin ardışık melez kullanımı için genelleştirilmiş bir akış şemasını göstermektedir.



Şekil 5.14. BOA ve LM algoritmaları melez işlem akış şeması.

6. UYGULAMALAR

Bu tez çalışması kapsamında BOA algoritması kullanılarak DU veri kümelerinden parametre kestirimi gerçekleştirilmiştir. Uygulamada iki kuramsal ve iki alan verisi değerlendirilmiştir. Kuramsal veri kümeleri sırasıyla bir ve iki basit şekilli yapının neden olduğu belirtileri kapsamaktadır (Göktürkler ve Balkaya, 2012; Abdelazeem vd., 2019). Neem-Ka Thana, Rajasthan bakır kuşağında Ahirwala depoziti (Hindistan) ve güney Bavyera Ormanlarında bir grafit depoziti üzerinde ölçülen anomaliler ise alan uygulamalarında kullanılmıştır (Reddi vd., 1982; Meiser, 1962). Şekil 6.1a-d, kuramsal ve alan anomalilerini göstermektedir.



Şekil 6.1. BOA uygulamalarında kullanılan anomaliler a) Sonsuz uzun yatay silindir şeklindeki yapının neden olduğu kuramsal anomali b) Sırasıyla küre ve yarı sonsuz düşey silindir şeklindeki yapıların neden olduğu kuramsal anomali c) Neem-Ka Thana anomalisi ve d) Bavyera anomalisi.

6.1. Kuramsal Anomaliler

6.1.1. Bir yapı içeren model

Şekil 6.1a'da sunulan ve sonsuz uzun yatay silindir şeklindeki yapının neden olduğu anomaliyi (Göktürkler ve Balkaya, 2012) üreten model parametreleri

Çizelge 6.1'de verilmiştir. Tablo üzerinde, ayrıca, BOA ile bu parametrelerin kestirilmesinde kullanılacak olan arama uzayı sınırları da gösterilmiştir.

Çizelge 6.1. Sonsuz uzun yatay silindir şeklindeki yapının neden olduğu anomaliyi üreten model parametreleri ve bu parametrelerin BOA uygulamasıyla kestiriminde kullanılan arama uzayı sınırları

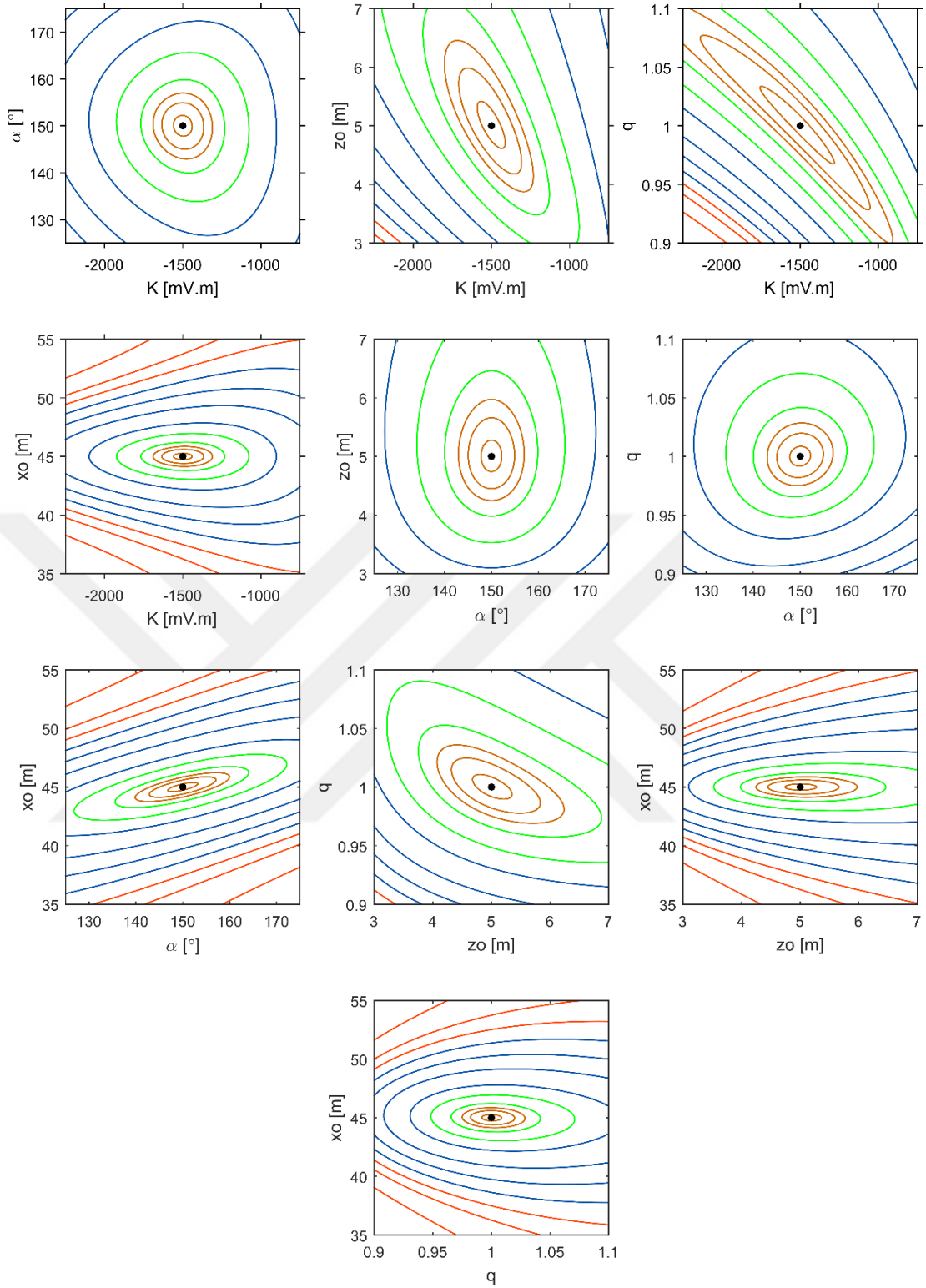
Açıklama	Model parametreleri				
	$K(\text{mV.m}^{2q-1})$	$\alpha (^{\circ})$	$z_0 (\text{m})$	q	$x_0 (\text{m})$
Doğru değer	-1500	150	5	1	45
Arama uzayı	-2250 -750	75 225	2.5 7.5	0.5 1.5	22.5 67.5

- **Yanılgi Enerji Haritaları ve Parametre Ayrımlılığı**

Parametrelerin belirsizlikleri yanılgi enerjisi haritasındaki konturların şekillerinden tahmin edilebilmektedir (Başokur, 2001). Bu nedenle, parametrelerdeki belirsizliğin ve mevcut DU optimizasyon probleminin doğasını anlamak için maliyet-fonksiyon topoğrafyası (cost-function topography) araştırılmıştır (Fernández-Martínez vd., 2012). Buna göre, dairesel konturlar parametrelerin ilişkisiz olduğunu ve birbirinden bağımsız olarak çözülebileceğini göstermektedir. Birinci ya da ikinci parametre eksenine paralel eliptik konturların oluşması durumunda, parametreler yine ilişkili değildir ve ayrı ayrı çözülebilir. Bununla birlikte, bu parametrelerden biri görece daha geniş bir çözüm aralığı gösterebilir ve daha az duyarlılıkla belirlenebilir. Eliptik konturların parametre eksenleri arasında bir açı olması durumunda parametreler arasında bir ilişkiden söz edilebilir. Bu durumda, bir parametre için elde edilebilecek çözüm, diğerinin çözümüne bağlıdır (Başokur, 2001). Şekil 6.2, ele alınan DU optimizasyon problemi için hesaplanan yanılgi enerji haritalarını göstermektedir. Yanılgi enerjileri izleyen eşitlik kullanılarak hesaplanmıştır.

$$E = (d^{\text{ölç.}} - d^{\text{hes.}})^T (d^{\text{ölç.}} - d^{\text{hes.}}) / Np \quad (6.1)$$

Burada E , yanılgi enerjisini, $d^{\text{ölç.}}$ ve $d^{\text{hes.}}$ sırasıyla ölçülen/kuramsal ve hesaplanan DU veri kümelerini göstermektedir.



Şekil 6.2. Yanılıgı enerjisi haritaları.

Yanılıgı enerjisi haritaları her bir parametre çifti için grafik eksenlerinde görülen parametre alt ve üst sınırlarında hesaplanmıştır. Diğer parametreler ise hesaplamada Çizelge 6.1’de verilen doğru model değerleri kullanılarak sabit

olarak tutulmuştur. Grafiklerin ortasında görülen ve global minimumu temsil eden siyah yuvarlak noktalar parametre çiftlerinin doğru değerlerine karşılık gelmektedir. Bunların etrafındaki kahverengi konturlarsa içten dışarıya doğru sırasıyla, 1e1, 5e1 ve 1e2, yeşil konturlar 2e2 ve 5e2, mavi konturlar, 1e3, 2e3 ve 3e3, en dıştaki kırmızı konturlar ise 5e3, 6e3 ve 8e3 değerlerini (mV^2) temsil etmektedir. $K - \alpha$, $K - x_0$, $\alpha - z_0$, $\alpha - q$, $z_0 - x_0$ ve $q - x_0$ için oluşturulan haritaların genel olarak, dairesel ve parametre eksenlerine paralel eliptik konturlar içerdikleri görülmektedir. Dolayısıyla, bu model parametreleri ilişkisiz ve birbirinden bağımsız olarak çözülebilir. Bununla birlikte, $K - z_0$, $K - q$, $\alpha - x_0$ ve $z_0 - q$ parametre çiftleri için elde edilen haritalar dikkate alındığında konturların eksenlerinin parametre eksenlerine belirli bir açıda uzandıkları görülmektedir. Bu parametreler birbirleriyle ilişkilidir ve aralarındaki ilişki katsayısının negatif veya pozitif olmasına bağlı olarak toplamı veya farkları çözülebilir (Başokur, 2002).

- **BOA Kontrol Parametrelerinin Ayarlanması**

BOA ile model parametrelerinin kestirilmesi çalışmasından önce algoritmanın kendine özgü kontrol parametrelerinin mevcut optimizasyon problemi için ayarlanması (*parameter tuning*) gerekmektedir. Bilindiği üzere, ayarlama çalışmasıyla belirlenen parametreler algoritmanın performans ve başarısının önemli ölçüde etkilemektedir (Yang 2014, s. 38). Bu tez çalışması kapsamında BOA algoritması kullanılarak DU veri kümelerinden verimli bir parametre kestirimi sağlanabilmesi amacıyla araştırılan parametreler; sırasıyla, topluluk (popülasyon) sayısı (Np), BOA yineleme (iterasyon) sayısı, algoritmanın arama ve sömürme arasında uygun bir denge kurmasını sağlayan $\vec{a}$ parametresidir.

- **Topluluk sayısının çözüm üzerindeki etkisi**

BOA algoritması için topluluk sayısının çözüm üzerindeki etkisinin araştırılması amacıyla sonsuz uzun yatay silindir şeklindeki yapının neden olduğu kuramsal modeli oluşturan toplam 5 parametrenin (K , α , z_0 , q ve x_0) katları dikkate alınmıştır. Bilindiği gibi, metasezgiseller arama uzayında rastgele bir örnekleme

gerçekleştirerek global minimum civarında çözümler üretmektedir. Başlangıç toplulukları da bu arama uzayı sınırları içerisinde rastgele üretilmektedir. Bu nedenle, metasezgiseller genel olarak her bir bağımsız çalıştırmada farklı ancak birbirine yakın çözümler elde etmektedir. Dolayısıyla, bu başlangıç topluluğu sayısının çözüm üzerindeki etkisinin istatistiksel olarak araştırılması için metasezgiseller birden fazla çalıştırılır. Bu çalışmada, *BOA* ve *LXBOA* algoritmaları birbirinden bağımsız ve ardışık olarak 30 (N_{run}) kez çalıştırılırken maksimum iterasyon sayısı ($MaxIt$) 200 olarak belirlenmiştir. Başlangıç topluluğunun sırasıyla 15 ($D \times 3$), 25 ($D \times 5$), 50 ($D \times 10$), 75 ($D \times 15$), 100 ($D \times 20$), 125 ($D \times 25$), 150 ($D \times 30$), 175 ($D \times 35$), 200 ($D \times 40$) ve 250 ($D \times 50$) seçilmesiyle elde edilen araştırma bulguları Çizelge 6.2’de sunulmuştur. Değerlendirmede 30 çalıştırma sonucunda *BOA* ve *LXBOA* kullanılarak elde edilen çözümlerin ürettiği ve *RMS* değerleri ve her bir bağımsız çalıştırmanın ortalama hesaplama süreleri (s) dikkate alınmıştır. *RMS* değerleri eşitlik 6.1’de verilen yanılgi enerjisi bağıntısının karekökü alınarak elde edilmiştir.

Çizelge 6.2. Çeşitli topluluk sayıları kullanılarak elde edilen çözümlerin ürettiği *RMS* değerleri ve ortalama hesaplama süreleri (N_{run} : 30, $MaxIt$: 200).

Algoritma	N_p	<i>RMS</i> (mV)				Ort. hes. süresi (s)
		<i>min</i>	<i>maks</i>	<i>ort</i>	<i>SS</i>	
<i>BOA</i>	15 ($D \times 3$)	6.42	41.5	18.4	9.75	0.65
	25 ($D \times 5$)	3.08	24.7	12.3	5.70	1.03
	50 ($D \times 10$)	0.84	22.6	8.97	4.76	2.02
	75 ($D \times 15$)	1.50	16.5	7.61	4.03	2.93
	100 ($D \times 20$)	1.17	10.8	5.48	2.54	3.83
	125 ($D \times 25$)	1.18	9.43	4.67	2.36	4.78
	150 ($D \times 30$)	1.77	9.33	4.91	2.02	5.73
	175 ($D \times 35$)	0.92	9.88	4.89	2.03	6.65
	200 ($D \times 40$)	1.07	7.40	4.62	1.53	7.76
	250 ($D \times 50$)	0.75	7.35	4.12	1.64	9.62
<i>LXBOA</i>	15 ($D \times 3$)	0.55	8.21	3.30	2.05	0.47
	25 ($D \times 5$)	1.26	10.5	4.62	2.72	0.72
	50 ($D \times 10$)	0.56	7.30	2.99	1.90	1.26
	75 ($D \times 15$)	0.65	5.75	2.54	1.34	1.83
	100 ($D \times 20$)	0.71	5.27	2.98	1.33	2.41
	125 ($D \times 25$)	0.81	4.78	2.18	0.95	3.00
	150 ($D \times 30$)	0.76	4.53	2.08	1.03	3.58
	175 ($D \times 35$)	0.24	4.41	1.90	1.11	4.22
	200 ($D \times 40$)	0.41	4.54	2.25	1.07	4.68
	250 ($D \times 50$)	0.46	4.36	2.04	1.06	6.01

Çizelgede sunulan sonuçlar incelendiğinde *BOA* algoritmasının topluluk sayısının 175 ($D \times 35$) ve 250 ($D \times 50$), *LXBOA* algoritmasının ise 175 ($D \times 35$) olması durumunda daha verimli sonuçlar ürettikleri görülmüştür. Bununla birlikte topluluk sayısının artması her bir ajanın temsil ettiği çözüm vektörü için amaç fonksiyonunun da ayrıca hesaplanmasını gerektirmektedir. Bu da hesaplama maliyetinin görece artmasına neden olmaktadır. Bu nedenle, her iki algoritmanın izleyen uygulamalarında topluluk sayısı 175 ($D \times 35$) olarak seçilmiştir.

