

DOKUZ EYLÜL ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

JEOFİZİKTE GLOBAL OPTİMİZASYON
UYGULAMALARI

Lemi BİLGİLİ

Mayıs, 2015
İZMİR

JEOFİZİKTE GLOBAL OPTİMİZASYON UYGULAMALARI

**Dokuz Eylül Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü
Yüksek Lisans Tezi
Jeofizik Mühendisliği Anabilim Dalı**

Lemi BİLGİLİ

**Mayıs, 2015
İZMİR**

YÜKSEK LİSANS TEZİ SINAV SONUÇ FORMU

LEMİ BİLGİLİ, tarafından **DOÇ.DR. GÖKHAN GÖKTÜRKLER** yönetiminde hazırlanan **“JEOFİZİKTE GLOBAL OPTİMİZASYON UYGULAMALARI”** başlıklı tez tarafımızdan okunmuş, kapsamı ve niteliği açısından bir Yüksek Lisans tezi olarak kabul edilmiştir.



Doç. Dr. Gökhan GÖKTÜRKLER

Yönetici



Prof. Dr. Efendi NASİBOĞLU

Jüri Üyesi



Yrd. Doç. Dr. Petek SINDIRGI

Jüri Üyesi



Prof. Dr. Ayşe OKUR

Müdür

Fen Bilimleri Enstitüsü

Sevgili Babam,

Lütfü BİLGİLİ'nin

Anısına...

TEŞEKKÜR

Bu tez çalışması kapsamında yardımlarını esirgemeyen ve çalışmalarımı yönlendiren değerli danışman hocam Sayın Doç. Dr. Gökhan GÖKTÜRKLER'e,

Veri kümelerinin bulunmasında yardımcı olan Dr. Çağlayan BALKAYA'ya,

Gerek tez çalışmam, gerekse günlük hayatımda bana her zaman destek olan değerli dostum Jeofizik Müh. Mesut GÜRLER'e,

Bu süreçte manevi desteğini hiç esirgemeyen kız arkadaşım Aysun KOÇAŞ'a,

Hayatım boyunca maddi ve manevi desteklerini benden hiçbir zaman eksik etmeden her daim yanımda olan sevgili aileme teşekkürü bir borç bilirim.

Lemi BİLGİLİ

JEOFİZİKTE GLOBAL OPTİMİZASYON UYGULAMALARI

ÖZ

Doğal Potansiyel (SP) ve Düşey Elektrik Sondajı (DES) verilerinin ters çözümü, yapay ısıt işlem (Yİİ), genetik algoritma (GA) ve parçacık sürü optimizasyonunu (PSO) içeren üç global en iyileme (optimizasyon) yaklaşımıyla gerçekleştirilmiştir. Çalışma kapsamında hem yapay hem de arazi verilerinden oluşan veri kümeleri kullanılarak SP ve DES uygulamalarına ait parametre kestirimi çalışmaları yapılmıştır. Yİİ, GA ve PSO ile SP belirtisinin yeri, elektrik dipol momenti, biçim faktörü, uçlaşma açısı ve derinlik parametreleri kestirilmeye çalışılmıştır. Ayrıca GA ile DES belirtisinden tabakalı yapıya ait öz direnç ve kalınlık parametreleri kestirilmeye çalışılmıştır. Elde edilen sonuçlar aynı veri kümelerini kullanan farklı algoritmaların çıktıları ile karşılaştırılmıştır. Bu çalışmada kullanılan global en iyileme yaklaşımlarıyla yapılan test çalışmaları birbirleriyle uyumlu ve lokal en iyileme algoritmalarıyla karşılaştırılabilir sonuçlar üretmiştir.

Anahtar kelimeler: Doğal potansiyel, düşey elektrik sondajı, yapay ısıt işlem, genetik algoritma, parçacık sürü optimizasyonu

APPLICATIONS OF GLOBAL OPTIMIZATION IN GEOPHYSICS

ABSTRACT

Inversion of self potential (SP) and vertical electrical sounding (VES) data was carried out by using three global optimization algorithms including simulated annealing (SA), genetic algorithm (GA) and particle swarm optimization (PSO). Data sets including both synthetic and field data were used for model parameter estimation studies based on SP and VES applications. The model parameters of SP including electrical dipole moment, shape factor, polarization angle and depth were estimated by SA, GA and PSO. Also the parameters of DES anomaly including resistivities and thicknesses of a layered earth model were obtained by GA. The estimated parameters were compared with those from the previous studies based on various optimization algorithms using the same data sets. The test studies based on the global optimization algorithms used in the present study were characterized as being consistent with each other; and they yielded results which are compatible with those from local optimization algorithms.

Keywords: Self potential, vertical electrical sounding, simulated annealing, genetic algorithm, particle swarm optimization

İÇİNDEKİLER

	Sayfa
YÜKSEK LİSANS TEZİ SINAV SONUÇ FORMU	ii
TEŞEKKÜR.....	iv
ÖZ	v
ABSTRACT.....	vi
ŞEKİLLER LİSTESİ	xi
TABLolar LİSTESİ.....	xiv
BÖLÜM BİR – GİRİŞ	1
BÖLÜM İKİ – JEOELEKTRİK YÖNTEMLER	3
2.1 Doğal Potansiyel (SP) Yöntemi	3
2.1.1 Giriş	3
2.1.2 Doğal Gerilimin Nedenleri	4
2.1.2.1 Elektrokinetik Gerilim	4
2.1.2.2 Diffüzyon (Sıvı Dokunağı) Gerilimi.....	7
2.1.2.3 Nernst Gerilimi	8
2.1.2.4 Elektrokimyasal Gerilim (Mineralizasyon Gerilimi).....	8
2.1.2.4.1 Galvanik Yapı Görüşü.....	9
2.1.2.4.2 Asitlilik.....	10
2.1.2.4.3 Sato ve Mooney Görüşü.....	11
2.1.2.5 SP Geriliminin Oluşmasını Sağlayan Diğer Etkenler	12
2.1.2.5.1 Tellürik Akımlar.....	12
2.1.2.5.2 Yapay Akım Kaçakları ve Güç Hatları	12
2.1.2.5.3 Yeraltındaki Boru Hatları.....	13
2.2 Düşey Elektrik Sondajı (DES) Yöntemi	13
2.2.1 Yarı Sonsuz Homojen Bir Ortamda Potansiyel Bağıntısı.....	13
2.2.2 Elektrot Açılımı	15
2.2.3 Araştırma Derinliği.....	17

2.2.4 Nokta Akım Kaynağının Katmanlı Ortamlarda Oluşturduğu Potansiyel	18
2.2.4.1 Çözümün Sınır Koşullarına Uygulanması	20
2.2.4.2 Yeryüzündeki Bir Noktadaki Potansiyel	21
2.2.5 Pekeris Yineleme Bağıntısı	22
2.2.6 Dönüşük Özdirenç Fonksiyonu ve Sayısal Hesabı	23
2.2.7 Schlumberger Görünür Özdirenç Bağıntısı	26
BÖLÜM ÜÇ – OPTİMİZASYON VE SEZGİSEL YÖNTEMLER	28
3.1 Optimizasyon	28
3.2 Kombinatorial Optimizasyon Problemleri	30
3.3 Sezgisel (Heuristic) Yöntemler	31
3.4 Meta-Sezgisel (Meta-Heuristic) Yöntemler	34
3.5 Yapay Isıl İşlem (Simulated Annealing)	36
3.5.1 Metallerde Tavlama	37
3.5.2 Yapay Isıl İşlem (Yİİ) Algoritması	38
3.5.3 Probleme Özel Seçenekler	40
3.5.4 Algoritmanın Kendisine Ait Genel Seçenekler	41
3.5.4.1 Teorik Soğutma Stratejileri	42
3.5.4.2 Basit Soğutma Stratejileri	42
3.5.5 Isıl İşlem Algoritmasının Temel Adımları	45
3.5.6 Tasarım Parametreleri ve Uygulamaları	47
3.6 Genetik Algoritma (GA)	47
3.6.1 Genetik Algoritmaların Geleneksel Metotlardan Farkları	49
3.6.2 Basit Bir Genetik Algoritmanın Yapısı	50
3.6.2.1 Temsil (Gösterim) Mekanizması	52
3.6.2.2 Başlangıç Popülasyonunun Oluşturulması	52
3.6.2.3 Uygunluk veya Kalite Değerlendirilmesi	52
3.6.2.4 Genetik Operatörler	53
3.6.2.4.1 Çoğalma (Üreme) Operatörü	53
3.6.2.4.2 Çaprazlama Operatörü	54
3.6.2.4.3 Mutasyon Operatörü	55