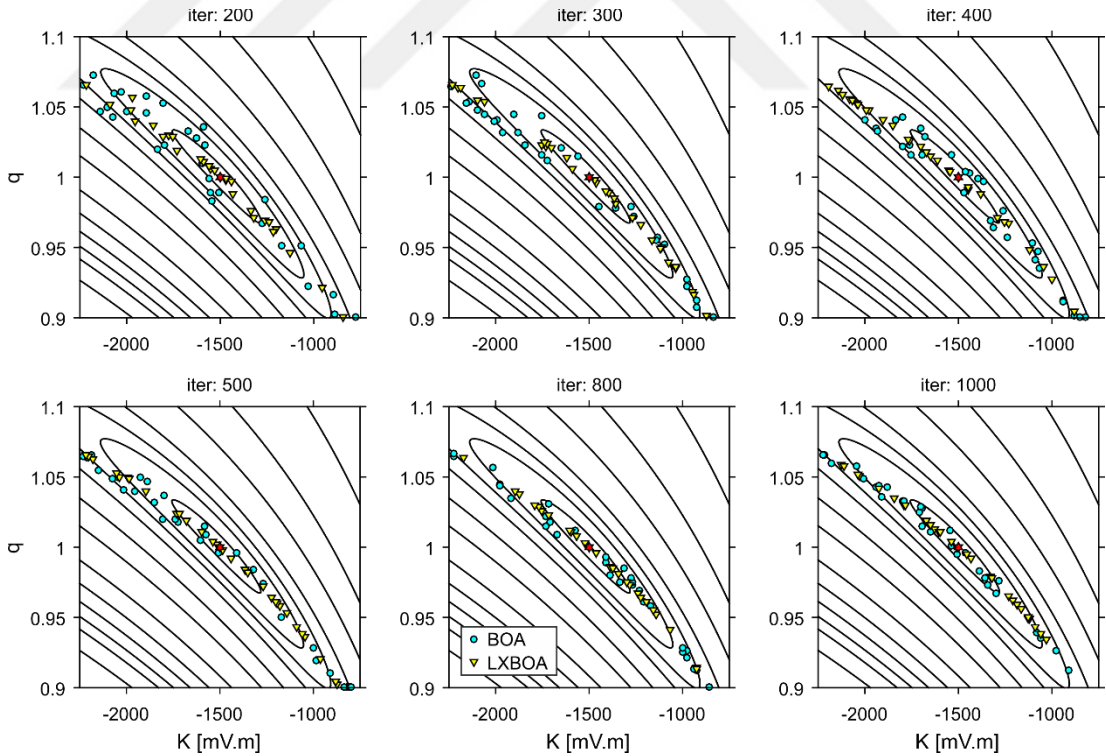
- ***BOA/LXBOA iterasyon sayısının çözüm üzerindeki etkisi***

Metasezgisel algoritmaların optimizasyon sürecindeki iterasyon sayıları elde edilen model parametrelerinin kalitesini etkilemektedir. Bununla birlikte, iterasyon sayısının artması hesaplama maliyetinin de artmasına neden olmaktadır. Bu nedenle, *BOA* ve *LXBOA* algoritmalarından DU anomalilerinden parametre kestirimi için optimum iterasyon sayısı araştırılmıştır. Araştırmada kullanılan *MaxIt* sayıları sırasıyla 200, 300, 400, 500, 600, 800 ve 1000 olarak seçilmiştir. Algoritmaların 30 ardışık bağımsız çalışmasından elde edilen *RMS* sonuçları Çizelge 6.3’de verilmiştir. Başlangıç toplulukları 175 ($D \times 35$) ajandan oluşturulmuştur.

Çizelge 6.3. Çeşitli topluluk sayıları kullanılarak elde edilen çözümlerin ürettiği *RMS* değerleri ve ortalama hesaplama süreleri (N_{run} : 30, N_p : 175).

Algoritma	MaxIt	RMS (mV)				Ort. hes. süresi (s)
		min	maks	ort	SS	
<i>BOA</i>	200	0.92	9.88	4.89	2.03	6.65
	300	1.79	6.53	3.93	1.28	10.21
	400	2.16	5.52	3.92	0.89	13.41
	500	0.43	5.50	3.12	1.08	16.76
	600	1.39	5.40	3.15	1.10	20.07
	800	0.56	4.32	2.65	0.89	26.75
	1000	0.44	4.02	2.32	0.80	34.24
<i>LXBOA</i>	200	0.24	4.41	1.90	1.11	4.22
	300	0.45	4.13	1.85	0.95	6.31
	400	0.31	4.03	1.63	0.80	8.34
	500	0.082	4.17	1.68	1.05	10.45
	600	0.19	3.27	1.78	0.83	12.51
	800	0.078	3.62	1.24	0.90	16.57
	1000	0.13	2.71	1.31	0.76	20.77

Elde edilen sonuçlar incelendiğinde her iki algoritmanın da çizelge içerisinde koyu olarak gösterilen $MaxIt = 1000$ durumunda daha başarılı kestirimler gerçekleştirdiği görülmektedir. Bununla birlikte, algoritmaların her bir bağımsız çalıştırmasında geçen süre de iterasyon sayındaki artışla doğru orantılı olarak artmaktadır. Bu nedenle, özellikle elde edilen $min RMS$ değerleri de dikkate alınarak $MaxIt$ sayısı 500 olarak izleyen BOA ve $LXBOA$ uygulamalarında kullanılmıştır. Farklı $MaxIt$ sayılarında her iki yaklaşımın arama uzayında global minimuma yaklaşma karakteristiği ayrıca irdelenmiştir. Bu amaç doğrultusunda $K - q$ parametre çifti için üretilen yanlış enerji haritası üzerinde BOA ve $LXBOA$ yaklaşımlarının 30 bağımsız çalıştırmasından elde edilen en iyi parametre değerleri gösterilmiştir (Şekil 6.3). Genel olarak $LXBOA$ yaklaşımının global minimum noktasını çevreleyen $1e1$ konturu içerisinde daha fazla çözüm (içi sarı üçgenler) ürettiği görülmektedir. BOA yaklaşımında, şekil içerisindeki içi turkuaz dairelerle izlenen çözümler dikkate alındığında ancak $MaxIt$ 800 ve 1000 durumunda $LXBOA$ ile karşılaştırılabilir başarılı çözümler üretebilmiştir.



Şekil 6.3. Çeşitli $MaxIt$ değerlerinde BOA ve $LXBOA$ yaklaşımlarından elde edilen K ve q parametrelerinin yanlış enerji haritaları üzerindeki gösterimi.

- ***Algoritmanın $\vec{a}$ parametresinin çözüm üzerindeki etkisi***

BOA'nın arama ve sömürme arasında uygun bir denge kurmasını sağlayan kullanıcı ön tanımlı $\vec{a}$ parametresinin çözüm üzerindeki etkisi araştırılmıştır. Algoritmanın temel uygulamasında $\vec{a}$ başlangıçta 2 değerini alırken her bir iterasyonda (t) doğrusal olarak azalmakta ve $MaxIt$ sayısında ise 0'a ulaşmaktadır (Eşitlik 6.2). Bu parametre ayrıca uzaklık kontrol parametresi olarak ta tanımlanmaktadır. Bazı metasezgisellerde bu ve benzeri parametreler için sabit bir değer de kullanılmaktadır.

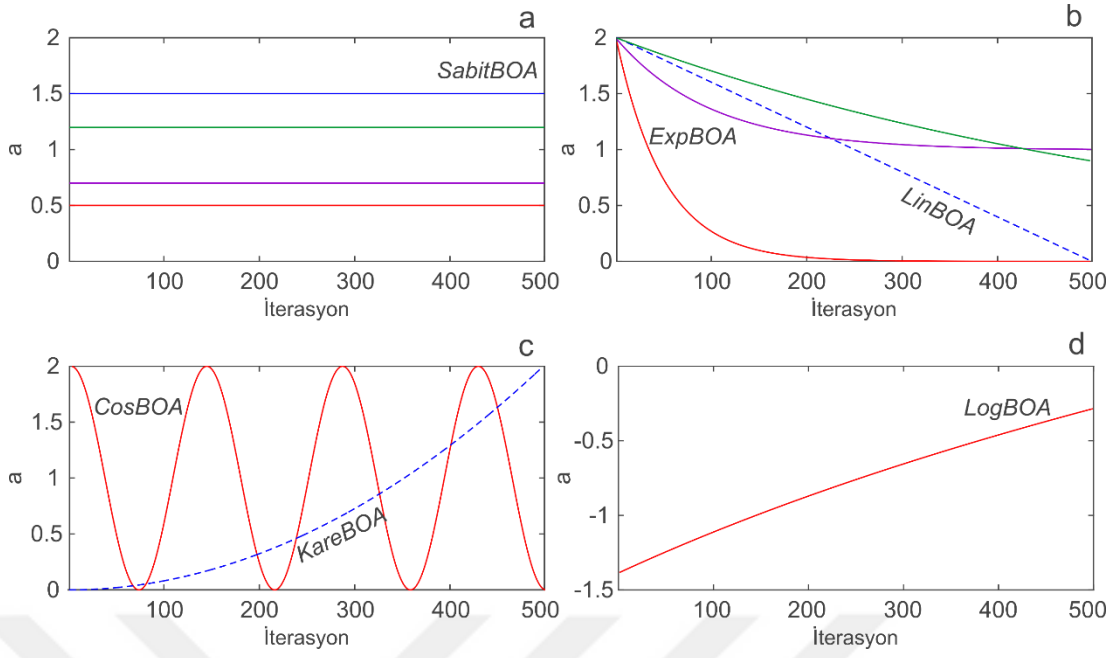
Yukarıda değinildiği gibi bir metasezgisel, optimizasyonun arama ve sömürme aşamaları arasında iyi bir denge sağlamalıdır. Doğrusal olarak azalan uzaklık kontrol parametresinin çözüme hızlı bir yakınsama göstermesine ve erken iterasyon sayılarında yüksek doğrulukla çözümler üretmesine rağmen birçok deneysel çalışmada da çözümlerin lokal minimumlarda kaldıkları bilinmektedir (Hu vd., 2017). Bununla birlikte, diğer metasezgisellerde olduğu gibi, doğrusal olmayan ve çok daha karmaşık bir arama işlemi sunan BOA'nın $\vec{a}$ için doğrusal olarak azalan bir yaklaşım sunması bu olayı tam olarak yansıtmayabilir. Bu nedenle, araştırmacılar bu parametre için doğrusal olmayan bazı stratejiler de önermiştir (Zhong ve Long, 2017).

Bu çalışmada $\vec{a}$ için kullanılan eşitlikler Çizelge 6.4'te verilmiştir. Eşitlik 6.2'de görüldüğü gibi, bu çalışma kapsamında uygulanan stratejilerden biri $\vec{a}$ 'nın BOA uygulamalarında her bir iterasyonda 0.5, 0.7, 1.2 ve 1.5 gibi sabit bir değer almasıyla gerçekleştirilmiştir (*SabitBOA*). Eşitlik 6.2, BOA'nın geleneksel yaklaşımını göstermektedir ve $\vec{a}$ bu yaklaşımda 2'den 0'a her bir iterasyonda doğrusal olarak azalmaktadır (*LinBOA*). Eşitlikler 6.4, 6.5 ve 6.6'da görülen bağıntılar Zhong ve Long (2017) tarafından önerilen bağıntılardan 3 tanesidir ve kullandıkları fonksiyonlara göre bu çalışma kapsamında sırasıyla *LogBOA* , *CosBOA* ve *KareBOA* stratejileri olarak adlandırılmıştır. Araştırmacılara göre en başarılı sonuçlar *CosBOA* stratejisiyle elde edilmiştir. Eşitlikler 6.7 ve 6.8 $\vec{a}$ 'nın her bir iterasyonda üstel olarak azaldığı stratejileri temsil etmektedir. Eşitlik 6.7, Salgotra vd. (2019) tarafından önerilmiştir ve bu strateji de $\vec{a}$ 2'den 0'a üstel

olarak azalmaktadır. Bu çalışma kapsamında, ayrıca, $\vec{a}$ 'nın 2'den 1'e ve Eşitlik 6.8'de verilen bağıntı kullanılarak 2'den yaklaşık olarak 0.898'e üstel olarak azaldığı stratejiler de denenmiştir. Bu stratejilerin çizelgede verilen eşitlikler kullanarak ürettiği ve $\vec{a}$ 'nın her bir iterasyonda değişimini gösteren grafikler Şekil 6.4'de sunulmuştur.

Çizelge 6.4. BOA uygulamalarında $\vec{a}$ için kullanılan eşitlikler.

Strateji	Eşitlik/Değer	
<i>SabitBOA</i>	$\vec{a}=0.5, \vec{a}=1.2$ gibi	(6.2)
<i>LinBOA</i>	$\vec{a}(t)=2-2\frac{t}{MaxIt}$	Klasik BOA (6.3)
<i>LogBOA</i>	$\vec{a}(t) = (a_{max} - a_{min}) \times \log \left(0.5 + (e - 1) \times \left(\frac{t}{MaxIt} \right) \right)$	$a_{max} = 2$ $a_{min} = 0$ (6.4)
<i>CosBOA</i>	$\vec{a}(t) = (a_{max} - a_{min}) \times \cos \left(\mu \cdot \frac{t}{MaxIt} \pi \right)$	$a_{max} = 2$ $a_{min} = 0$ $\mu = 7$ (6.5)
<i>KareBOA</i>	$\vec{a}(t) = (a_{max} - a_{min}) \times \left(\frac{t}{MaxIt} \right)^2$	$a_{max} = 2$ $a_{min} = 0$ (6.6)
<i>ExpBOA</i>	$\vec{a}(t) = a_{min} + (a_{max} - a_{min}) \times e^{\frac{-t}{MaxIt/d}}$	$a_{max} = 2$ $a_{min} = 0$ $d = 5, 10$ (6.7)
	$\vec{a}(t) = a_{max} \times e^{\left(-d \times \frac{t}{MaxIt} \right)}$	$a_{max} = 2$ $d = 0.8$ (6.8)



Şekil 6.4. α 'nın her bir iterasyonda değişimiyle uygulanan bazı stratejiler a) SabitBOA b) LinBOA ve ExpBOA c) CosBOA ve KareBOA d) LogBOA.

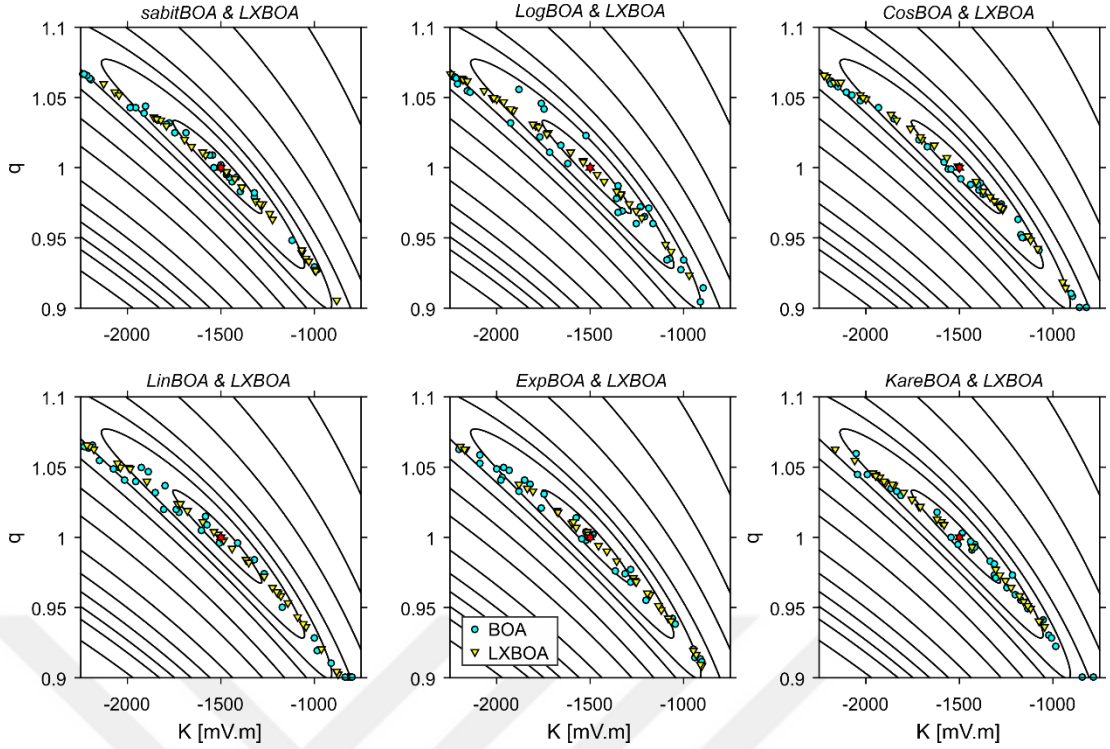
Çizelge 6.5, N_{run} : 30, N_p : $D \times 35$, $MaxIt$: 500 kullanılarak yukarıdaki Çizelge 6.4'de verilen stratejilerden elde edilen RMS sonuçlarını göstermektedir. BOA için elde edilen sonuçlar dikkate alındığında *min* RMS değeri (0.10 mV) ExpBOA tarafından ve eşitlik 6.8'de sunulan bağıntı kullanılarak elde edildiği görülmektedir. Maks RMS değerleri arasında ise en düşük RMS değeri (3.41 mV) SabitBOA ($\alpha=1.5$) tarafından elde edilmiştir. BOA'nın geleneksel uygulamasını gösteren LinBOA ise genel olarak ortalama çözümler sunmuştur. LXBOA tarafından elde edilen RMS sonuçları incelendiğinde *min* değer LinLXBOA (0.08 mV), en düşük *max* değerin ise KareLXBOA (2.60 mV) stratejisi tarafından üretildiği belirlenmiştir. Hem BOA hem de LXBOA için elde edilen SS RMS değerleri dikkate alındığında ortak en verimli sonuçların Lin, Exp ve Kare stratejileri tarafından elde edildiği belirlenmiştir. Dolayısıyla, kuramsal ve arazi veri kümeleri bu stratejiler kullanılarak değerlendirilmiştir. Çizelge 6.6, her iki yaklaşım ve tüm stratejiler kullanılarak belirlenen model parametrelerinin istatistiksel sonuçlarını göstermektedir.

Çizelge 6.5. $\vec{a}$ parametresinin çözüm üzerindeki etkisinin araştırılması (N_{run} : 30, N_p : D×35, $MaxIt$: 500).

Algoritma	$\vec{a}$		RMS (mV)			
			<i>min</i>	<i>maks</i>	<i>ort</i>	<i>SS</i>
BOA	SabitBOA	0.5	3.03	13.1	6.25	2.31
		0.7	2.17	9.09	5.41	1.85
		1.2	0.71	4.36	2.17	0.73
		1.5	0.78	3.41	1.87	0.68
	LogBOA		1.07	7.64	4.07	1.56
			0.61	4.77	2.48	0.91
			0.43	5.50	3.12	1.08
	ExpBOA	2-0	0.76	9.66	4.62	2.42
		2-1	1.82	8.94	4.38	1.74
		2-0.9	0.10	4.17	2.42	0.90
			0.54	5.12	2.41	1.06
	KareBOA					
LXBOA	SabitLXBOA	0.5	0.23	3.91	1.75	1.12
		0.7	0.35	4.43	1.72	0.95
		1.2	0.29	3.91	1.69	1.00
		1.5	0.17	4.04	1.55	0.94
	LogLXBOA		0.22	3.25	1.45	0.78
			0.14	3.60	1.59	0.86
			0.08	4.17	1.68	1.05
	ExpLXBOA	2-0	0.54	7.36	2.61	1.51
		2-1	0.47	4.64	2.12	0.92
		2-0.9	0.25	3.88	1.59	1.07
			0.39	2.60	1.48	0.63
	KareLXBOA					

Çizelge 6.6. BOA ve LXBOA tarafından elde edilen model parametre değerlerinin istatistikleri (N_{run} : 30, N_p : D×35, $MaxIt$: 500).

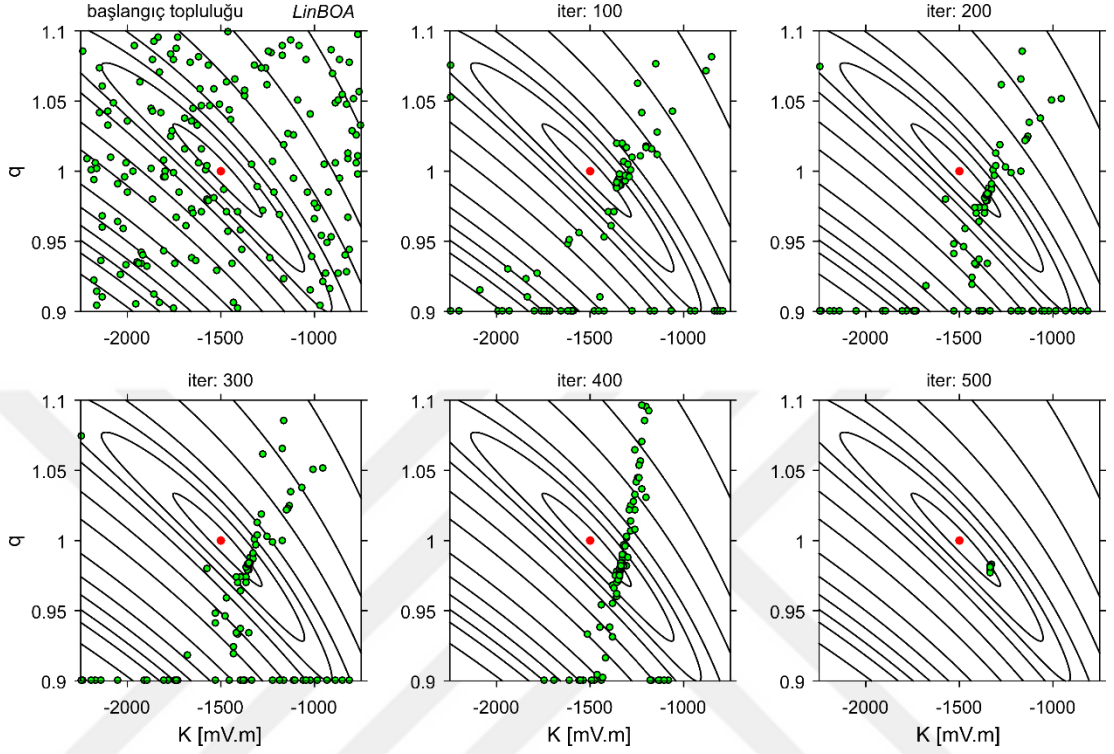
Algoritma		Kestirilen parametreler					RMS (mV)
		$K(\text{mV} \cdot \text{m}^{2q-1})$	α (°)	z_0 (m)	q	x_0 (m)	
Sabit BOA	0.5	-1590.29±377.17	149.06±4.10	5.08±0.75	1.00±0.05	44.94±0.23	6.25±2.31
	0.7	-1496.23±304.20	149.51±2.90	5.06±0.59	1.00±0.04	44.98±0.16	5.41±1.85
	1.2	-1630.94±342.42	150.35±2.10	5.10±0.44	1.01±0.04	45.01±0.10	2.17±0.73
	1.5	-1683.57±371.36	150.62±2.05	5.16±0.44	1.01±0.04	45.03±0.09	1.87±0.68
LogBOA CosBOA LinBOA		-1539.93±437.08	149.80±2.82	5.02±0.65	1.00±0.05	45.00±0.13	4.07±1.56
		-1536.11±435.90	149.36±2.87	5.06±0.58	0.99±0.05	44.98±0.13	2.48±0.91
		-1573.02±476.60	149.54±3.52	5.04±0.68	1.00±0.06	44.99±0.15	3.12±1.08
		-1532.93±376.11	149.75±2.35	5.12±0.64	1.00±0.04	44.99±0.10	4.38±1.74
ExpBOA KareBOA	2-0	-1400.60±327.67	149.02±2.18	4.96±0.68	0.98±0.04	44.98±0.11	4.62±2.42
	2-1	-1532.93±376.11	149.75±2.35	5.12±0.64	1.00±0.04	44.99±0.10	4.38±1.74
	2-0.9	-1556.20±400.57	149.75±2.67	5.01±0.53	1.00±0.05	45.00±0.11	2.42±0.89
		-1411.43±355.85	148.93±2.58	4.85±0.50	0.98±0.05	44.96±0.12	2.41±1.06
Sabit LXBOA	0.5	-1455.50±393.62	149.10±2.77	4.88±0.49	0.99±0.05	44.96±0.12	1.75±1.12
	0.7	-1507.53±405.82	149.45±2.64	4.96±0.49	0.99±0.05	44.98±0.12	1.72±0.95
	1.2	-1475.02±388.34	149.27±2.62	4.91±0.48	0.99±0.05	44.97±0.12	1.69±1.00
	1.5	-1472.35±361.75	149.33±2.43	4.91±0.44	0.99±0.04	44.97±0.11	1.55±0.94
LogLXBOA CosLXBOA LinLXBOA		-1666.82±372.33	150.50±2.13	5.13±0.42	1.01±0.04	45.03±0.10	1.45±0.78
		-1617.09±415.27	150.13±2.44	5.08±0.46	1.01±0.05	45.01±0.11	1.59±0.86
		-1502.52±417.75	149.37±2.72	4.93±0.49	0.99±0.05	44.97±0.12	1.68±1.05
		-1552.70±329.33	150.00±1.93	5.12±0.52	1.00±0.04	45.01±0.09	2.61±1.51
ExpLXBOA KareLXBOA	2-0	-1522.07±412.93	149.54±2.67	4.98±0.52	1.00±0.05	44.99±0.11	2.12±0.92
	2-1	-1439.18±374.18	149.04±2.55	4.86±0.55	0.99±0.05	44.96±0.11	1.59±1.07
	2-0.9	-1591.66±365.94	150.12±2.20	5.05±0.40	1.01±0.04	45.01±0.10	1.48±0.63



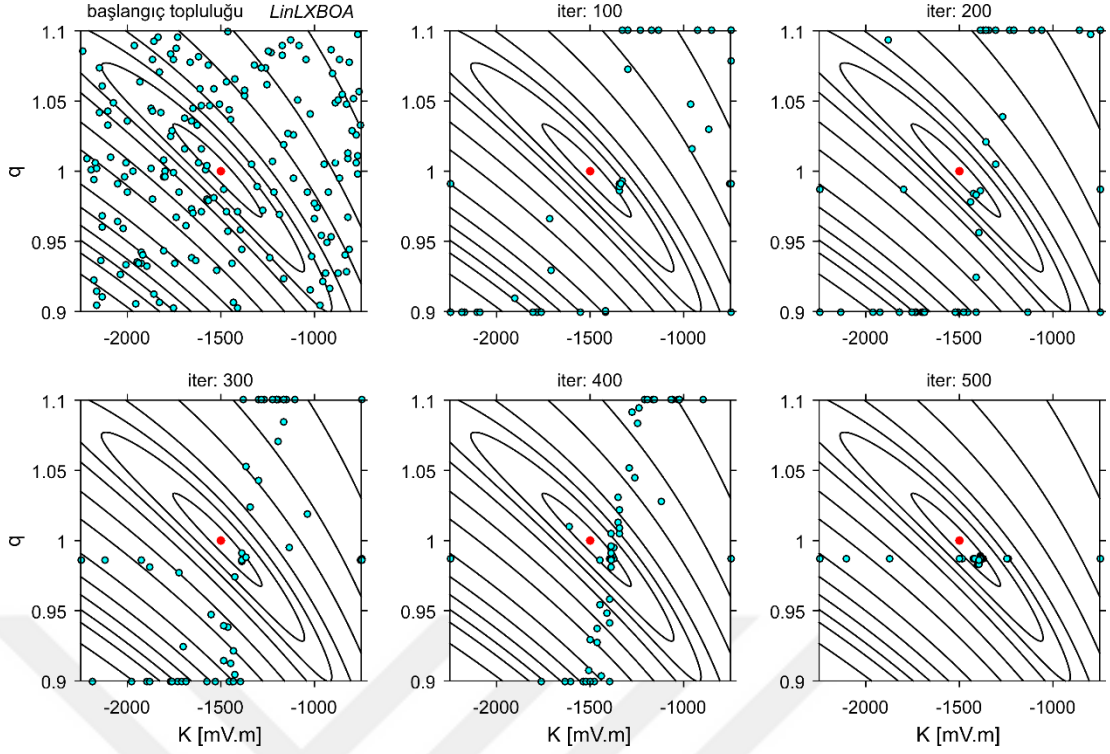
Şekil 6.5. *BOA* ve *LXBOA* yaklaşımlarında kullanılan $\vec{a}$ stratejilerinden elde edilen en iyi çözümlerin $K - q$ parametre çifti için üretilen yanılgi enerjisi haritası üzerindeki konumları (N_{run} : 30, N_p : 175, $MaxIt$: 500).