3.6.2.5 Kontrol Parametreleri.....	56
3.6.2.5.1 Popülasyon Büyüklüğü	57
3.6.2.5.2 Çaprazlama Oranı.....	57
3.6.2.5.3 Mutasyon Oranı.....	57
3.7 Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO)	57
3.7.1 PSO Algoritması.....	60
3.7.2 PSO Kontrol Parametreleri	64
3.7.3 Geliştirilmiş PSO Algoritması.....	65
BÖLÜM DÖRT – UYGULAMALAR.....	67
4.1 Giriş	67
4.2 SP Belirtisinin Hesaplanması	67
4.3 Test Çalışmaları.....	68
4.3.1 Yapay (Sentetik) Veri Kümeleri	69
4.3.2 Arazi Veri Kümeleri	70
4.3.2.1 Süleymanköy, Ergani (Türkiye) Metalik Sülfat Yatakları	70
4.3.2.2 Malachite Madeni, Jefferson County, Colorado (ABD).....	70
4.4 Yapay Isıl İşlem (YII-SA) Algoritması Uygulamaları.....	70
4.4.1 Yapay (Sentetik) Verilerle Yapılan Test Çalışmaları.....	71
4.4.2 Arazi Verileriyle Yapılan Çalışmalar	79
4.5 Genetik Algoritma (GA) Uygulamaları	82
4.5.1 SP Çalışmaları	82
4.5.1.1 Yapay Verilerle Yapılan Test Çalışmaları.....	82
4.5.1.2 Arazi Verileriyle Yapılan Çalışmalar	88
4.5.2 DES Çalışmaları	91
4.5.2.1 Yapay Veriyle Yapılan Test Çalışmaları	92
4.5.2.2 Arazi Verisiyle Yapılan Çalışmalar	96
4.6 Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO) Algoritması Uygulamaları	98
4.6.1 Yapay Verilerle Yapılan Test Çalışmaları.....	98
4.6.2 Arazi Verileriyle Yapılan Çalışmalar	104
4.7 Tartışma.....	107

4.7.1 Yapay Veri Örneği.....	108
4.7.2 Arazi Verisi Örnekleri	109
4.7.2.1 Süleymanköy, Ergani (Türkiye) Metalik Sülfür Yatakları	109
4.7.2.2 Malachite Madeni, Jefferson County, Colorado (ABD).....	112
 BÖLÜM BEŞ – SONUÇLAR.....	116
 KAYNAKLAR	118

ŞEKİLLER LİSTESİ

Sayfa

Şekil 2.1 Elektrokinetik (akma) gerilimi oluşum mekanizması.....	5
Şekil 2.2 C1 ve C2 streaming gerilim katsayılarının ait olduğu iki farklı jeolojik formasyonun bazı konumlarına göre yeryüzünde meydana gelen SP konturlaşmaları ve bunlardan elde edilen SP anomalileri.....	6
Şekil 2.3 Diffüzyon geriliminin oluşması	7
Şekil 2.4 SP gerilimi oluşturan galvanik yapı	10
Şekil 2.5 Pirit cevheri için SP oluşum mekanizması	11
Şekil 2.6 Akımın verildiği A ve gerilimin ölçüldüğü B noktaları.....	14
Şekil 2.7 Akım ve gerilim elektrotları arasındaki uzaklıklar	15
Şekil 2.8 Schlumberger elektrot açılımı.....	16
Şekil 2.9 Elektrot açılımlarının karşılaştırılması için türetilen P değişkeninin tanımlanması	17
Şekil 2.10 Yatay katmanlardan oluşan yeryuvarı modeli	18
Şekil 2.11 Üç katmanlı ortam için Pekeris yineleme bağıntısının yürütülmesi	22
Şekil 3.1 Yerel minimum ve global minimum kavramları	30
Şekil 3.2 Meta-sezgisellerin sınıflandırılması.....	35
Şekil 3.3 Metallerde ısıtma işlemi	38
Şekil 3.4 Basamak tipte sıcaklık düşürülmesi.....	43
Şekil 3.5 Sürekli olarak sıcaklığın düşürülmesi	43
Şekil 3.6 Monoton olmayacak şekilde sıcaklığın düşürülmesi	44
Şekil 3.7 YII algoritmasının akış diyagramı	46
Şekil 3.8 Genetik algoritmanın genel akış şeması	51
Şekil 3.9 Genetik algoritmalarda tek nokta çaprazlama.....	54
Şekil 3.10 Genetik algoritmalarda çok nokta çaprazlama.....	55
Şekil 3.11 Genetik algoritmalarda tekdüze çaprazlama.....	55
Şekil 3.12 Genetik algoritmalarda mutasyon	56

Şekil 3.13 PSO parametrelerinin vektör olarak gösterimi	61
Şekil 3.14 Parçacık sürü optimizasyonu akış diyagramı.....	63
Şekil 4.1 Yatay sonsuz uzunlukta bir silindir tarafından oluşturulan gürültüsüz ve gürültülü sentetik anomaliler.....	68
Şekil 4.2 Gürültüsüz SP verisi için Yİİ (SA)'deki sıcaklığı düşürme sayısının (It_ext) değişimi.....	72
Şekil 4.3 Gürültüsüz SP verisi için Yİİ (SA)'de sabit sıcaklıktaki yineleme sayısının (It_int) değişimi	73
Şekil 4.4 Gürültü eklenmiş SP verisi için Yİİ'deki sıcaklığı düşürme sayısının (It_ext) değişimi.....	74
Şekil 4.5 Gürültü eklenmiş SP verisi için Yİİ'de sabit sıcaklıktaki iterasyon sayısının (It_int) değişimi.....	76
Şekil 4.6 Gürültüsüz SP verisi için Yİİ (SA)'deki iterasyon sayısının (N_iter) değişimi.....	76
Şekil 4.7 Gürültü eklenmiş SP verisi için Yİİ (SA)'deki iterasyon sayısının (N_iter) değişimi	77
Şekil 4.8 Gürültüsüz SP verisi için Yİİ algoritmasıyla elde edilen sonuçlar	78
Şekil 4.9 Gürültü eklenmiş SP verisi için Yİİ algoritmasıyla elde edilen sonuçlar...	79
Şekil 4.10 Süleymanköy, Ergani (Türkiye) verisi için Yİİ algoritmasıyla elde edilen sonuçlar.....	80
Şekil 4.11 Malachite Madeni, Colorado (ABD) verisi için Yİİ algoritmasıyla elde edilen sonuçlar.....	81
Şekil 4.12 Gürültüsüz SP verisi için GA'daki popülasyon sayısının (Ps) değişimi...	84
Şekil 4.13 Gürültüsüz SP verisi için GA'daki kuşak sayısının (Ng) değişimi.....	85
Şekil 4.14 Gürültüsüz SP verisi için GA'daki çaprazlama olasılığının değişimi	86
Şekil 4.15 Gürültüsüz SP verisi için GA'nın en iyi çözümüne ait sonuçlar	87
Şekil 4.16 Gürültü eklenmiş SP verisi için GA'nın en iyi çözümüne ait sonuçlar	88
Şekil 4.17 Süleymanköy, Ergani (Türkiye) verisi için GA ile elde edilen sonuçlar..	89
Şekil 4.18 Malachite Madeni, Colorado (ABD) verisi için GA ile elde edilen sonuçlar	90

Şekil 4.19 Yapay DES verisi için GA'daki popülasyon sayısının (Ps) değişimi.....	94
Şekil 4.20 Yapay DES verisi için GA'daki kuşak sayısının (Ng) değişimi.....	95
Şekil 4.21 Burdur (Türkiye) verisi için GA ile elde edilen sonuçlar	97
Şekil 4.22 (a) Ps: 200 için hesaplanmış model (b) Ps: 300 için hesaplanmış model (c) sondaj logu	97
Şekil 4.23 Gürültüsüz SP verisi için PSO algoritmasındaki katsayı kümelerinin karşılaştırılması	99
Şekil 4.24 Gürültüsüz SP verisi için PSO'daki maksimum iterasyonun (Itmax) değişimi	101
Şekil 4.25 Gürültüsüz SP verisi için PSO algoritmasındaki popülasyon sayısının (Np) değişimi	102
Şekil 4.26 Gürültüsüz SP verisi için PSO algoritması ile elde edilen sonuçlar	103
Şekil 4.27 Gürültü eklenmiş SP verisi için PSO algoritması ile elde edilen sonuçlar	104
Şekil 4.28 Süleymanköy, Ergani (Türkiye) verisi için PSO algoritması ile elde edilen sonuçlar	105
Şekil 4.29 Malachite Madeni, Colorado (ABD) verisi için PSO algoritması ile elde edilen sonuçlar.....	106
Şekil 4.30 En iyi çakışan parametreler kullanılarak Yİİ, GA ve PSO algoritmalarından elde edilen gürültüsüz ve gürültü eklenmiş sentetik veri kümeleri ile hesaplanmış anomalilerin karşılaştırılması	109
Şekil 4.31 Süleymanköy, Ergani (Türkiye)'de gözlenen SP anomalisi için sonuçlar	111
Şekil 4.32 Malachite Madeni, Jefferson County, Colorado (ABD)'de gözlenen SP anomalisi için sonuçlar.....	113