Her iki yaklaşım için irdelenen $\vec{a}$ stratejileri kullanılarak 30 bağımsız çalıştırmada elde edilen en iyi çözümler dikkate alınarak bunların arama uzayındaki global minimum civarındaki konumları $K - q$ parametre çifti için gösterilmiştir (Şekil 6.5). Genel olarak stratejilerin dar ve uzun çözüm vadisinde ve $1e2$ mV yanılgi enerjisi değerinden küçük değerler üreten parametreler belirleyebildiği görülmektedir. Bu çalışma kapsamında ayrıca, *BOA* ve *LXBOA*'nın her bir çalıştırmada aynı başlangıç topluluğunu kullanmasıyla elde edilen çözümler irdelenmiştir. Bu amaç için 175 ($D \times 35$) ajandan oluşturulan başlangıç topluluğu $MaxIt$ 500 olacak şekilde her iki yaklaşımla ve *Lin* stratejisi kullanılarak değerlendirilmiştir. 30 bağımsız çalıştırmadan *LinBOA* kullanarak en iyi çözümü üreten çalıştırmadan elde edilen K ve q parametrelerinin sırasıyla 100, 200, 300, 400 ve son iterasyonda yanılgi enerjisi haritası üzerindeki konumları Şekil 6.6'da gösterilmiştir. Şekil 6.7 ise *LinLxBOA*'dan elde edilen çözümleri göstermektedir. Her iki çözüm sonuçları incelendiğinde $MaxIt$ 500 durumunda geleneksel *LinBOA* yaklaşımında her bir ajanın $1e2$ kontur sınırları içerisinde veya çok yakınında parametreler belirlediği gözlemlenmektedir.

LinLxBOA uygulaması ise *LinBOA* ile karşılaştırıldığında global parametre değerlerine daha yakın çözümler üretirken bazı ajanların bu yaklaşımda $1e2$ kontur sınırları dışarısında kaldığı görülmektedir.



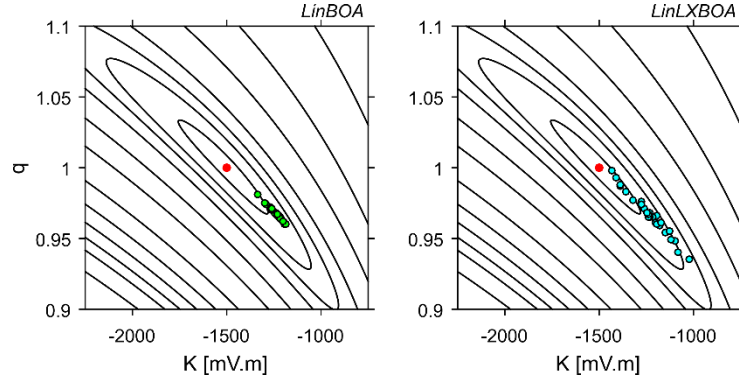
Şekil 6.6. *LinBOA* uygulamasıyla aynı başlangıç topluluğu kullanılarak elde edilen en iyi çözümde ajanların farklı iterasyonlardaki konumları



Şekil 6.7. *LinLxBOA* uygulamasıyla aynı başlangıç topluluğu kullanılarak elde edilen en iyi çözümde ajanların farklı iterasyonlardaki konumları

LinBOA ve *LinLxBOA* uygulamalarının 30 bağımsız çalıştırmasından belirlenen en iyi $K - q$ parametre değerlerinin yanılgi enerjisi haritası üzerindeki konumları Şekil 6.8’de verilmiştir. Buradan da açıkça görüldüğü gibi *LinLxBOA* uygulaması aynı başlangıç topluluğunun her bir çalıştırmada kullanılmasıyla doğru K ve q parametre değerlerini gösteren içi kırmızı daire noktasına çok daha yakın çözümler üretmekte ve çok daha fazla çözümüm $1e2$ kontur sınırları içerisine sokabilmiştir. Bununla birlikte *LinBOA* uygulamasından elde edilen çözümlerin SS değerlerinin birbirine çok daha akın olduğu oldukça açıktır.

Çizelge 6.7, *Lin*, *Exp* ve *Kare* stratejileri kullanılarak her iki yaklaşımdan sırasıyla *MaxIt* 500 ve 1000 değerleri için elde edilen model parametre değerlerinin istatistiklerini göstermektedir. *MaxIt* 1000 için, genel olarak, *BOA* daha düşük *RMS* değerlerinde çözüm üretirken *LXBOA* yaklaşımı *Exp* ve *Kare* stratejilerinde daha yüksek *RMS* çözümleri üreten kestirimler sağlamıştır. Şekil 6.9, *LinBOA*, *ExpBOA* ve *KareBOA* uygulamaları için *MaxIt* 500 durumunda model parametrelerinin ve yanılgi enerjilerinin her bir iterasyonda değişimini göstermektedir.



Şekil 6.8. *LinBOA* ve *LinLXBOA* uygulamalarının 30 bağımsız çalıştırmasından belirlenen en iyi $K - q$ parametre çözümlerinin yanılgi enerjisi haritası üzerindeki konumları.

Çizelge 6.7. *Lin*, *Exp* ve *Kare* stratejileri kullanılarak *BOA* ve *LXBOA* yaklaşımları tarafından *MaxIt* 500 ve 1000 değeri için elde edilen model parametre değeri istatistikleri (N_{run} : 30, Np : $D \times 35$).

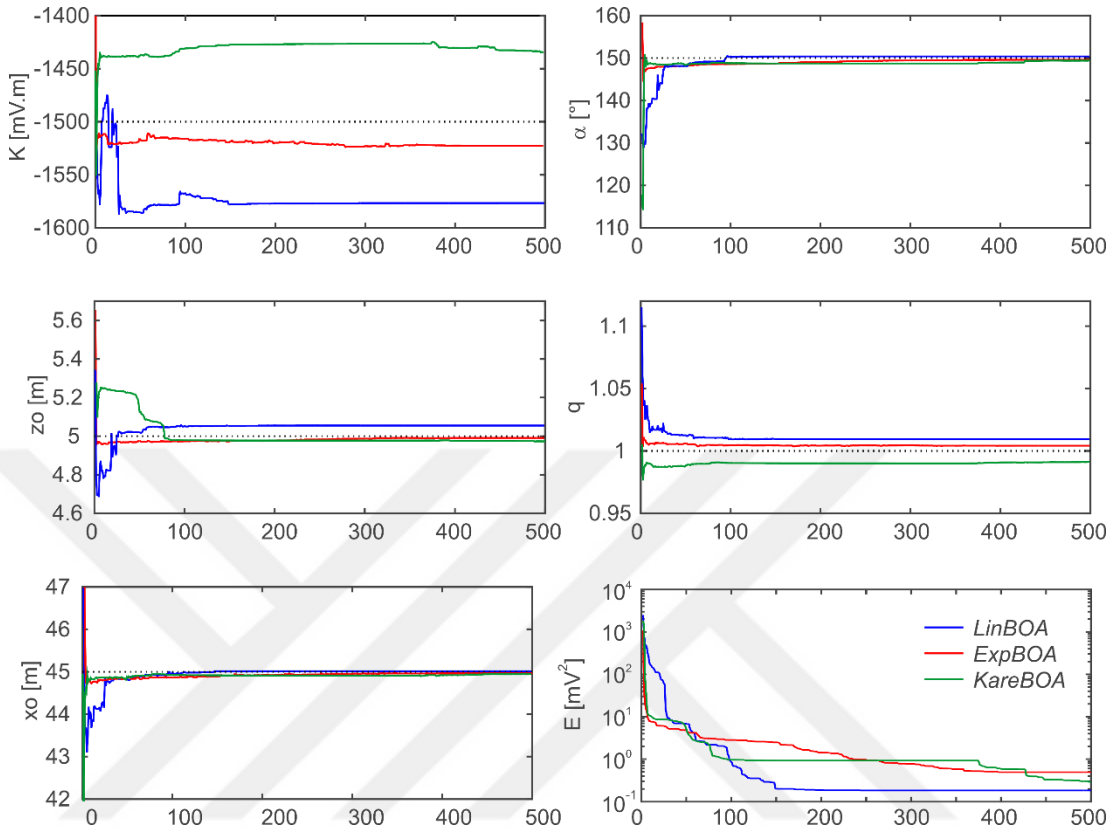
Algoritma	MaxIt	Kestirilen parametreler					RMS (mV)
		$K(\text{mV.m}^2\text{q}^{-1})$	$\alpha (^{\circ})$	$z_o (\text{m})$	q	$x_o (\text{m})$	
<i>LinBOA</i>	500	-1573.02±476.60	149.54±3.52	5.04±0.68	1.00±0.06	44.99±0.15	3.12±1.08
	1000	-1644.37±377.20	150.36±2.29	5.13±0.44	1.01±0.04	45.02±0.09	2.32±0.80
<i>ExpBOA</i>	500	-1556.20±400.57	149.75±2.67	5.01±0.53	1.00±0.05	45.00±0.11	2.42±0.89
	1000	-1554.90±349.34	149.95±2.08	5.03±0.41	1.00±0.03	45.00±0.09	1.61±0.69
<i>KareBOA</i>	500	-1411.43±355.85	148.93±2.58	4.85±0.50	0.98±0.05	44.96±0.12	2.41±1.06
	1000	-1465.93±409.08	149.12±2.85	4.91±0.52	0.99±0.05	44.97±0.13	1.95±1.10
<i>LinLXBOA</i>	500	-1502.52±417.75	149.37±2.72	4.93±0.49	0.99±0.05	44.97±0.12	1.68±1.05
	1000	-1512.78±340.12	149.69±2.08	4.97±0.39	1.00±0.04	44.99±0.09	1.31±0.78
<i>ExpLXBOA</i>	500	-1439.18±374.18	149.04±2.55	4.86±0.55	0.99±0.05	44.96±0.11	1.59±1.07
	1000	-1492.86±373.73	149.49±2.41	4.95±0.49	0.99±0.04	44.98±0.10	1.93±1.02
<i>KareLXBOA</i>	500	-1591.66±365.94	150.12±2.20	5.05±0.40	1.01±0.04	45.01±0.10	1.48±0.63
	1000	-1484.56±391.57	149.37±2.87	4.95±0.58	0.99±0.05	44.98±0.12	2.24±1.37

- **Melez yaklaşım**

Melez uygulama, kısaca, *BOA* ve *LXBOA* yaklaşımlarının birbirinden bağımsız 30 kez çalıştırılmasından belirlenen en iyi parametre çözüm vektörünün *LM* algoritmasında başlangıç modeli olarak kullanılması esasına dayanmaktadır. Dolayısıyla, melez uygulama bir global optimizasyon algoritması ile türev tabanlı *LM* algoritmasının ardışık bir kullanımından oluşmaktadır.

BOA ve *LXBOA* için *MaxIt* değeri melez uygulamada çözüm üzerindeki etkisinin araştırılması için sırasıyla 100, 200, 300 ve 500 iterasyon değeri için

çözümler üretilmiş ve elde edilen sonuçlar sırasıyla Çizelgeler 6.8 ve 6.9'da sunulmuştur.



Şekil 6.9. *LinBOA*, *ExpBOA* ve *KareBOA* uygulamaları için *MaxIt* 500 durumunda model parametrelerinin ve yanılgi enerjilerinin her bir iterasyonda değışimi.

Çizelge 6.8. Melez uygulamanın *BOA* ve *LXBOA* yaklaşımlarında *MaxIt* değerinin çözüm üzerindeki etkisi (N_{run} : 30, N_p : $D \times 35$, tol_{LM} : $1e-05$).

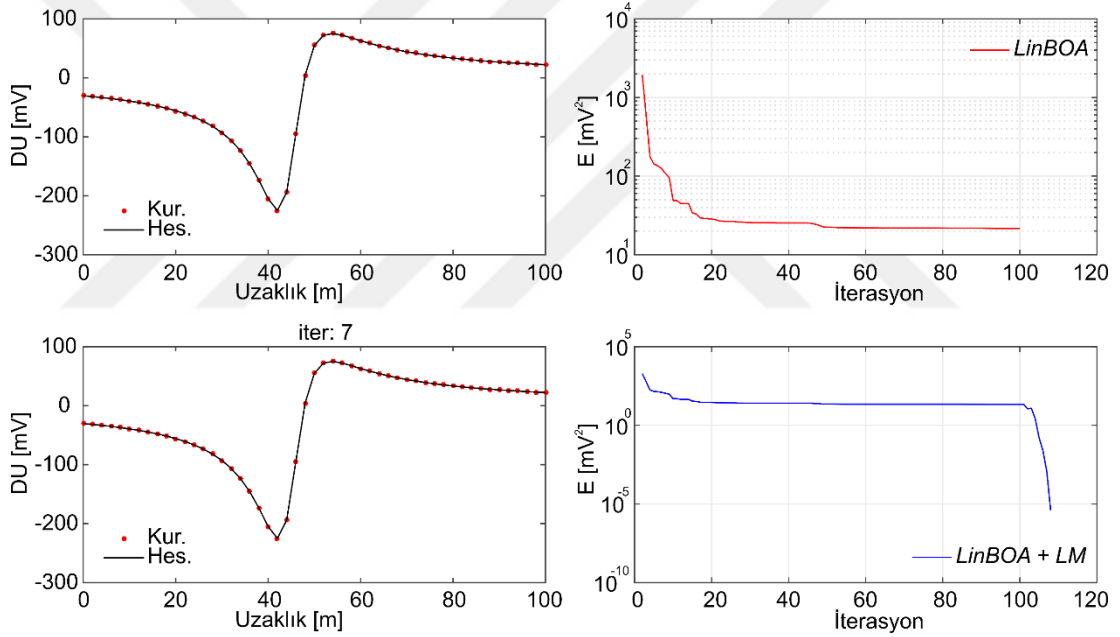
Algoritma	İter	Kestirilen parametreler				RMS (mV)		
		$K(mV.m^{2q-1})$	$\alpha (^{\circ})$	$zo (m)$	q	$xo (m)$	min	ort
<i>LinBOA</i>	100	-1370.68	150.75	4.67	0.99	45.06	2.46	7.11±3.21
<i>LM</i>	7	-1499.58	150.00	5.00	1.00	45.00	2.0e-03	
<i>LinBOA</i>	200	-1423.43	149.14	4.93	0.99	44.96	0.53	4.20±2.08
<i>LM</i>	7	-1499.68	150.00	5.00	1.00	45.00	1.5e-03	
<i>LinBOA</i>	300	-1339.25	149.17	4.78	0.98	44.97	0.87	4.12±1.53
<i>LM</i>	7	-1499.39	150.00	5.00	1.00	45.00	3.2e-03	
<i>LinBOA</i>	500	-1390.65	149.39	4.82	0.99	44.97	0.74	3.38±1.23
<i>LM</i>	7	-1499.57	150.00	5.00	1.00	45.00	2.1e-03	
<i>ExpBOA</i>	100	-1533.98	150.63	5.16	1.00	45.04	1.22	4.99±2.18
<i>LM</i>	7	-1500.15	150.00	5.00	1.00	45.00	6.9e-04	
<i>ExpBOA</i>	200	-1642.37	150.60	5.14	1.02	45.02	0.64	3.43±1.54
<i>LM</i>	8	-1500.01	150.00	5.00	1.00	45.00	4.7e-05	
<i>ExpBOA</i>	300	-1654.32	151.04	5.03	1.02	45.03	1.47	3.26±1.01
<i>LM</i>	8	-1500.01	150.00	5.00	1.00	45.00	2.6e-03	
<i>ExpBOA</i>	500	-1405.84	149.34	4.85	0.99	44.97	0.59	2.37±0.72
<i>LM</i>	7	-1499.63	150.00	5.00	1.00	45.00	1.8e-03	

Çizelge 6.9. Melez uygulamanın *LXBOA* yaklaşımında *MaxIt* değerinin çözüm üzerindeki etkisi (N_{run} : 30, N_p : $D \times 35$, tol_{LM} : $1e-05$).

Algoritma	İter	Kestirilen parametreler				RMS (mV)		
		$K (mV.m^{2q-1})$	$\alpha (^{\circ})$	$zo (m)$	q	$xo (m)$	min	ort
<i>LinLXBOA</i>	100	-1676.39	150.90	5.20	1.02	45.04	0.75	7.17±4.49
<i>LM</i>	8	-1500.01	150.00	5.00	1.00	45.00	5.5e-05	
<i>LinLXBOA</i>	200	-1760.89	151.39	5.25	1.03	45.06	1.04	5.26±3.47
<i>LM</i>	8	-1500.02	150.00	5.00	1.00	45.00	7.5e-05	
<i>LinLXBOA</i>	300	-1483.34	149.86	4.97	1.00	44.99	0.18	3.95±2.54
<i>LM</i>	7	-1499.93	150.00	5.00	1.00	45.00	3.1e-04	
<i>LinLXBOA</i>	500	-1396.12	149.34	4.89	0.99	44.97	0.49	2.92±1.63
<i>LM</i>	7	-1499.59	150.00	5.00	1.00	45.00	2.0e03	
<i>ExpLXBOA</i>	100	-1792.06	152.09	5.29	1.03	45.10	1.33	6.04±3.52
<i>LM</i>	8	-1500.02	150.00	5.00	1.00	45.00	8.3e-05	
<i>ExpLXBOA</i>	200	-1658.32	151.00	5.08	1.02	45.04	1.06	5.24±2.97
<i>LM</i>	8	-1500.01	150.00	5.00	1.00	45.00	5.2e-05	
<i>ExpLXBOA</i>	300	-1673.52	150.99	5.09	1.02	45.04	1.12	4.51±2.36
<i>LM</i>	8	-1500.01	150.00	5.00	1.00	45.00	5.5e-05	
<i>ExpLXBOA</i>	500	-1569.75	150.47	5.13	1.01	45.03	0.57	2.83±1.33
<i>LM</i>	7	-1500.29	150.00	5.00	1.00	45.00	1.4e-03	

Melez uygulamanın *LM* yaklaşımında *MaxIt* 20 olarak belirlenirken yanılgi enerjisinin $1e-05 \text{ mV}^2$ (tol_{LM}) değerinden küçük olması durumunda da algoritma durdurulmuştur. Bu araştırmada, uygulamanın metasezgisel bölümünde sadece *Lin* ve *Exp* stratejileri kullanılmıştır. Çizelgelerdeki sonuçlar incelendiğinde, melez uygulamanın metasezgisel bölümünde kullanılan en düşük *MaxIt* değeri olan 100 iterasyonda bile sonsuz uzun yatay silindir şeklindeki yapının neden olduğu kuramsal anomaliyi üreten doğru model parametre değerlerine ulaşabildiği açıkça görülmektedir. *LM* algoritmasıysa, genel olarak,

MaxIt değerine ulaşmadan 7 veya 8 iterasyon sonunda çözümlere ulaşmıştır. Ayrıca, *BOA*'nın *Exp* stratejisiyle klasik uygulaması olan *Lin* stratejisine kıyasla daha başarılı *RMS* değerleri üreten parametre kestirimleri sağladığı belirlenmiştir. *LXBOA* 'da ise *Lin* stratejisinin *MaxIt* 300 ve 500 olması durumunda yani iterasyon sayısının artması durumunda *Exp* stratejisiyle karşılaştırılabilir sonuçlar sağladığı görülmektedir. Şekil 6.10, *MaxIt* 100 durumunda *LinBOA*'dan elde edilen en iyi çözümün ürettiği anomali ile bu çözümün başlangıç modeli olarak kullanıldığı melez uygulamadan (*LinBOA* + *LM*) elde edilen çözümün ürettiği anomalinin kuramsal anomali ile bir karşılaştırmasını ve ayrıca yanılgi enerjilerinin her bir iterasyonda değişimini göstermektedir.



Şekil 6.10. Kuramsal anomali ile *LinBOA* yaklaşımından elde edilen en iyi çözüm kullanarak hesaplanan anomalinin karşılaştırması ve yanılgi enerjisinin değişimi (üst panel), kuramsal anomali ile melez yaklaşımdan üretilen anomalinin karşılaştırılması ve yanılgi enerjisinin değişimi (alt panel).

Melez uygulamada, ayrıca, başlangıç topluluğunun 75 ($D \times 15$) dolayısıyla görece daha az ajanlardan oluşturulduğu koşulda başarısının ne olacağı araştırılmıştır. Bu araştırmadan elde edilen sonuçlar Çizelge 6.10'da verilmiştir.

Çizelge 6.10. Melez uygulamanın $N_p : 75$ ($D \times 15$) durumunda BOA ve $LXBOA$ yaklaşımlarıyla irdelenmesi ($N_{run}: 30, tol_{LM}: 1e-05$).

Algoritma	İter	Kestirilen parametreler				RMS (mV)		
		K (mV.m ^{2q-1})	α (°)	z_o (m)	q	x_o (m)	min	ort
<i>LinBOA</i>	100	-1178.13	146.63	4.60	0.96	44.84	1.94	8.36±4.32
<i>LM</i>	8	-1499.98	150.00	5.00	1.00	45.00	9.1e-05	
<i>ExpBOA</i>	100	-1715.68	152.71	5.11	1.03	45.16	2.08	7.90±4.06
<i>LM</i>	8	-1500.01	150.00	5.00	1.00	45.00	6.9e05	
<i>LinLXBOA</i>	100	-1460.18	149.80	4.98	1.00	44.99	0.31	7.03±4.78
<i>LM</i>	7	-1499.84	150.00	5.00	1.00	45.00	7.2e-04	
<i>ExpLXBOA</i>	100	-1476.71	149.39	5.13	0.99	44.98	1.54	7.11±4.82
<i>LM</i>	7	-1499.89	150.00	5.00	1.00	45.00	5.1e-04	

Elde edilen sonuçlar arasında *LinLXBOA* yaklaşımı 0.31 mV ile en düşük RMS değeriyle doğru model parametrelerine en yakın sonuçları üretmiştir. Bununla birlikte, kullanılan tüm yaklaşımlardan elde edilen ve *LM* algoritmasında başlangıç modeli olarak kullanılan kestirimler 7 veya 8 iterasyon sonunda çözümlere ulaşmıştır. Bu durumda, melez uygulamada görece küçük başlangıç topluluklarıyla üretilen başlangıç modelleriyle bile doğru parametre değerlerine oldukça yakın sonuçlar elde edilebilmektedir.

- **Gürültü İçeriği**

Algoritmaların, anomalinin bir gürültü içeriğine sahip olması durumunda çözüm kalitelerinin araştırılması amacıyla kuramsal veri kümesine sıfır ortalamalı, SS değeri ± 10 mV olan rastgele değerler eklenmiştir. Bu araştırmada, *BOA* ve *LXBOA* uygulamalarında *Lin*, *Exp* ve *Kare* stratejileri kullanılmış ve elde edilen sonuçlar Çizelge 6.11’de sunulmuştur. Genel olarak, tüm yaklaşımlar gürültülü veri kümesi için başarılı çözümler üretmekle birlikte *BOA* uygulamasında *ExpBOA* ve *LXBOA* uygulamasında ise *LinLXBOA* görece daha iyi sonuçlar sağlamıştır. Bu nedenle, bu yaklaşımlar kullanılarak *MaxIt* 100 ve 200 için melez uygulamalar gerçekleştirilmiş ve elde edilen sonuçlar Çizelge 6.12’de verilmiştir. *LM* algoritması gürültü içeriğinin karesinin durdurma kriteri olarak kullanılmasıyla 4 veya 5 iterasyon sonunda çözümler üretmiştir. *MaxIt* 200 durumunda *MaxIt* 100 durumuna göre görece daha başarılı RMS istatistikleri tüm metasezgisel yaklaşımları için elde edilse de bunların en iyi çözümlerinin RMS değerleri birbirine oldukça yakındır. Şekil 6.11, gürültü eklenmiş veri kümesiyle *MaxIt* 100 durumunda *ExpLXBOA* ve *LM* yaklaşımlarının ardışık

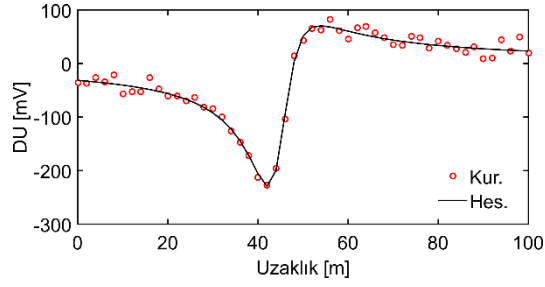
kullanılmasıyla gerçekleştirilen melez yaklaşımdan elde edilen veri kümesinin bir karşılaştırmasını göstermektedir.

Çizelge 6.11. *BOA* ve *LXBOA* yaklaşımlarından gürültü eklenmiş kuramsal veri kümesi için *Lin* , *Exp* ve *Kare* stratejilerinden elde edilen çözümlerin *RMS* istatistikleri (N_{run} : 30, N_p : $D \times 35$, $MaksIt$: 500).

Algoritma	RMS (mV)			
	<i>min</i>	<i>maks</i>	<i>ort</i>	<i>SS</i>
<i>LinBOA</i>	10.10	11.10	10.60	0.29
<i>ExpBOA</i>	10.00	10.70	10.30	0.20
<i>KareBOA</i>	10.00	11.20	10.30	0.29
<i>LinLXBOA</i>	10.00	11.30	10.40	0.29
<i>ExpLXBOA</i>	9.97	11.80	10.50	0.39
<i>KareLXBOA</i>	10.00	12.40	10.70	0.70

Çizelge 6.12. Gürültülü veri kümesi için melez uygulamadan elde edilen sonuçlar (N_{run} : 30, N_p : $D \times 35$, tol_{LM} : 100).

Algoritma	İter	Kestirilen parametreler					RMS (mV)	
		K (mV.m ^{2q-1})	α (°)	z_0 (m)	q	x_0 (m)	<i>min</i>	<i>ort</i>
<i>LinBOA</i>	100	-1652.32	150.91	5.17	1.02	45.08	10.16	11.90±1.39
<i>LM</i>	4	-1418.03	148.40	4.90	0.99	44.95	9.98	
<i>ExpBOA</i>	100	-1636.67	149.80	4.96	1.02	45.00	10.21	11.30±0.95
<i>LM</i>	5	-1407.33	148.32	4.89	0.99	44.94	9.98	
<i>LinLXBOA</i>	100	-1544.54	149.13	5.14	1.00	44.99	10.07	12.20±2.20
<i>LM</i>	4	-1468.77	148.60	4.96	1.00	44.93	9.99	
<i>ExpLXBOA</i>	100	-1226.20	146.91	4.50	0.97	44.88	10.08	13.00±3.09
<i>LM</i>	4	-1254.54	146.96	4.69	0.97	44.85	9.96	
<i>LinBOA</i>	200	-1499.56	149.99	5.06	1.00	45.07	10.10	11.20±6.78
<i>LM</i>	4	-1448.22	148.53	4.93	0.99	44.95	9.98	
<i>ExpBOA</i>	200	-1095.60	145.72	4.35	0.95	44.83	10.10	10.70±3.72
<i>LM</i>	4	-1187.07	146.38	4.61	0.96	44.83	9.98	
<i>LinLXBOA</i>	200	-1144.91	145.50	4.49	0.95	44.80	10.05	11.30±1.52
<i>LM</i>	4	1202.60	146.48	4.63	0.96	44.83	9.98	
<i>ExpLXBOA</i>	200	-1189.74	147.13	4.71	0.96	44.96	10.06	11.30±1.69
<i>LM</i>	4	-1246.89	146.96	4.68	0.97	44.87	9.96	



Şekil 6.11. Gürültü eklenmiş kuramsal anomali ile melez yaklaşımdan (*ExpLXBOA + LM*) üretilen anomalinin karşılaştırılması (N_{run} : 30, N_p : $D \times 35$, $MaxIt$: 100, tol_{LM} : 100).