TABLÖLER LİSTESİ

	Sayfa
Tablo 2.1 Araştırma derinliği için sonuçlar	17
Tablo 3.1 Genetik algoritma ve geleneksel ters-çözüm yöntemleri arasındaki farklar	49
Tablo 4.1 SP anomalilerinin YII, GA ve PSO ile optimizasyonunda kullanılan parametre aralığı.....	69
Tablo 4.2 Gürültüsüz SP verisi için YII'deki sıcaklığı düşürme sayısı (It_ext) değişiminin çözüme etkisi	71
Tablo 4.3 Gürültüsüz SP verisi için YII'de sabit sıcaklıktaki iterasyon sayısı (It_int) değişiminin çözüme etkisi	72
Tablo 4.4 Gürültü eklenmiş SP verisi için YII'deki sıcaklığı düşürme sayısı (It_ext) değişiminin çözüme etkisi	74
Tablo 4.5 Gürültü eklenmiş SP verisi için YII'de sabit sıcaklıktaki iterasyon sayısı (It_int) değişiminin çözüme etkisi	75
Tablo 4.6 Gürültüsüz SP verisi için YII'deki iterasyon sayısı (N_iter) değişiminin çözüme etkisi.....	75
Tablo 4.7 Gürültü eklenmiş SP verisi için YII'deki iterasyon sayısı (N_iter) değişiminin çözüme etkisi	77
Tablo 4.8 Yapay veri kümeleri için YII algoritmasıyla elde edilen en iyi çözümler	78
Tablo 4.9 Arazi veri kümeleri için YII algoritmasıyla elde edilen sonuçlar.....	79
Tablo 4.10 Süleymanköy, Ergani (Türkiye) verisi için önceki çalışmalarla YII (SA) sonuçlarının karşılaştırılması	80
Tablo 4.11 Malachite Madeni, Colorado (ABD) verisi için önceki çalışmalarla YII (SA) sonuçlarının karşılaştırılması.....	82
Tablo 4.12 Gürültüsüz SP verisi için GA'daki popülasyon sayısı (Ps) değişiminin çözüme etkisi	83
Tablo 4.13 Gürültüsüz SP verisi için GA'daki kuşak sayısı (Ng) değişiminin çözüme etkisi	83

Tablo 4.14 Gürültüsüz SP verisi için GA'daki çaprazlama olasılığı (P_c) değişiminin çözüme etkisi	83
Tablo 4.15 Yapay veri kümeleri için GA ile elde edilen en iyi çözümler	86
Tablo 4.16 Arazi veri kümeleri için GA ile elde edilen en iyi çözümler	88
Tablo 4.17 Süleymanköy, Ergani (Türkiye) verisi için önceki çalışmalarla GA sonuçlarının karşılaştırılması.....	90
Tablo 4.18 Malachite Madeni, Colorado (ABD) verisi için önceki çalışmalarla GA sonuçlarının karşılaştırılması.....	91
Tablo 4.19 Yapay DES verisi için GA'daki popülasyon sayısı (P_s) değişiminin çözüme etkisi	93
Tablo 4.20 Yapay DES verisi için GA'daki kuşak sayısı (N_g) değişiminin çözüme etkisi	93
Tablo 4.21 Burdur (Türkiye) verisi için GA ile elde edilen sonuçlar	96
Tablo 4.22 PSO'da kullanılan katsayı kümeleri	98
Tablo 4.23 Gürültüsüz SP verisi için PSO'daki katsayı kümelerinin çözüme etkisi ..	99
Tablo 4.24 Gürültüsüz SP verisi için PSO'daki maksimum iterasyon (It_{max}) değişiminin çözüme etkisi.....	100
Tablo 4.25 Gürültüsüz SP verisi için PSO'daki popülasyon sayısı (N_p) değişiminin çözüme etkisi	100
Tablo 4.26 Yapay veri kümeleri için PSO ile elde edilen en iyi çözümler	103
Tablo 4.27 Arazi verileri için PSO algoritmasıyla elde edilen sonuçlar.....	104
Tablo 4.28 Süleymanköy, Ergani (Türkiye) verisi için PSO sonuçlarının önceki çalışmalarla karşılaştırılması.....	106
Tablo 4.29 Malachite Madeni, Colorado (ABD) verisi için PSO sonuçlarının önceki çalışmalarla karşılaştırılması	107
Tablo 4.30 Gürültüsüz ve gürültü eklenmiş sentetik veri kümeleri için Yİİ, GA ve PSO ile elde edilen sonuçlar.....	108
Tablo 4.31 Süleymanköy, Ergani (Türkiye) verisi için Yİİ, GA ve PSO sonuçlarının önceki çalışmalarla karşılaştırılması.....	112

Tablo 4.32 Malachite Madeni, Colorado (ABD) verisi için Yİİ, GA ve PSO sonuçlarının önceki çalışmalarla karşılaştırılması.....	114
--	-----

BÖLÜM BİR

GİRİŞ

Doğal Potansiyel (SP) ve Düşey Elektrik Sondajı (DES) gibi jeoelektrik yöntemler, maden aramaları (ör. Meiser, 1962; Yüngül, 1950, 1954), heyelanlar (ör. Bogoslovsky ve Ogilvy, 1977), çevre problemleri (Bolève, Janod, Revil, Lafon ve Fry, 2011; Park, Doh ve Yun, 2007), yer altı suyu araştırmaları (ör. Göktürkler, Balkaya, Erhan ve Yurdakul, 2008; Hamzah, Samsudin ve Malim, 2007), jeotermal aramalar (ör. Drahor ve Berge, 2006; Özurlan, Candansayar ve Şahin, 2006), mağara tespiti (ör. Balkaya, Göktürkler, Erhan ve Ekinci, 2012; Vichabian ve Morgan, 2002) ve arkeolojik prospeksiyon (ör. Drahor, 2004; El-Qady, Sakamoto ve Ushijima, 1999) gibi çeşitli arama problemlerinde yaygın olarak kullanılmaktadır (Balkaya, 2013).

SP ve DES anomalilerinin model parametreleri, birbirlerine göre hem avantaj hem de dezavantajları olan lokal (yerel) veya global optimizasyon (en iyileme) yöntemleri ile tahmin edilebilir. Jeofizikte karşılaşılan en iyileme uygulamalarının pek çoğu doğrusal olmayan problemlerden oluştuğundan bu tip problemlerin çözümünde genellikle yerel en iyileme yöntemlerinden doğrusallaştırılmış ters çözüm algoritmaları yaygın bir şekilde kullanılmaktadır. Verilen bir başlangıç modelini yinelemeli bir şekilde iyileştirerek çözüm üreten bu algoritmaların başarısı başlangıç modeline ait parametrelerin, problemin çözümü olan doğru model parametrelerine ne oranda yakın olarak seçildiğiyle doğrudan ilişkilidir.

Türev temelli olan bu yaklaşımların problemin çözümüne bir yerel minimum yakınında başlamaları durumunda doğru çözümün bulunduğu global minimuma ulaşamama durumu söz konusudur. Bu sıkıntıları aşmak için son yıllarda global en iyileme yöntemleri jeofizik verilerin ters çözümünde giderek artan bir sıklıkta kullanılmaya başlanmıştır. Bu yöntemler parametre uzayını, doğadaki bazı süreçlerden esinlenerek geliştirilmiş doğrudan arama algoritmalarıyla tarayıp en iyi çözümü bulmayı hedeflemektedir. Örneğin yapay ısıtma işlem (Yİİ) algoritması (Kirkpatrick, Gelatt ve Vecchi, 1983), metaller üzerine uygulanan ısıtma işleminden (tavlama) esinlenerek ortaya çıkmıştır. Genetik algoritma (GA) (Holland, 1975) ise,

biyolojideki evrim ve genetiğin kavramlarını kullanan bir algoritmadır. Diğer yandan parçacık sürü optimizasyonu (PSO) (Kennedy ve Eberhart, 1995), sürüler halinde yaşayan canlı topluluklarının sosyal davranışlarından esinlenilerek geliştirilmiştir (Bilgili ve Göktürkler, 2014).