6.1.2. İki yapı içeren model

Sonsuz uzun yatay silindir şeklindeki bir yapının neden olduğu kuramsal anomali üzerinde gerçekleştirilen çalışmalar sonucunda genel olarak *BOA* için optimum parametreler belirlenmiştir. Bu parametrelerin, bu tez çalışması kapsamında önerilen melez uygulamada kullanılmasıyla oldukça verimli sonuçlar elde edilmiştir. Bu nedenle önerilen yaklaşımın etkinliğinin iki yapı içeren bir kuramsal veri kümesi üzerinde de uygulanmıştır. Uygulamada, Abdelazeem vd. (2019)'nin *BOA* ile *DU* veri kümelerinden parametre kestirimi çalışmasında sundukları ve sırasıyla bir küre ve yarı sonsuz düşey bir silindir şeklindeki iki yapıdan kaynaklanan bir anomali kullanılmıştır. Her iki yapı için model parametreleri ve arama uzayı limitleri Çizelge 6.13'te verilmiştir.

Çizelge 6.13. İki yapı içeren model parametreleri ve arama uzayı değerleri (Abdelazeem vd., 2019).

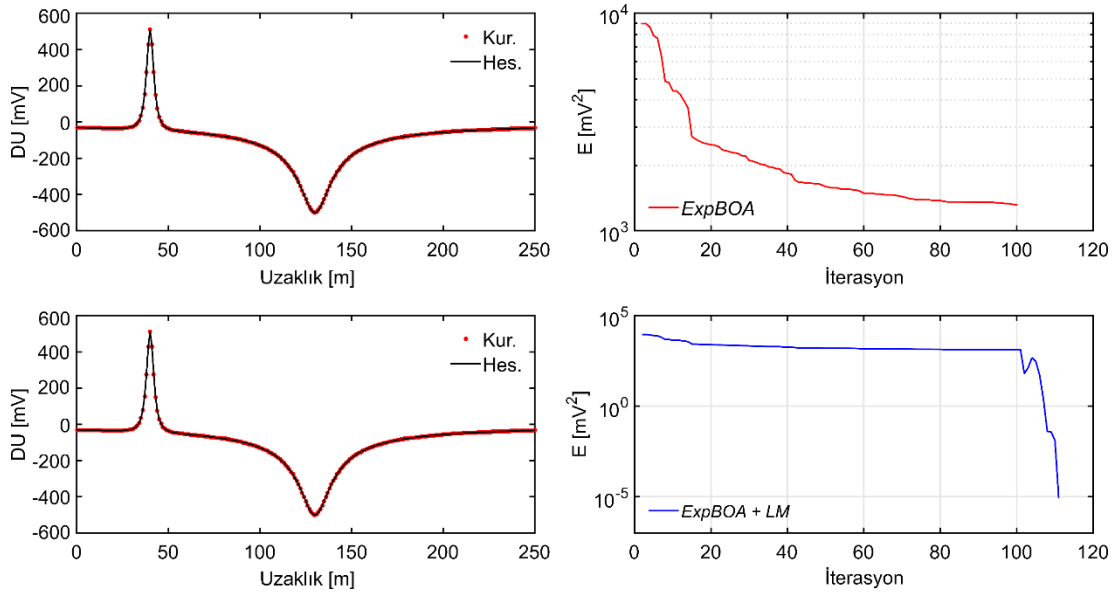
Yapı no	Açıklama	Model parametreleri				
		K (mV.m ^{2q-1})	α (°)	z_0 (m)	q	x_0 (m)
1	Doğru değer	5000	90	3	1.5	40
	Arama uzayı	3000 7000	70 100	0 10	0 2	0 90
2	Doğru değer	-500	90	8	0.5	130
	Arama uzayı	-1000 0	70 110	4 12	0 2	90 150

Değerlendirmede, melez uygulama *Lin* ve *Exp* stratejileri kullanılarak hem *BOA* hem de *LXBOA* ile gerçekleştirilmiştir. Metasezgisel uygulamalar için $MaxIt$ 100 seçilirken başlangıç topluluğu 75 ($D \times 15$) ajandan oluşturulmuştur. *LM* uygulamasında ise tol_{LM} : 1e-05 algoritmayı durdurma ölçütü olarak kullanılmıştır. Melez uygulamadan elde edilen sonuçlar Çizelge 6.14'te

verilmiştir. Çizelgede metasezgisel yaklaşımlar için sunulan ve 30 bağımsız çalıştırmanın sonucunda elde edilen *min RMS* değerleri incelendiğinde en düşük değeri üreten model parametrelerinin *ExpBOA* yaklaşımıyla elde edildiği görülmektedir. Bununla birlikte, tüm yaklaşımlardan elde edilen parametre değerlerinin melez yaklaşımda ön kestirim değerleri olarak kullanılmasıyla 10 veya 11 iterasyon sonunda *tol_LM* değerinden küçük kestirimler üreten sonuçlar elde edilmiştir. Şekil 6.12 *ExpBOA* ve *LM* yaklaşımlarının ardışık kullanılmasıyla gerçekleştirilen melez uygulamanın grafiklerini göstermektedir.

Çizelge 6.14. İki yapı içeren kuramsal model için metasezgisel ve *LM* yaklaşımlarından elde edilen sonuçlar.

Algoritma	İter	Yapı no	Kestirilen parametreler					RMS (mV)	
			$K \text{ (mV.m}^{2q-1}\text{)}$	$\alpha \text{ (}^\circ\text{)}$	$z_0 \text{ (m)}$	q	$x_0 \text{ (m)}$	<i>min</i>	<i>ort</i>
<i>LinBOA</i>	100	1	6014.40	99.17	3.25	1.51	40.35	12.10	45.5±18.6
		2	-474.97	90.01	10.24	0.51	129.93		
<i>LM</i>	11	1	5000.02	90.00	3.00	1.50	40.00	3.0e-05	
		2	-500.00	90.00	8.00	0.50	130.00		
<i>ExpBOA</i>	100	1	5501.05	98.60	3.38	1.52	40.18	9.83	47.2±19.0
		2	-495.37	89.85	7.47	0.49	129.74		
<i>LM</i>	10	1	5001.58	90.00	3.00	1.50	40.00	3.0e-05	
		2	500.01	90.00	8.00	0.50	130.00		
<i>LinLXBOA</i>	100	1	3836.66	76.83	2.28	1.58	39.75	12.60	48.9±21.9
		2	-483.39	89.55	8.28	0.50	129.75		
<i>LM</i>	10	1	4999.57	90.00	3.00	1.50	40.00	1.8e-04	
		2	-500.00	90.00	8.00	0.50	130.00		
<i>ExpLXBOA</i>	100	1	6587.70	85.28	4.46	1.41	39.74	19.8	47.4±17.6
		2	-531.79	90.51	6.38	0.49	139.96		
<i>LM</i>	11	1	5000.01	90.00	3.00	1.5	40.00	3.0e-05	
		2	-500.00	9.00	8.00	0.5	130.00		



Şekil 6.12. İki yapı içeren kuramsal anomali ile *ExpBOA* yaklaşımından elde edilen en iyi çözüm kullanarak hesaplanan anomalinin karşılaştırması ve yanılğı enerjisinin değişimi (üst panel), kuramsal anomali ile melez yaklaşımdan üretilen anomalinin karşılaştırılması ve yanılğı enerjisinin değişimi (alt panel).

Çizelge 6.15, bu çalışmada iki yapı içeren kuramsal model için *ExpBOA* ve *LM* uygulamalarından elde edilen sonuçlar ile Abdelazeem vd. (2019) tarafından klasik *LinBOA* yaklaşımı kullanılarak elde edilen model parametre değerlerinin bir karşılaştırmasını göstermektedir. Araştırmacılar, çalışmalarında bir ve iki yapı içeren kuramsal modeller için sırasıyla 200 ve 400 ($D \times 40$) ajan kullanarak başlangıç topluluğunu oluştururken *MaxIt* değerlerini ise sırasıyla 300 ve 500 olarak belirlemişlerdir. Bununla birlikte bu parametrelerin nasıl belirlendiği konusunda herhangi bir açıklamada bulunmamışlardır. İki yapı içeren mevcut kuramsal anomali için 500 iterasyon sonunda *LinBOA* kullanarak elde ettikleri *RMS* değeri 9.20 mV'tur. Araştırmacılar, uygulamalarında Santos (2010) tarafından önerilen bir amaç fonksiyonu bağıntısı kullanmışlardır. Dolayısıyla bu değer bir karşılaştırma yapılabilmesi için çizelgede sunulan parametrelerden bu çalışmada kullanılan bağıntıyla yeniden hesaplanmıştır. Ayrıca, bu sonuçların algoritmanın kaç bağımsız çalıştırması sonucunda elde edildiği bilgisi de verilmemiştir. Bu tez çalışmasının çıktılarından da açıkça anlaşılacağı üzere görece düşük bu *RMS* değerinin tek bir denemede elde edilmesi olanaklı değildir. Çizelgede sunulan ve 9.83 mV *min RMS* değeri üreten model parametreleri bu

tez çalışması kapsamında önerilen *ExpBOA* kullanılarak 30 çalıştırmanın sonunda elde edilmiştir. Genel olarak elde edilen *ort RMS* değerleriyse çizelgeden de görüldüğü gibi 47.2 ± 19.0 mV olarak belirlenmiştir. Bu çalışmada, algoritma içerisinde görece daha az *MaxIt* (100) ve ajan (150) kullanılarak elde edilen parametre değerlerinin *LM* algoritması için ön kestirim değerleri kullanılmasıyla $3e-05$ *RMS* değeri üreten ve doğru parametre değerlerine oldukça yakın kestirimler elde edilmiştir.

Çizelge 6.15. İki yapı içeren kuramsal model için metasezgisel ve *LM* yaklaşımlarından elde edilen sonuçlar.

Alg.	Np	İter	Yapı no	Kestirilen parametreler					RMS (mV)	
				<i>K</i> (mV.m ^{2q-1})	α (°)	<i>zo</i> (m)	<i>q</i>	<i>xo</i> (m)	<i>min</i>	<i>ort</i>
<i>LinBOA</i> ^a	400	500	1	6934.39	98.90	3.60	1.49	40.27	9.20	
			2	-447.15	90.27	8.03	0.48	130.30		
<i>ExpBOA</i>	150	100	1	5501.05	98.60	3.38	1.52	40.18	9.83	47.2±19.0
			2	-495.37	89.85	7.47	0.49	129.74		
<i>LM</i>	–	10	1	5001.58	90.00	3.00	1.50	40.00	3.0e-05	
			2	500.01	90.00	8.00	0.50	130.00		

^aAbdelazeem vd. (2019) tarafından gerçekleştirilen uygulamanın sonuçları

6.2. Arazi Anomalileri

Bu tez çalışması kapsamında geliştirilen melez yaklaşım ayrıca Neem-Ka Thana (Rajasthan, Hindistan) bakır kuşağı üzerindeki Ahirwala depoziti (Reddi vd., 1982) ve güney Bavyera Ormanlarında bir grafit depoziti üzerinde ölçülen anomaliler (Meiser, 1962) üzerinde uygulanmıştır. Değerlendirmede kullanılan parametre arama uzayları aşağıdaki çizelgede verilmiştir.

Çizelge 6.16. Neem-Ka Thana ve Bavyera anomalilerinin değerlendirilmesinde kullanılan arama uzayı sınırları

Anomali	Model parametreleri				
	<i>K</i> (mV.m ^{2q-1})	α (°)	<i>zo</i> (m)	<i>q</i>	<i>xo</i> (m)
Neem-Ka Thana	-300 300	70 110	5 25	0.3 0.7	140 220
Bavyera	5000 40000	-80 -40	30 60	0.7 1.3	240 280

6.2.1. Neem-Ka Thana Anomalisi

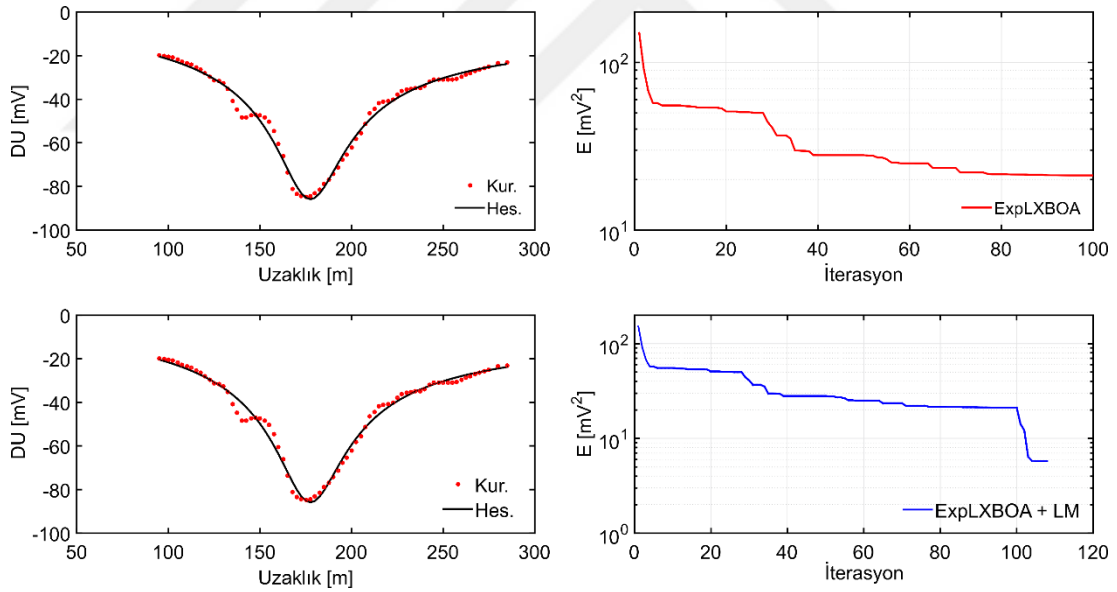
300 m uzunluğundaki bir profil üzerinde ölçülen Neem-Ka Thana anomalisi -20 mV ve 85 mV arasında değişen genlik değerleri sunmaktadır (bk. Şekil 6.13c). Anomali, melez uygulamada *LinBOA* , *LinLXBOA* , *ExpBOA* ve *ExpLXBOA* yaklaşımlarından 30 bağımsız çalıştırma sonucunda belirlenen en iyi parametre değerlerinin *LM* uygulamasında ön kestirim değerleri olarak kullanılmasıyla değerlendirilmiştir. Değerlendirmenin *BOA* bölümünde kuramsal çalışmadan elde edilen sonuçlar ışığında *MaxIt* : 100 ve *Np* : 75 ($D \times 15$) seçilmiştir. *LM* bölümünde ise alan verileri için doğru değerler bilinmediği için ardışık iki iterasyon arasındaki farkın $1e-05$ olması durumunda uygulama sonlandırılmıştır.