Bu çalışmada, SP ve DES verilerinin ters çözümü, doğadaki doğal süreçlerden esinlenerek geliştirilmiş yapay ısıt işlem (Yİİ), genetik algoritma (GA) ve parçacık sürü optimizasyonunu (PSO) içeren üç global en iyileme (optimizasyon) yaklaşımıyla gerçekleştirilmiştir. Çalışma kapsamında, hem yapay hem de arazi verilerinden oluşan veri kümeleri kullanılarak SP ve DES uygulamalarına ait parametre kestirimi çalışmaları yapılmıştır. Yİİ, GA ve PSO ile SP belirtisinin yeri, elektrik dipol momenti, biçim faktörü, uçuş açısı ve derinlik parametreleri kestirilmeye çalışılmıştır. Ayrıca GA ile DES belirtisinden tabakalı yapıya ait özdirenç ve kalınlık parametreleri kestirilmeye çalışılmıştır. Bu algoritmaların, türev temelli lokal en iyileme algoritmalarıyla karşılaştırıldıklarında iyi bir başlangıç modeline ihtiyaç duymamaları ve lokal minimumlardan çıkabilme yetenekleri temel üstünlükleridir (Göktürkler, 2011). Bu çalışmada kullanılan global en iyileme yaklaşımlarıyla yapılan test çalışmaları birbirleriyle uyumlu ve lokal en iyileme algoritmalarıyla karşılaştırılabilir sonuçlar üretmiştir.

BÖLÜM İKİ

JEOELEKTRİK YÖNTEMLER

2.1 Doğal Potansiyel (SP) Yöntemi

2.1.1 Giriş

Doğal Potansiyel (Self Potential (SP)), uygulamalı jeofiziğin doğal kökenli jeoelektrik yöntemidir. Doğal elektrokimyasal, elektrofiltrasyon gibi olayların oluşturduğu yer içi akım akışının doğal alanını ölçen bu yöntem, yer içindeki doğal bir polarizasyon (uçlaşma)’dan yararlanmaktadır. Bu nedenle yöntem, “*Doğal Polarizasyon Yöntemi*” veya “*Doğal Uçlaşma Yöntemi*” isimleri ile de kullanılabilmektedir; ancak ülkemizde sıklıkla İngilizce adının ilk harflerinden oluşan “*SP yöntemi*” şeklinde kullanılmaktadır (Çağlar, 1991, s. 1).

Yöntem, yer içindeki elektriksel yüklere duyarlıdır. Yeryüzünde iki nokta arasında oluşan doğal gerilim farkının ölçülmesi esasına dayanır. Bu doğal gerilimin nedeni mineral ve çözeltilerin sınırlarındaki elektrokinetik ve elektrokimyasal olaylar sonucu oluşur. Bu gerilim bazı yerlerde sabit, bazı yerlerde ise değişkendir. Sabit ve yönü değişmeyen gerilimler yüzeydeki kayalarda veya bunların içine gömülü yapılarda oluşan elektrokimyasal olaylardan kaynaklanmaktadır. SP yönteminde, gerilim farkı 1,2-10,2 mV değerleri arasında ölçülebilir. Ancak sülfür, grafit, magnetit, galenit gibi elektriksel iletkenliği yüksek olan minerallerin olduğu maden sahalarında gerilim değeri negatif değerli olarak birkaç yüz mV’ye kadar ölçülebilmektedir (Candansayar, 2010).

Doğal potansiyel yöntemi; uygulandığının kolay olması, ölçü aletlerinin basit ve ucuz olması nedeniyle arazide tercih edilen bir jeofizik yöntem olmuştur. Bu yöntemin; mühendislik jeofiziği, maden aramaları, depremlerin önceden kestirilmesi, jeotermal enerji kaynaklarının araştırılması ve fay araştırmaları gibi uygulama alanları mevcuttur.

2.1.2 Doğal Gerilimin Nedenleri

2.1.2.1 Elektrokinetik Gerilim (Akma Gerilimi)

Elektrokinetik gerilim (akma gerilimi), ρ öz direncine ve η viskozitesine sahip bir çözelti geçirimli bir ortamdan basınç zoruyla geçirildiğinde bu ortam üzerinde ölçülen gerilimdir. Ortama uygulanan basıncın başlangıç ve bitiş noktaları arasında oluşan gerilim farkı (2.1) bağıntısı ile verilir (Çağlar, 1991, s. 2):

$$E_k = -\frac{\phi \Delta P \epsilon \rho}{4\pi \eta} \quad (2.1)$$

Burada:

- E_k : Elektrokinetik gerilim (mV),
- ϕ : Absorbsiyon (Zeta) gerilimi,
- ΔP : Basınç farkı,
- ϵ : Çözelti dielektrik sabiti,
- η : Çözelti viskozitesi,
- ρ : Çözeltinin elektriksel öz direnci (Ωm).

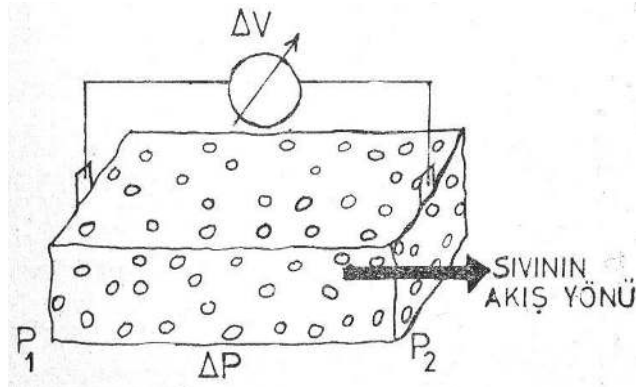
SP kuyu logu ölçümlerinde, kuyu içine basınç yardımıyla çamur gönderilir. Kuyu cidarında yer alabilecek çatlak ve gözeneklerden bu çamurun sızmasıyla bir elektrokinetik gerilim meydana gelir. Bu gerilim miktarına bakarak ilgilenilen kuyunun çeşitli derinliklerindeki çatlaklık ve gözeneklilik derecesi belirlenir. Yeraltı suyu aramalarında da, yeraltı suyunun gözenekli kayalardan geçerek aktığı yerler ve bunların yönü tespit edilir. Burada gözlenen gerilim de bir elektrokinetik gerilimdir (Çağlar, 1991, s. 2).

Akma geriliminin doğrultu (gradient) yönü basınç yönü ile aynıdır. Jeofizik çalışmalarda akma gerilimi yeraltı suyunun akışı ve termal çözeltinin akışı ile ilişkilendirilir. Bu gerilim birkaç milivolt ile birkaç yüz milivolt arasında değişir (Candansayar, 2010).

Akma geriliminin ölçüldüğü uygulamalar şunlardır (Candansayar, 2010):

1. Su sızıntısının araştırıldığı kaya tabanları ve rezervuarlar (Ogilvy, Ayed ve Bogoslovsky, 1969),
2. Su sondajı sırasında kuyu cidarında oluşan gerilim (Bogoslovsky ve Ogilvy, 1973),
3. Arazide büyük seviye farkı olan yerlerde (Corwin ve Hoover, 1979),
4. Jeotermal alanlarda,
5. Kum ve kil gibi farklı yük bulundurma özelliği taşımalarından dolayı bu iki birimin sınırlarının belirlenmesinde.