Neem-Ka Thana anomalisinin melez uygulamayla değerlendirilmesi sonucunda elde edilen sonuçlar Çizelge 6.17’de verilmiştir. Çizelge, metasezgisel yaklaşımlar için; 30 bağımsız çalıştırmasından elde edilen çözümlerin *RMS* istatistiklerini ve her bir parametrenin *ort* ve *SS* değerleriyle birlikte bunlar arasındaki en iyi çözümün değerlerini de (*italik*) içermektedir. Buna göre, kullanılan metasezgisel yaklaşımlardan elde edilen en iyi çözümler 2.43–2.68 mV arasında *RMS* değerleri üretmiştir. Bu çözümlerin *LM* uygulamasında ön kestirim değeri olarak kullanılmasıyla elde edilen ve çizelgede koyu olarak görülen çözümlerden ise 2.40 mV *RMS* değeri elde edilmiştir. Dolayısıyla melez uygulama birbirine yakın ancak farklı başlangıç parametreleriyle aynı kestirim değerlerine ulaşmıştır. Şekil 6.13, *ExpLXBOA* ve *LM* algoritmalarının ardışık kullanılmasıyla elde edilen çözümleri göstermektedir.

Çizelge 6.17. Neem-Ka Thana anomalisi için metasezgisel ve *LM* yaklaşımlarından elde edilen mevcut çalışmanın ve *GA*, *PSO*, *SA* ve *FE* metasezgiselleri kullanılarak elde edilen önceki çalışmaların sonuçları.

Alg.	İter	Kestirilen parametreler					RMS (mV)	
		K (mV.m ^{2q-1})	α (°)	z_0 (m)	q	x_0 (m)	min	ort
LinBOA	100	-137.80±70.18 -41.89	85.30±2.92 88.45	19.05±3.74 14.41	0.54±0.08 0.36	174.86±2.48 176.91	2.55	6.02±2.23
LM	8	-48.50	88.05	17.29	0.40	176.80	2.40	
ExpBOA	100	-154.53±75.92 -56.19	85.94±3.65 88.17	20.39±3.85 17.12	0.56±0.08 0.42	175.70±3.11 177.05	2.68	6.31±2.29
LM	8	-48.50	88.05	17.29	0.40	176.80	2.40	
Lin	100	-147.92±74.10 -44.66	85.59±1.93 88.22	21.30±3.35 16.56	0.55±0.10 0.38	175.40±1.17 176.89	2.43	4.79±1.14
LXBOA	8	-48.50	88.05	17.29	0.40	176.80	2.40	
Exp	100	-133.61±81.15 -57.11	86.31±2.10 87.92	21.45±3.33 18.99	0.54±0.10 0.43	175.94±1.49 176.91	2.48	4.33±1.11
LXBOA	8	-48.50	88.05	17.29	0.40	176.80	2.40	
^a GA	100	-53.99	87.83	18.60	0.42	176.84	2.43	
^a PSO		-49.53	88.00	17.56	0.40	176.77	2.40	
^a SA		-44.62	88.25	16.34	0.38	176.92	2.42	
^b FE		-48.50	88.05	17.29	0.40	176.80	2.40	

^aGöktürkler ve Balkaya (2012) ve ^bBalkaya (2013) çalışmasının sonuçları



Şekil 6. 13. Neem-Ka Thana anomalisi ile ExpLXBOA yaklaşımından elde edilen en iyi çözüm kullanarak hesaplanan anomalinin karşılaştırması ve yanlış enerji enerjisinin değişimi (üst panel), alan anomalisi ile melez yaklaşımdan üretilen anomalinin karşılaştırılması ve yanlış enerji enerjisinin değişimi (alt panel).

Neem-Ka Thana anomalisi, Göktürkler ve Balkaya (2012) tarafından *GA*, *PSO* ve *SA*; Balkaya (2013) tarafından ise *FE* metasezgiselleri kullanılarak

değerlendirilmiştir. Bu çalışmaların bulguları Çizelge 6.17’de ayrıca verilmiştir. Mevcut çalışmanın sonuçlarıyla bu araştırmacıların sonuçları kıyaslandığında melez uygulamanın *FE* algoritmasının sonuçlarıyla örtüştüğü görülmektedir.

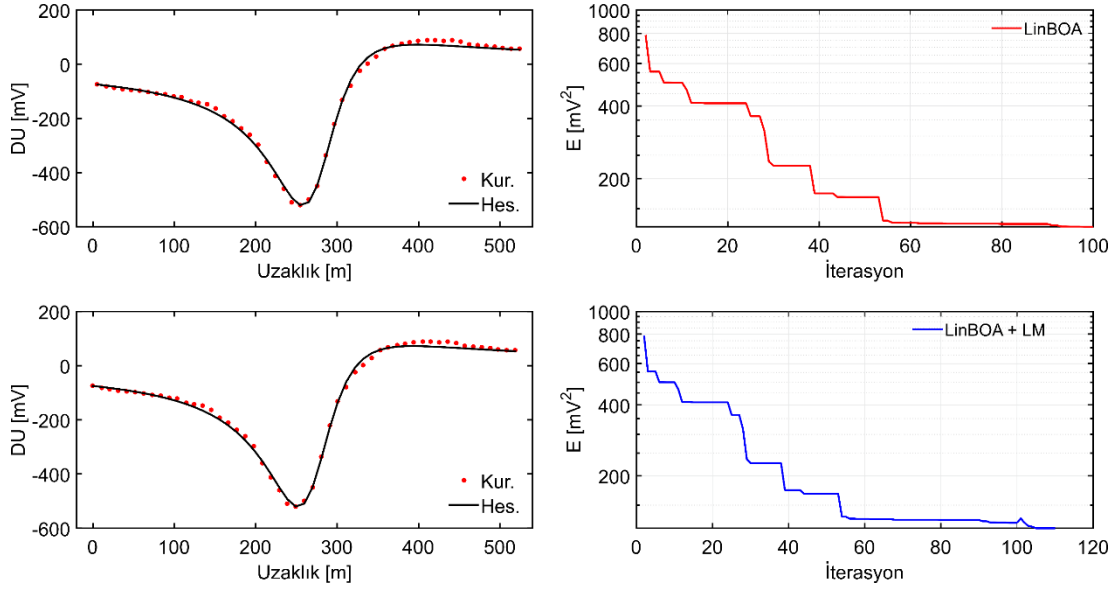
6.2.2. Bavyera Anomalisi

Alan verilerinin ikinci örneği, Meiser (1962) tarafından güney Bavyera (Almanya) ormanlarında bir grafit yatağı üzerinde ölçülen bir DU anomalisi (bk. 6.13d) için gerçekleştirilmiştir. Genel olarak negatif DU değerleri sunan ve 520 m uzunluğundaki bir profil üzerinde ölçülen anomali yaklaşık olarak -520 ve 90 mV değerlerinde genlikler sunmaktadır. Neem-Ka Thana anomalisinin değerlendirilmesinde kullanılan yaklaşım ve parametreler Bavyera anomalisi için de uygulanmıştır. Elde edilen sonuçlar Çizelge 6.18’de sunulmuştur. Şekil 6.14, *LinBOA* ve *LM* algoritmalarının ardışık kullanılmasıyla elde edilen çözümleri göstermektedir.

Çizelge 6.18. Bavyera anomalisi için metasezgisel ve *LM* yaklaşımlarından elde edilen mevcut çalışmanın ve *GA*, *PSO* ve *SA* metasezgiselleri kullanılarak elde edilen önceki çalışmanın sonuçları.

Algoritma	İter	Kestirilen parametreler					RMS (mV)	
		<i>K</i> (mV.m ^{2q-1})	α (°)	<i>zo</i> (m)	<i>q</i>	<i>xo</i> (m)	<i>min</i>	<i>ort</i>
<i>LinBOA</i>	100	28113.82	-50.25	47.89	0.99	269.18	11.00	13.60
		±9704.31	±2.89	±3.98	±0.05	±1.37		±2.84
		36181.82	-48.10	47.75	1.03	270.10		
<i>LM</i>	10	36182.08	-48.18	48.15	1.03	270.04	10.94	
<i>ExpBOA</i>	100	28183.11	-49.81	47.91	0.99	269.63	11.00	13.60
		±9108.19	±2.36	±4.56	±0.04	±1.28		±3.19
		40000	-47.68	48.79	1.04	270.24		
<i>LM</i>	24	35786.47	-48.23	48.07	1.03	270.02	10.94	
<i>LinLXBOA</i>	100	26055.90	-50.54	45.68	0.98	269.42	11.00	12.60
		±11166.03	±3.90	±4.39	±0.07	±1.52		±2.17
		39839.74	-47.69	48.92	1.04	270.22		
<i>LM</i>	24	35786.41	-48.23	48.07	1.03	270.02	10.94	
<i>ExpLXBOA</i>	100	27823.95	-50.04	46.42	0.99	269.58	11.00	12.50
		±9799.49	±3.01	±4.42	±0.05	±1.31		±2.07
		40000	-47.62	48.75	1.04	270.27		
<i>LM</i>	24	35786.47	-48.23	48.07	1.03	270.02	10.94	
^a <i>GA</i>	100	21272.91	-51.29	45.03	0.97	268.79	11.40	
^a <i>PSO</i>		33343.87	-48.60	47.59	1.02	269.88	10.95	
^a <i>SA</i>		26257.42	-49.88	45.99	0.99	269.17	11.09	

^aGöktürkler and Balkaya (2012) çalışmasının sonuçları



Şekil 6. 14. Bavyera anomalisi ile LinBOA yaklaşımından elde edilen en iyi çözüm kullanarak hesaplanan anomalinin karşılaştırması ve yanılgi enerjisinin değışimi (üst panel), alan anomalisi ile melez yaklaşımdan üretilen anomalinin karşılaştırılması ve yanılgi enerjisinin değışimi (alt panel)

Algoritmanın a parametresi için iki farklı stratejisi (*Lin* ve *Exp*) kullanılarak BOA ve LXBOA yaklaşımlarından elde edilen RMS istatistikleri dikkate alındığında *min* RMS değeri tüm uygulamalarda 11 mV olduğu görülürken *ort* RMS değeri 12.5 ± 2.07 ve 13.6 ± 3.19 mV civarındadır. Çizelge içerisinde italik olarak görülen ve *min* RMS değeri üreten parametreler kullanılarak elde edilen ve çizelge içerisinde koyu olarak görülen LM çözümleri 10.94 mV RMS değeri üretmiştir. LM uygulamasında kestirilen her bir model parametre değerlerinin de birbirlerine oldukça yakın oldukları görülmektedir. Mevcut uygulamadan elde edilen sonuçlar, Bavyera anomalisini GA , PSO ve SA metasezgiselleriyle değerlendiren Göktürkler ve Balkaya (2012)'nin çalışmalarından elde edilen çözümler ile karşılaştırılmıştır. Bu çalışmanın sonuçları, ayrıca çizelgeye eklenmiştir. Buna göre, bu tez çalışması kapsamında önerilen melez uygulamanın sonuçları jeofiziğin modelleme çalışmalarında en sık kullanılan metasezgisel olan PSO tarafından elde edilen çözümler ile örtüşmektedir.

7. SONUÇ VE ÖNERİLER

Doğrusal olmayan *DU* optimizasyon problemi için veri kümelerinden parametre kestirim çalışması güncel metasezgisel algoritmalarından *BOA* ile gerçekleştirilmiştir. Algoritma, araştırmacılar tarafından, genel olarak, global arama aşamasında başarılı fakat sömürü aşamasında zayıf olarak nitelendirilmektedir. Bu nedenle, bu tez çalışması kapsamında, literatürden bilinen ve bir *LX* operatörü kullanarak bu eksikliği gidermeyi amaçlayan bir versiyonu uygulamalarda ayrıca kullanılmıştır. Bununla birlikte, bu tez çalışması kapsamında, bu yaklaşımlar ile *LM* algoritmasının ardışık olarak kullanan melez bir yaklaşım geliştirilmiş ve bu yaklaşım ile daha başarılı ve verimli sonuçlar elde edildiği gösterilmiştir.

Uygulamada, kuramsal olarak üretilen ve bir yapı içeren model üzerinde *BOA*'nın kullanıcı tanımlı kontrol parametrelerinin (Np , $\vec{a}$ ve $MaxIt$) çözüm üzerindeki etkileri araştırılmış ve en iyi sonuçları üreten değerler belirlenmiştir. Bu analizlerden belirlenen optimum parametreler, genel olarak, izleyen uygulamalarda kullanılmıştır.

Araştırılan ilk parametre algoritmanın etkin bir çözüm sunabilmesi için gerek duyduğu optimum topluluk sayısıdır (Np). Bu amaç için, algoritmanın ardışık ve birbirinden bağımsız olarak 30 çalıştırması gerçekleştirilirken genel olarak bilinmeyen parametre sayısının (D) katları araştırılmıştır. Elde edilen sonuçlar, mevcut *DU* optimizasyon problemi için *BOA* ve *LXBOA* uygulamalarında optimum Np değerinin 175 yani $D \times 35$ olduğunu göstermiştir.

Her iki algoritma için, farklı iterasyon sayıları kullanılarak elde edilen çözümlerin *RMS* değerleri ve ortalama hesaplama süreleri detaylı olarak incelenmiştir. Buna göre, iterasyon sayısının artışı düşük *RMS* değerlerinde çözümler üretmekle birlikte hesaplama maliyetinin artmasına neden olmaktadır. Bu nedenle, uygulamada *min RMS* değerleri üreten çözümler arasında ve görece daha düşük hesaplama süresiyle optimum çözümler belirleyen *MaxIt* değeri (500) belirlenmiştir.

$\vec{a}$, parametresinin çözüm üzerindeki etkisi araştırılırken, *BOA*'nın geleneksel yaklaşımı da dahil olmak üzere 6 farklı yaklaşım stratejisi (*Sabit, Lin, Log, Cos, Exp, Kare*) uygulanmış ve çözüm üzerindeki etkileri araştırılmıştır. Genel olarak, *BOA* ve *LXBOA* uygulamalarında *Lin, Exp* ve *Kare* stratejilerinin daha başarılı sonuçlar ürettikleri belirlenmiştir. Bununla birlikte, elde edilen sonuçlar dikkate alındığında; *BOA* uygulamalarında *ExpBOA, LXBOA* uygulamalarında ise *KareLXBOA* stratejileri daha verimli sonuçlar üretmiştir.