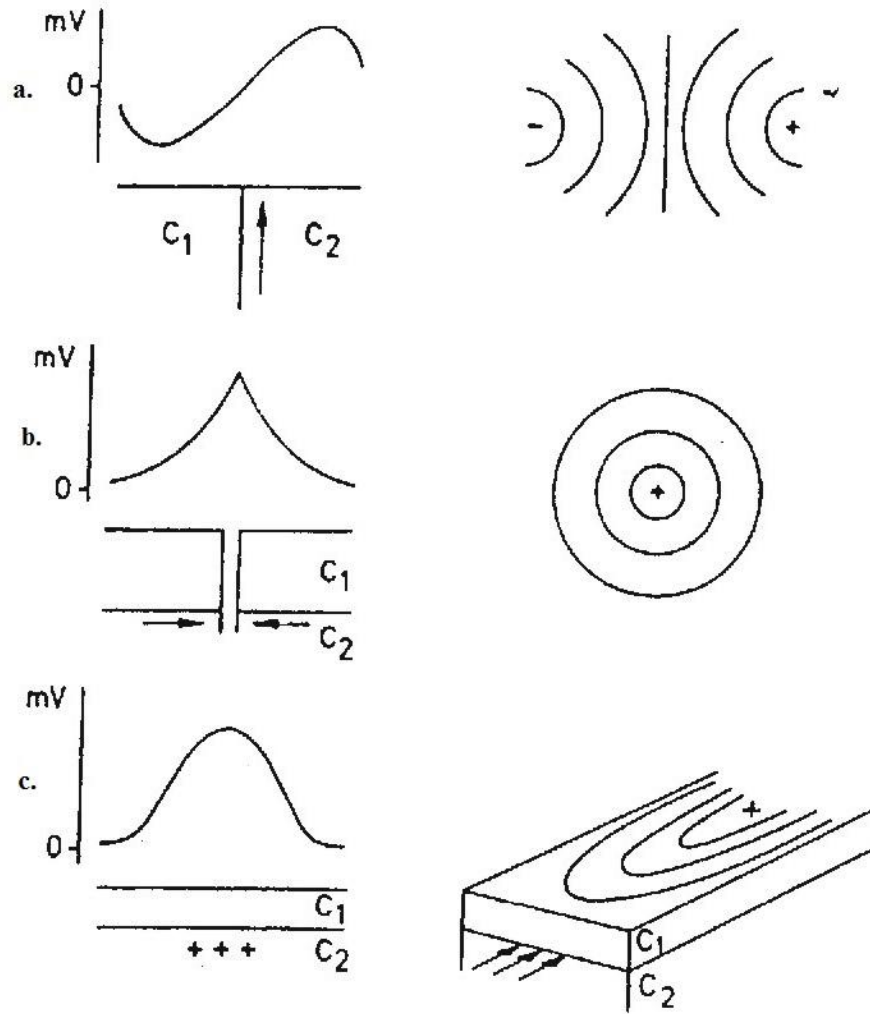
Bogoslovsky ve Ogilvy (1973) tarafından maksimum elektrokinetik gerilim anomalisinin taze suyun akışından kaynaklandığı belirtilmiştir. Ortamın gözenek büyüklüğü ve olası kil içeriği de bu gerilimin büyüklüğünü etkiler. Akma gerilimi bazen topoğrafyayla ilgili olarak büyük SP anomalilerine neden olabilir. Bir tepeye çıkarken akma gerilimi artar veya azalır (Çağlar, 1991, s. 2-3).



Şekil 2.1 Elektrokinetik (akma) gerilimi oluşum mekanizması (Çağlar, 1991).

Yeraltı su kapanları (akiferler) içerisindeki su, bazen yeraltındaki gözenekli ve çatlaklı kayaçlar yardımıyla basınç altında bir yerden bir yere akarak yer değiştirir. Bu akış bir elektrokinetik gerilimi ortaya çıkarır (Şekil 2.1). Bu gerilimin ölçülmesiyle yukarıda bahsedilen su akışı belirlenerek hidrojeolojik problemin çözümüne katkıda bulunulur (Bogoslovsky ve Ogilvy, 1970a, 1970b, 1972, 1973;

Ogilvy ve diğer., 1969; Schiavone ve Quarto, 1984). Gözenekli ve fazla kırıklı ortamlarda bu su akışı daha etkilidir. Kayaçlar içindeki ΔP basınç farklılığı sonucu suyun bu hareketinin oluşturduğu gerilim aynı zamanda *streaming* gerilimi olarak da adlandırılır. Yeryüzünde C_1 ve C_2 streaming gerilim katsayılarına sahip iki farklı jeolojik formasyonun çeşitli geometride bulunuşları yeryüzünde ölçülerek SP anomalisinin şeklini belirler (Çağlar, 1991, s. 3). Şekil 2.2’de bu konuda birkaç örnek verilmiştir.



Şekil 2.2 C_1 ve C_2 *streaming* gerilim katsayılarının ait olduğu iki farklı jeolojik formasyonun bazı konumlarına göre yeryüzünde meydana gelen SP konturlaşmaları (sağda) ve bunlardan elde edilen SP anomalileri (solda). Ok işareti su akış yönünü işaret eder. a: Düşey sınır, b: Bir kuyudan yapılan sondaj, c: Yatay sınır (Çağlar, 1991).

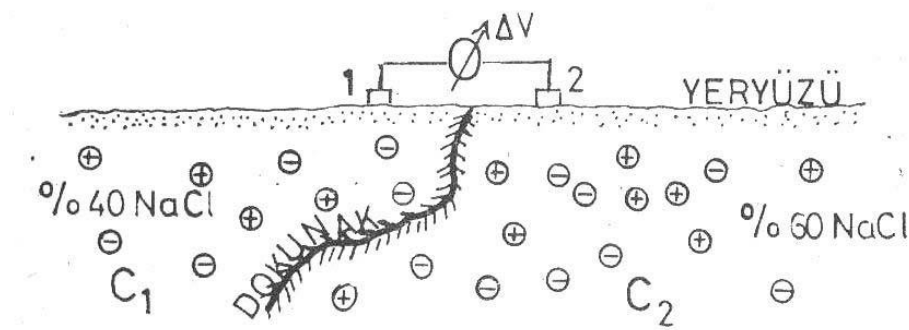
2.1.2.2 Diffüzyon (Sıvı Dokunağı) Gerilimi

Diffüzyon gerilimi, farklı konsantrasyondaki çözeltilerde yer alan anyon (-) ve katyonların (+) hareketleriyle ortaya çıkar. Farklı konsantrasyona sahip çözeltilerdeki (-) ve (+) yük miktarlarının eşitlenmek istemeleri nedeniyle çözeltiler ara yüzeyinde (-) ve (+) yüklerin geçişleri olacaktır. Bu yük hareketleri ortamda bir *diffüzyon gerilimi* (E_d) doğuracaktır (Çağlar, 1991, s. 4) (Şekil 2.3). Bu gerilim değeri (2.2) bağıntısı ile hesaplanabilir.

$$E_d = -\frac{R\theta(I_a - I_c)}{Fn(I_a + I_c)} \text{Log}(C_1/C_2) \quad (2.2)$$

Burada,

- E_d : Diffüzyon gerilimini (mV),
 R : Gaz sabitini (8,31 joule/°C),
 θ : Mutlak sıcaklığı,
 F : Faraday sabitini ($9,65 \times 10^4$ C/mol),
 n : Birleşme değerini,
 I_a, I_c : (-) ve (+) yüklerin hareketliliklerini,
 C_1, C_2 : Çözeltilerin konsantrasyonu ifade etmektedir.



Şekil 2.3 Diffüzyon geriliminin oluşması (Çağlar, 1991).

2.1.2.3 Nernst Gerilimi

Tekdüze (uniform) bir çözelti içerisinde batırılan iki metal elektrod arasında bir elektriksel gerilim farkı ölçmek pek mümkün olmaz. Ancak bu iki metal elektrod, farklı konsantrasyona sahip iki çözelti içerisinde batırıldığında aralarında bir ΔV gerilimi mV seviyesinde ölçülür. Bu gerilime “*Nernst Gerilimi*” denilmektedir (Çağlar, 1991, s. 5). Nernst gerilimi, (2.3) bağıntısı ile hesaplanabilir.

$$E_s = -\frac{R\theta}{Fn} \log(C_1/C_2) \quad (2.3)$$

Doğadan örnek vermek gerekirse; petrol ve su ara yüzeylerinde, nehirlerle denizlerin karıştığı dokunaklar civarında bu tip gerilim gözlenir. Nernst ve diffüzyon gerilimlerinin toplamı herhangi bir cevherleşmenin bulunmadığı ortamlarda, sözü geçen koşulların varlığında ölçülebilecek sabit elektrokimyasal doğru gerilimdir (Çağlar, 1991, s. 6).

Öte yandan jeotermal alanlarda farklı sıcaklıktaki çözeltilerden dolayı benzer bir gerilim ölçülür. Bu gerilim *termoelektrik* kökenlidir. Bir ΔT sıcaklık farkı için elde edilen ΔV gerilimin niteliği ortamdaki kayaç türüne bağlıdır. ($\Delta V/\Delta T$) termoelektrik kuplaj (bağlantı) katsayısı doğada -0,09 ile 1,36 mV/°C arasında değişir (Nourbehect, 1963).

Yurdumuzda Aydın ilindeki Germencik sahasında günümüzün önemli bir jeotermal kaynağını oluşturan kırık zonlar çevresinde yüksek değerdeki doğal gerilimin kökeninin termoelektriksel olduğu belirtilmiştir (Ercan, 1981).