Bu çalışma kapsamında ayrıca, *BOA* ve *LXBOA*'nın her bir çalıştırmada aynı başlangıç topluluğunu kullanmasıyla elde edilen çözümler irdelenmiştir. Her iki uygulamadan elde edilen çözümler incelendiğinde *MaxIt* 500 durumunda geleneksel *LinBOA* yaklaşımında her bir ajanın $1e2$ kontur sınırları içerisinde veya çok yakınında parametreler belirlediği gözlemlenirken *LinLxBOA* uygulamasında ise global parametre değerlerine daha yakın çözümler ürettikleri ancak bazı ajanların $1e2$ kontur sınırları dışarısında kaldıkları görülmüştür.

Melez uygulama, *BOA* ve *LXBOA* yaklaşımlarının birbirinden bağımsız 30 kez çalıştırılmasından belirlenen en iyi parametre çözüm vektörünün *LM* algoritmasında başlangıç modeli olarak kullanılmasıyla gerçekleştirilmiştir. *BOA* ve *LXBOA* için *MaxIt* değerinin melez uygulamada çözüm üzerindeki etkisi *Lin* ve *Exp* stratejileri kullanılarak araştırılmıştır. Bulgular, önerilen melez yaklaşım için 100 global ve 7 ya da 8 lokal optimizasyonda verimli sonuçlar elde edilebildiğini göstermiştir. Ayrıca, melez uygulamada görece küçük başlangıç topluluklarıyla üretilen başlangıç modelleriyle bile doğru parametre değerlerine oldukça yakın sonuçlar elde edilebildiği belirlenmiştir. Önerilen algoritma, gürültü içeriği olan uygulamalardan elde edilen sonuçlar dikkate alındığında 200 global optimizasyonu izleyen 4 veya 5 *LM* uygulamasıyla başarılı olmuştur. Gürültü içeriği eklenmiş veri kümesinde ise, *BOA* 'da *Exp* , *LXBOA* 'da *Lin* stratejileri diğer stratejilere göre daha iyi sonuçlar üretmiştir.

İki yapılı model, melez uygulama *Lin* ve *Exp* stratejileri kullanılarak *BOA* ve *LXBOA* yaklaşımlarıyla değerlendirilmiştir. Elde edilen sonuçlar, *ExpBOA* stratejisinin başarısını göstermiştir. Genel bir sonuç olarak, *LM* ile

birlikte görece düşük Np ve $MaxIt$ değeri ile doğru değere yakın parametre kestirimi sağlanabilmektedir.

Arazi verileri değerlendirmelerinden elde edilen sonuçlar dikkate alındığında Neem-Ka Thana anomalisi için önerilen yaklaşımın literatürde sunulan sonuçlar arasında etkili bir metasezgisel olan FE algoritmasının sonuçlarına yakın değerler ürettiği gözlemlenmiştir. Bavyera anomalisinde ise elde edilen sonuçlar literatürde en çok uygulanan PSO yönteminin sonuçlarıyla oldukça uyumludur.

Bu tez çalışması kapsamında incelenen tüm uygulamalardan elde edilen bulgular ışığında önerilen ardışık melez yaklaşımın ($BOA + LM$) uygulamalı jeofiziğin diğer görece küçük boyutlu optimizasyon problemleri üzerinde de uygulanabileceği ve benzer olarak verimli sonuçların elde edilebileceği öngörülmüştür.

KAYNAKLAR

- Abdelazeem, M., Gobashy, M., Khalil, M.H., Abdrabou, M., 2019. A complete model parameter optimization from self-potential data using Whale algorithm. *Journal of Applied Geophysics*, 170, 103825, 11.
- Adeeko, T.O., Muztaza N.M., Zakaria, T.M., Ismail, N., 2018. Correlation of Self Potential and Ground Magnetic Survey Techniques to Investigate Fluid Seepage in Archaeological site, Sungai Batu, Lembah Bujang, Kedah, Malaysia. *Natural and Engineering Sciences*, 3(2), 196-206.
- Akyol, S., Alataş, B., 2012. Güncel Sürü Zekası Optimizasyon Algoritmaları. *Nevşehir Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitü Dergisi*, 1, 36-50.
- Alkan, H., Yatay Halka Elektromanyetik (YHEM) Verisinden Farksal Arama Algoritması Kullanarak Parametre Kestirimi, 91 s, Isparta.
- Balkaya, Ç., 2013. An implementation of differential evolution algorithm for inversion of geoelectrical data. *Journal of Applied Geophysics*, 98, 160–175.
- Başokur, A.T., 2001. Doğrusal ve Doğrusal Olmayan Problemlerin Ters Çözümü. *TMMOB Jeofizik Mühendisleri Odası Eğitim Yayınları*, 166, Ankara.
- Başokur, A.T., 2002. Türev Tabanlı Parametre Kestirim Yöntemleri (Derivative Based Parameter Estimation Methods). *Ankara Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Jeofizik Mühendisliği*, 1-21.
- Bogoslovsky, V. A., Ogilvy, A. A., 1977. Geophysical methods for the investigation of landslides. *Geophysics*, 42, 562–571.
- Bozorgi, S.M., Yazdani, S., 2019. IWOA: An improved whale optimization algorithm for optimization problems. *Journal of Computational Design and Engineering*, 6, 243-259.
- Canayaz, M., Özdağ R., 2017. Data Clustering Based On The Whale Optimization. *Middle East Journal of Technic*, 2, 1, 178-187.
- Canayaz, M., Demir M., 2017. Balina Optimizasyon Algoritması ve Yapay Sinir Ağı ile Öznitelik Seçimi (Feature Selection with The Whale Optimization Algorithm and Artificial Neural Network), Erişim Tarihi: 18.10.2019, <https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=8090247>
- Candansayar, M.E., 2007. Ankara Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Jeofizik Mühendisliği Bölümü. Elektrik Yöntemler Lisans Ders Notu. Doğal Uçlaşma Yönergesi, 2-15.
- Corwin, R.F., Hoover D.B., 1979. The self-potential method in geothermal exploration. *Geophysics*, 44., 226–45.

- Deep, K., Thakur, M., 2007. A new crossover operator for real coded genetic algorithms. *Science Direct*, 188, 895-911.
- Ding, T., Chang, L., Li, C., Feng, C., Zhang, N., 2018. A Mixed-Strategy-Based Whale Optimization Algorithm for Parameter Identification of Hydraulic Turbine Governing Systems with a Delayed Water Hammer Effect. *Energies*, 11, 2367, 1-29.
- Elyiğit, A., Öncü, Z. 2012. Doğal Potansiyel (SP) Yöntemiyle Beton İçerisindeki Donatı Korozyonunun İncelenmesi. *E-Journal of New World Sciences Academy*, 7, 1, 1-6.
- Ekinci, Y.L., Balkaya, Ç. and Göktürkler, G., 2020. Global optimization of near-surface potential field anomalies through metaheuristics. In Biswas, A. and Sharma S.P. (Ed), *Advances in Modeling and Interpretation in Near Surface Geophysics*, Series of Springer Geophysics, Springer International Publishing. Basımda.
- Fernández-Martínez, J.L., García-Gonzalo, E., Fernández Álvarez, J.P., Kuzma, H.A., Menéndez-Pérez, C.O., 2010. PSO: a powerful algorithm to solve geophysical inverse problems. Application to a 1D-DC resistivity case. *Journal of Applied Geophysics*, 71, 13-25.
- Guo, W., Liu, T., Dai, F., Xu, P., 2019. An Improved Whale Optimization Algorithm For Forecasting Water Resources Demand. *Applied Soft Computing Journal*, 105925, <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2019.105925>.
- Gobashy, M., Abdelazeem, M., Abdrabou, M., Khalil, M.H., 2019. Estimating Model Parameters from Self-Potential Anomaly of 2D Inclined Sheet Using Whale Optimization Algorithm: Applications to Mineral Exploration and Tracing Shear Zones. *Natural Resources Research*, Doi: 10.1007/s11053-019-09526-0
- Göktürkler, G., Balkaya, Ç., Erhan, Z., Yurdakul, A., 2008. Investigation of a shallow alluvial aquifer using geoelectrical methods: a case from Turkey. *Environmental Geology*, 54, 1283–1290.
- Göktürkler, G., Balkaya Ç., 2012. Inversion of self-potential anomalies caused by simple-geometry bodies using global optimization algorithms. *IOPscience*, 9, 498-507.
- Göktürkler, G., Balkaya Ç., Ekinci, Y.L., Turan, S., 2016. Uygulamalı Jeofizikte Metasezgiseller. *Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 22, 563-580.
- Guo, W., Liu, T., Dai, F., Xu, P., 2019. An improved whale optimization algorithm for forecasting water resources demand. *Applied Soft Computing Journal*, 7, 105925, 18.

- Hu, H., Bai, Y., Xu, T., 2017. Improved whale optimization algorithms based on inertia weights and theirs applications. *International Journal Of Circuits, Systems And Signal Processing*, 11, 12-26
- Karaboğa, D., 2014. *Yapay Zeka Optimizasyon Algoritmaları*. Nobel Akademik Yayıncılık Eğitim Danışmanlık Tic. Ltd. Şti., 231s, Ankara.
- Karaboğa, N., 2012. *Sayısal Yöntemler ve Matlab Uygulamaları*. Nobel Akademik Yayıncılık Eğitim Danışmanlık Tic. Ltd. Şti., 384s, Ankara.
- Kaveh, A., Ghazaan M.I., 2016. Enhanced whale optimization algorithm for sizing optimization of skeletal structures. *Mechanics Based Design of Structures and Machines An International Journal*, 45, 345-362.
- Kaya, M.A., Özürkan, G., Şengül, E., 2007. Delineation of Soil and Groundwater Contamination Using Geophysical Methods at a Waste Disposal Site in Çanakkale, Turkey. *Environmental Monitoring and Assessment*, 135, 441 – 446.
- Keçeli, A., 2012. *Uygulamalı Jeofizik*. TMMOB Jeofizik Mühendisleri Odası Eğitim Yayınları, 564s, Ankara.
- Ling, Y., Zhou, Y., Luo, Q., 2017. Lévy Flight Trajectory-Based Whale Optimization Algorithm for Global Optimization. *IEEE*, 5, 6168 – 6186.
- Luo, J., Shi B., 2019. A hybrid whale optimization algorithm based on modified differential evolution for global optimization problems. *Applied Intelligence*, 49,1982–2000.
- Mafarja, M.M., Mirjalili S., 2017. Hybrid Whale Optimization Algorithm with simulated annealing for feature selection. *Neurocomputing*, 260, 302–312.
- Meiser, P., 1962. A method for quantitative interpretation of self potential measurements *Geophys. Prospect*, 10, 203–18.
- Mirjalili, S., Lewis, A., 2016. The Whale Optimization Algorithm. *Advances in Engineering Software*, 95, 51–67.
- Murty, K.G., 2003. *Optimization Models For Decision Making*. Junior Level Self-Teaching Web-Book for, 1, 1-595.
- Nasiri, J., Khiyabani, F.M., 2018. A whale optimization algorithm (WOA) approach for clustering. *Yohise, A., (Ed.), Cogent Mathematics & Statistics*. Yohise, 5, 13.
- Oliva, D., El Aziz, M.A., Hassanien, A., 2017. Parameter estimation of photovoltaic cells using an improved chaotic whale optimization algorithm. *Applied Energy*, 200, 141-154.

- Oruç, B., 2012. Teori ve Örneklerle Jeofizikte Modelleme. Umuttepe Yayınları, 364s, İstanbul.
- Prakash, D.B., Lakshminarayana C., 2017. Optimal siting of capacitors in radial distribution network using Whale Optimization Algorithm. Alexandria Engineering Journal, 58, 499-509.
- Reddi, A.G.B., Madhusudan I.C., Sarkar, B., Sharma, J.K., 1982. An Album of Geophysical Responses from Base Metal Belts of Rajasthan and Gujarat (Calcutta: Geological Survey of India). Miscellaneous publication, 51.
- Salgotra, R., Singh, U., Saha, S., 2019. On Some Improved Versions of Whale Optimization Algorithm. Arabian Journal for Science and Engineering, 44, 9653-9691.
- Santos, M., Fernando A., 2010. Inversion of self-potential of idealized bodies' anomalies using particle swarm optimization. Computers & Geosciences, 36, 1185-1190.
- Singh, A., 2019. Laplacian whale optimization algorithm. Int J Syst Assur Eng Manag, 10(4), 713-730.
- Soliman, G.M.A., Abou-El-Enien, T.H.M., Emary, E., Khorshid M.M.H., 2019. A Hybrid Modified Whale Optimization Algorithm with Simulated Annealing for Terrorism Prediction. International Information and Engineering Technology Association, 24(3), 281-287.
- 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.
- Tanyıldızı, E., Cigal, T., 2017. Kaotik Haritalı Balina Optimizasyon Algoritmaları. Fırat Üniversitesi. Mühendislik. Bilgileri. Dergisi, 29(1), 309-319.
- Trivedi, I.N., Pradeep, J., Narottam, J., Arvind, K., Dilip, L., 2016. A Novel Adaptive Whale Optimization Algorithm for Global Optimization. Indian Journal of Science and Technology, 9(38), 6.
- Yang, X.S., 2011. Metaheuristic Optimization. Scholarpedia, Erişim Tarihi: 08.09.2019. [http://www.scholarpedia.org/article/Metaheuristic Optimization](http://www.scholarpedia.org/article/Metaheuristic_Optimization)
- Yang, X.S., 2014. Nature- Inspired Metaheuristic Algorithms (1st ed). Elsevier Inc, 263p, London.
- Yetkin, M., 2016. Metasezgisel Algoritmaların Jeodezi'de Kullanımı. Geomatik Dergisi, 1(1), 8-13.

Yükselen, M.A., 2008. Uygulamalı Sayısal Yöntemler Ders Notları. Erişim Tarihi: 20.10.2019.<https://web.itu.edu.tr/yukselen/HM504/01%20Lineer%20Denklem%20Tak%FDmlar%FDn%FDn%20%E7%F6z%FCm%FC.pdf>

Yüngül, S., 1954. Spontaneous potential survey of a copper deposit at Sarıyer. Turkey Geophysics, 19, 455–8.

Zhong, M., Long W., 2017. Whale optimization algorithm with nonlinear control parameter. Doi:10.1051/mateconf/201713900157.



ÖZGEÇMİŞ

Adı Soyadı : Fahriye Elif AKKAŞ
Doğum Yeri ve Yılı : Afyonkarahisar, 1994
Medeni Hali : Bekar
Yabancı Dili : İngilizce
E-posta : f.elif.akkas@gmail.com

Eğitim Durumu

Lise : Şuhut Anadolu Lisesi, 2008
Lisans : SDÜ, Mühendislik Fakültesi, Jeofizik Mühendisliği, 2012
Yüksek Lisans (Tezsiz): AKÜ, İş Sağlığı ve Güvenliği, 2017