2.1.2.4 Elektrokimyasal Gerilim (Mineralizasyon Gerilimi)

Elektrokimyasal gerilim, sülfürlü metalik cevherleşme sahalarında ölçülen bir doğal gerilimdir. İletken cevher kapanlarında tuzluluğa, sıcaklığa ve ıslaklık koşullarına bağlı olarak oluşan elektrokimyasal olaylar, bu sahalarda ölçülen doğal gerilimi oluşturur. Bu gerilim, genelde maden arama jeofiziğinde ölçülmesi

arzulanan bir doğal potansiyel gerilimidir. Doğada bulunan pirit, kalkopirit, galenit, sfelirit ve grafit gibi sülfürlü ve oksitli cevherleşmeler, genlikleri birkaç yüz mV varan SP anomalilerinin kaynağını oluşturabilirler. Mineralizasyon gerilimleri genellikle cevherleşmenin üst yüzeyinde negatif bir merkez oluşturacak şekilde değerler verirler. Bunun nedeni cevherin yeryüzüne yakın kısımlarında negatif (-) yüklerin toplanmasıdır. Mineralizasyon gerilimlerinin elektrokimyasal kökenini açıklamak için bazı görüşler ortaya atılmıştır (Çağlar, 1991, s. 6):

2.1.2.4.1 Galvanik Yapı Görüşü. Arazi deneyimleri, SP anomalisinin oluşması için yeraltındaki cevherleşme kuşağının bir kısmının *oksidasyon* zonu içinde bulunması gerektiğini göstermiştir. Bu zon oksijen bakımından oldukça zengindir ve yeryüzündeki koşullardan kolaylıkla etkilenir. Cevherleşme kuşağının aşağıda kalan kısımları ise oksijence yukarıdaki bölgeden daha fakir olan *redüksiyon* zonu içerisinde yer alır. Böylece oksidasyon zonunda oksijen dengesinin sağlanması sırasında bu zonun altında oksijen kaybedilir. Bu döngü nedeniyle cevher içinde oluşan elektron akışının doğurduğu zayıf akımlar, yeryüzünde ölçülebilecek bir gerilimi meydana getirir. Böyle bir cevher kütlesi galvanik hücre görünümünde olup; basit bir pil gibi davranış gösterir (Çağlar, 1991, s. 6-7).

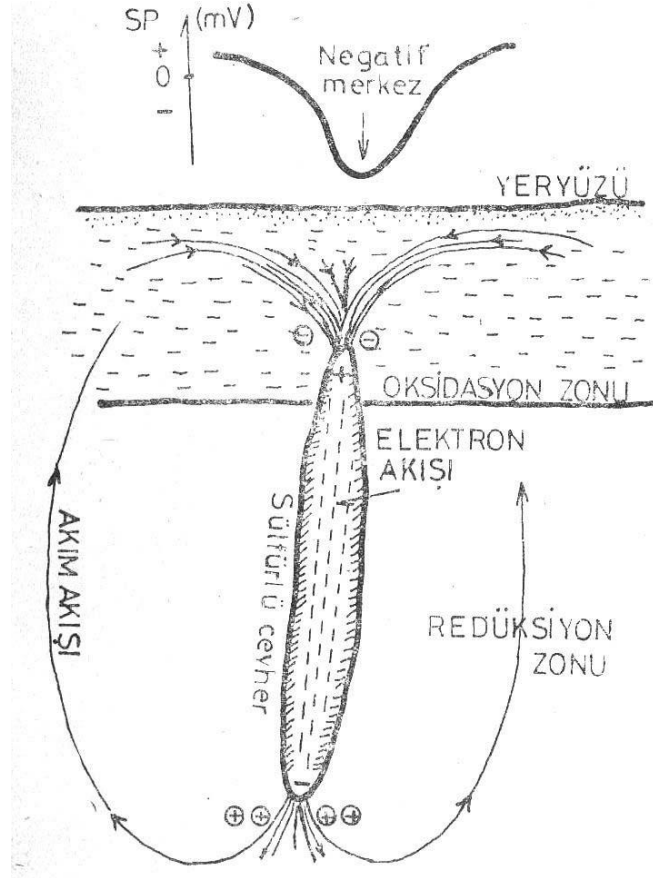
Yukarıda geçen oksidasyon ve redüksiyon kavramlarını biraz açmak gerekirse;

Oksidasyon: Atmosferdeki oksijen, özellikle nemli ortamlarda bulunan metalleri etkileyerek onların kimyasal bileşimini bozar. Bunun sonucu paslanmadır. Bu tip ortamlarda metaller bünyelerine havadaki oksijeni ve nemdeki su moleküllerini alma eğiliminde olurlar; yani oksijen kazanırlar. Bu ortamlarda kimyasal bir yükseltme vardır.

Redüksiyon: Oksidasyon olayına karşı oluşan kimyasal bir olay olup, redüksiyon ortamında indirgeme söz konusudur.

Şekil 2.4'te galvanik yapı içeren bir cevherleşme zonu gösterilerek; SP oluşum mekanizması verilmiştir. Pirit, kalkopirit, galenit gibi mineral kütlelerinin

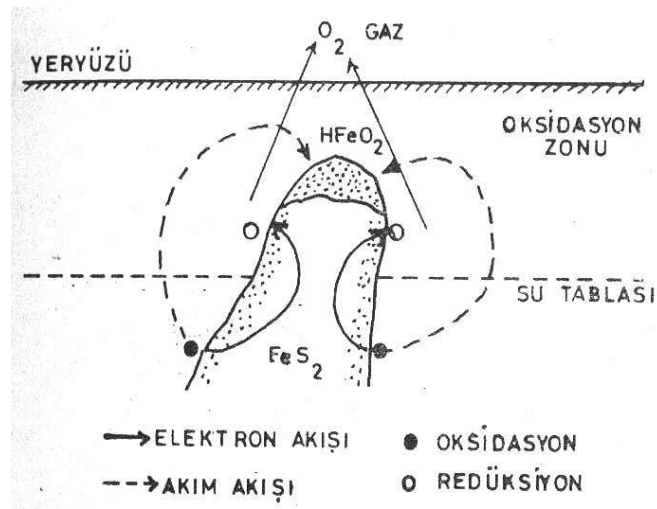
verebileceği SP belirtileri bu galvanik yapı ile açıklanabilir. İstisna olarak, grafit mineralizasyonu çoğu kez büyük bir SP anomalilerinin kaynağını oluşturduğu halde ciddi bir oksitlenme göstermezler (Çağlar, 1991, s. 8).



Şekil 2.4 SP gerilimi oluşturan galvanik yapı (Çağlar, 1991).

2.1.2.4.2 Asitlilik. Bu görüşe göre, yerin yüzeye yakın kısımlarıyla derin kısımlarındaki çözeltilerin içerdiği asitlilik miktarı (pH değeri) farklıdır. Sülfür içerikli cevherleşme kütlelerinin üst kısmında yer alan su tablasının yukarısında ve aşağısındaki pH değişimleri, cevher zonu civarında bir akım akışına neden olabilmektedir. Bu olay laboratuvar ve arazi ölçümleri ile de kanıtlanmıştır. Bu araştırmalardan sülfür içerikli mineralleşme zonunun yukarısında ve aynı zamanda su tablası içindeki çözeltilerin yüksek miktarda asidik olduğu ($pH=2-4$) bulunmuştur. Su tablasının aşağısında kalan cevherleşme kütlesi kısmında ise bazik ($pH=7-9$) bir ortam gözlenmiştir (Çağlar, 1991, s. 8).

2.1.2.4.3 *Sato ve Mooney Görüşü.* Sato ve Mooney (1960), ters işaretli iki hücre reaksiyonunu ortaya koymuşlardır. Bu hücrelerden birisi, yer altı su tablasının yukarısında katod, diğeri ise derinde anod durumundadır. Ortamın çözeltisi içinde yer alan cevherin katod yarı hücresinde kimyasal redüksiyonu (yani elektron kazanması) gerçekleşirken; derindeki anod hücresinde bir oksidasyon reaksiyonu meydana gelir ve elektron kaybedilir. Mineral zonu iletken olduğundan, elektron akışına olanak vererek elektronları anottan katoda iletir. Şekil 2.5'te bu oluşum mekanizması bir pirit cevher kütlesi için verilmiştir.



Yeryüzünde ölçülen SP belirtisinin büyük bir kısmının genliği, iki yarı hücredeki çözeltiler arasında oluşan oksidasyon gerilimindeki farklılık ile tespit edilir. Bu farklılık çoğu kez “E_h” ile simgelenmiştir. Oluşum mekanizmasında, elektron ve iyon akışı cevherin üst yüzeyini negatif, aşağısını ise pozitif yaptığından böyle cevherlerin yeryüzünde SP anomalisi negatiftir. Ancak bu oluşum mekanizması bütün SP olgularını açıklamakta her zaman yeterli olmayabilir (Çağlar, 1991, s. 8-9). Sato ve

Mooney (1960) tarafından verilen bilgilerde mineralizasyon gerilimlerinin maksimum deęerleri şöyledir: Grafit: 780 mV, pirit: 730 mV, galenit: 330 mV, kalkosit: 500 mV.

2.1.2.5 SP Geriliminin Oluşmasını Sağlayan Diğer Etkenler

Elektrokimyasal gerilimlerin dışında, kaynağı bazı doğal ve yapay yeraltı olaylarına dayanan SP gerilimleri mevcuttur. Bu gerilimler, bir maden arama çalışmasında veya başka amaçlar için uygulanan arazi SP ölçümlerinde ilgilenilen jeolojik yapıya ait gerçek anomaliyi maskeleyebilirler. Bu tip gerilimleri oluşturan nedenler aşağıdaki gibi sıralanabilir (Çağlar, 1991, s. 9):

2.1.2.5.1 Tellürik Akımlar. Kökenini yerkürenin doğal elektromanyetik (EM) alanından alan tellürik akımların yer içindeki akışı, cevherleşme zonu civarında bir doğal gerilim meydana getirir. Yer yapısının jeokimyasal birleşiminin doğal görünüşünü yansıtmayan bu gerilim, SP ölçülerine bozucu bir etki olarak karışır. Periyotları 40 s küçük olan tellürik akımların oluşturduğu SP yalancı gerilim etkisinden kurtulup gerçek SP deęerine ulaşmak için, o yörede aynı noktalarda birden çok ölçü alınarak bunların ortalamasının kayıt edilmesi gerekir (Çağlar, 1991, s. 10).

2.1.2.5.2 Yapay Akım Kaçakları ve Güç Hatları. Endüstriyel gürültü diye adlandırabilecek olan yeraltındaki kaçak akımlar, yöredeki elektrik jeneratörü ve trafo merkezlerinden kaynaklanabileceği gibi maden ocak ve hafriyatlarında kullanılan elektrikli aletler ve motorlu araçlardan da kaynaklanabilir. Bu akımlar, SP oluşum mekanizmasından bağımsız olarak ölçülen bozucu bir etki yaratırlar. Öte yandan, yörede bulunan güç hat kablolarının rüzgâr nedeniyle salınımlarından kaynaklan indüktif etki, yer içinde küçük akımların doğmasına neden olur. Bu küçük akımlar, yine bozucu bir etki olarak ölçülere karışır (Çağlar, 1991, s. 10).

2.1.2.5.3 Yeraltındaki Boru Hatları. Yeraltında gömülü olarak bulunan su, petrol gibi malzemeleri taşıyan boru hatları da yörelerindeki bir doğal gerilimin kaynağı olarak davranabilirler (Çağlar, 1991, s. 10).

2.2 Düşey Elektrik Sondajı (DES) Yöntemi

Düşey Elektrik Sondajı (DES) yöntemi, jeofizik yöntemler içerisinde en çok bilinen ve uygulanan yöntemlerden biridir. Düşey elektrik sondajında amaç, yüzeyden alınan gerilim ölçümleriyle yer altı katmanlarının derinlik ve öz dirençlerine ulaşmaktır. Bu amaç için yeryüzüne akım elektrotlarından elektrik alan uygulanır ve gerilim elektrotları arasından da gerilim farkı ölçülür. Akım elektrotlarının arasındaki uzaklık arttırıldıkça akımın daha derinlere ulaşması sağlanır. Bu sayede daha derinlerden öz direnç bilgisi toplanır. Derinliğe bağlı görünür öz direnç değerleri elde edebilmek için akım uçları arasındaki uzaklık her ölçüm sonunda arttırılarak bir dizi ölçü almak gerekir (Bilgili, 2011).

2.2.1 Yarı Sonsuz Homojen Bir Ortamda Potansiyel Bağıntısı

Kaynaktan R uzaklığındaki noktalarda akım yoğunluğu Ohm Yasası gereğince;

$$J = \frac{E}{\rho} = \frac{-1}{\rho} \cdot \frac{\partial V}{\partial R} \quad (2.4)$$

$$J = I/A = \text{Amper}/m^2 \quad (2.5)$$

Nokta akım kaynağının izotrop ortam için kendisinden R uzaklığında oluşturduğu gerilim;

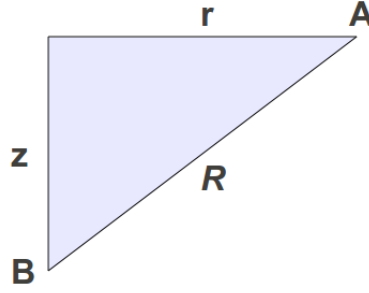
$$V = \frac{\rho \cdot I}{4\pi \cdot R} + C. \quad (2.6)$$

Kaynaktan çok uzakta gerilimin sonlu bir değeri olamayacağından C integrasyon sabiti sıfır olmalıdır.

Ortamin yarı sonsuz olduğu düşünülürse;

$$V = \frac{\rho \cdot l}{2\pi \cdot R} \quad (2.7)$$

$$V = \frac{\rho \cdot l}{2\pi (r^2 + z^2)^{1/2}} \quad (2.8)$$



Şekil 2.6 Akımın verildiği A ve gerilimin ölçüldüğü (B) noktaları.

Weber-Lipschitz bağıntısı;

$$\int_0^\infty \exp(-\lambda z) \cdot J_0(\lambda r) d\lambda = (r^2 + z^2)^{-1/2} \quad (2.9)$$

kullanılarak gerilim bağıntısı integral denklemi biçiminde de yazılabilir;

$$V = \frac{\rho \cdot l}{2\pi} \int_0^\infty \exp(-\lambda z) \cdot J_0(\lambda r) d\lambda \quad (2.10)$$

λ : integral değişkeni (uzaklığın tersi boyutunda)

$J_0(\lambda r)$: sıfırıncı dereceden birinci cins Bessel fonksiyonu

Akımın verildiği ve gerilimin hesaplandığı noktaların yeryüzünde olması durumunda, yani $z=0$ ve $r=R$ için, (2.8) ve (2.10) denklemleri;

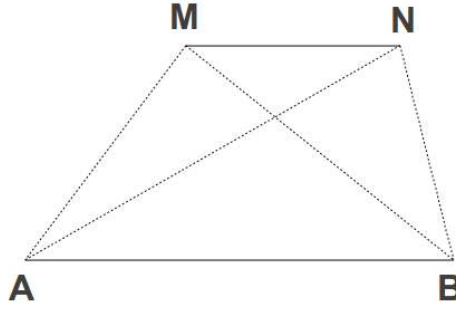
$$V = \frac{\rho \cdot l}{2\pi r} \quad (2.11)$$

$$V = \frac{\rho \cdot l}{2\pi} \int_0^\infty J_0(\lambda r) d\lambda. \quad (2.12)$$

şeklinde yazılabilir (Başokur, 2010, s. 1-3).

2.2.2 Elektrot Açılımı

Düşey elektrik sondajı ölçümlerinde uygulanan yol, A ve B akım elektrotları yardımıyla yere akım vermek, M ve N gerilim elektrotları ile de gerilim farkını ölçmektir.



Şekil 2.7 Akım ve gerilim elektrotları arasındaki uzaklıklar.

İzotrop ve yarısonsuz bir ortam üzerinde M ve N noktalarındaki gerilimler;

$$V_M = \frac{\rho \cdot I}{2\pi} \cdot \left(\frac{1}{AM} - \frac{1}{BM} \right) \quad (2.13)$$

$$V_N = \frac{\rho \cdot I}{2\pi} \cdot \left(\frac{1}{AN} - \frac{1}{BN} \right) \quad (2.14)$$

M ve N noktaları arasındaki gerilim farkı;

$$\Delta V = V_M - V_N = \frac{\rho \cdot I}{2\pi} \cdot \left(\frac{1}{AM} - \frac{1}{BM} - \frac{1}{AN} + \frac{1}{BN} \right) \quad (2.15)$$

Geometrik faktör;

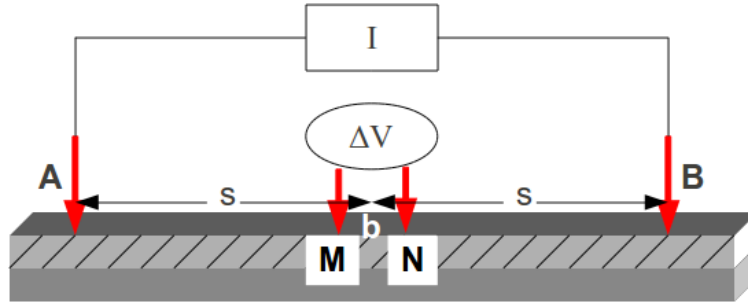
$$k = \frac{2\pi}{\left(\frac{1}{AM} - \frac{1}{BM} - \frac{1}{AN} + \frac{1}{BN} \right)} \quad (2.16)$$

Özdirenç bağıntısı;

$$\rho = k \cdot \frac{\Delta V}{I} \quad (2.17)$$

Bu bağıntılardan elde edilen özdirenç değerleri, yerin gerçek özdirenç değerleri değildir. Yeryuvarı izotrop, yarı sonsuz bir ortam olmadığından *görünür özdirenç* ifadesini alır. Görünür özdirenç sadece izotrop yarısonsuz ortam durumunda gerçek özdirence eşit olur (Başokur, 2010, s. 4).

Schlumberger elektrot açılımında bir doğru boyunca akım ve gerilim elektrotları simetrik olarak yerleştirilirken; gerilim elektrotları arasındaki b uzaklığı, akım elektrotları uzaklığı $2s$ 'ye göre çok küçük alınır (Şekil 2.8).



Şekil 2.8 Schlumberger elektrot açılımı (Başokur, 2010'dan değiştirilerek alınmıştır).

Geometrik faktör (2.16) denkleminde,

$$k = \pi \cdot \left(\frac{s^2}{b} - \frac{b}{4} \right) \quad (2.18)$$

olarak bulunur. Görünür özdirenç, (2.18) bağıntısının (2.17) denkleminde yerine konmasıyla,

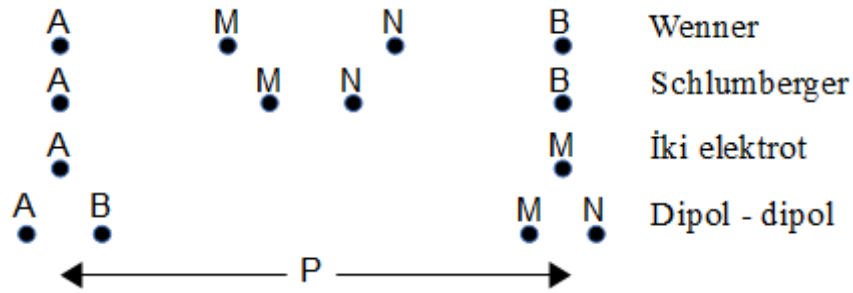
$$\rho_{aS} = \pi \cdot \left(\frac{s^2}{b} - \frac{b}{4} \right) \cdot \frac{\Delta V}{I} \quad (2.19)$$

olarak elde edilir (Başokur, 2010, s. 5).

2.2.3 Araştırma Derinliği

Araştırma derinliği en basit ifadeyle sinyale katkısı en fazla olan derinliktir. Bu derinlik, yere uygulanan elektrik akımına karşı en fazla tepkiyi oluşturan, yeryüzüne paralel yatay katmanı ifade eder. Ancak bu kavram, bütün sinyalin bu derinlik nedeniyle oluştuğu anlamına gelmez (Roy ve Apparao, 1971).

Araştırma derinliği, katmanlı ortam için; katmanların dizilişine, kalınlık ve öz dirençlerine göre değişir. Ancak homojen yeryuvarı için yapılan inceleme, elektrot açılım cinslerinin araştırma derinliklerinin karşılaştırılmasını sağlar (Roy ve Apparao, 1971).



Şekil 2.9 Elektrot açılımlarının karşılaştırılması için türetilen P değişkeninin tanımlanması (Roy ve Apparao, 1971).

Şekil 2.9, araştırma derinliğini incelemek için temel alınan açılım türlerini göstermektedir. Burada P ile gösterilen değer, Wenner ve Schlumberger için iki akım elektrodu, iki elektrot açılımı için akım ve potansiyel elektrotları ve dipol dizilimi için dipol merkezleri arasındaki uzaklıktır. Homojen yeryuvarı durumunda araştırma derinliği için bulunan sonuçlar Tablo 2.1’de verilmiştir (Roy ve Apparao, 1971).

Tablo 2.1 Araştırma derinliği için sonuçlar (Roy ve Apparao, 1971).

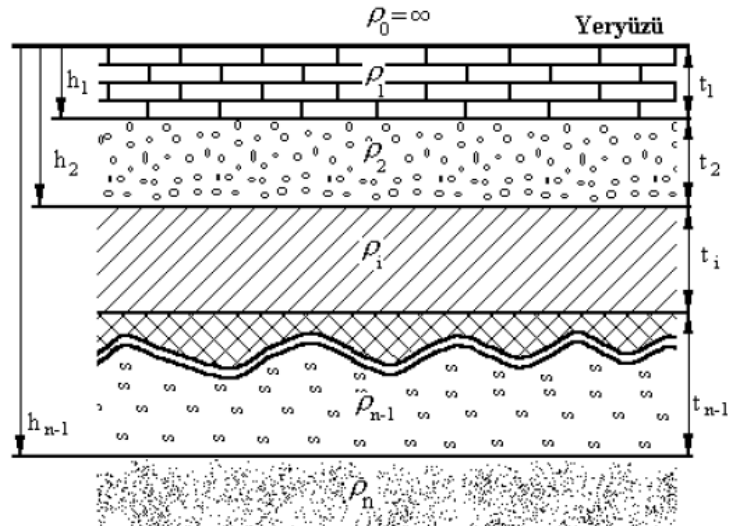
Wenner	0.11P	0.33a
Schlumberger	0.125P	0.25s
Polar veya radyal dipol	0.195P	0.195R
İki elektrot	0.35P	0.35L

Tablo 2.1’de görüldüğü gibi, aynı uzaklıktaki açılımda en az araştırma derinliğine Wenner, en fazla araştırma derinliğine ise iki nokta elektrot dizilimi sahiptir. Burada araştırma derinliğinin yalnızca akıma bağlı olmayıp, hem akım hem de potansiyel elektrotlarının konumlarına bağlı olduğu söylenebilir. Wenner ile Schlumberger arasındaki fark buna iyi bir örnektir (Başokur, 2010, s. 51).

2.2.4 Nokta Akım Kaynağının Katmanlı Ortamlarda Oluşturduğu Potansiyel

Düşey elektrik sondajının amacı, yeraltı katmanlarının gerçek özdirenç ve derinliklerini hesaplamaktır. Bunun için parametrelerin hesabında kullanılacak, her bir elektrot açılımı için kuramsal görünür özdirenç bağıntıları elde edilmelidir. Bu sebeple özdirenç bağıntılarında gerilim farkı yerine kuramsal gerilim farkı bağıntıları yazılır. Böylece yeraltının belirli bir özdirenç dağılımı için görünür özdirenç değerleri hesaplanabilir. Atılacak ilk adım, nokta akım kaynağının yarattığı gerilim dağılımını incelemektir (Başokur, 2010, s. 10).

Düşey elektrik sondajında yeryuvarının sonlu sayıda ve yatay sınırlarla ayrılmış, homojen ve izotrop katmanlardan oluştuğu varsayılır (Şekil 2.10). Nokta akım kaynağı yeryüzüne yerleştirilirken, havanın sonsuz özdirençli olduğu kabul edilir.



Şekil 2.10 Yatay katmanlardan oluşan yeryuvarı modeli (Başokur, 2010).

Gerilim doğru akım durumunda Laplace denklemini sağlar:

$$\nabla^2 V = \frac{\partial^2 V}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 V}{\partial y^2} + \frac{\partial^2 V}{\partial z^2} = 0 \quad (2.20)$$

Yatay katmanlardan oluşan bir model için gerilim, akım kaynağından geçen düşey eksene göre simetrik olmalıdır. Bu nedenle Laplace denklemini silindirik koordinatlarda yazmak daha doğru olur:

$$\nabla^2 V = \frac{\partial^2 V}{\partial r^2} + \frac{1}{r} \cdot \frac{\partial V}{\partial r} + \frac{\partial^2 V}{\partial z^2} + \frac{1}{r^2} \cdot \frac{\partial^2 V}{\partial \theta^2} = 0 \quad (2.21)$$

z aşağıya doğru pozitiftir ve r akım kaynağından geçen düşey eksene olan uzaklıktır. Gerilim düşey eksene simetrik olduğundan θ açısına bağlı olarak gerilimde bir değişim olmaz. Bu sebeple,

$$\frac{\partial^2 V}{\partial \theta^2} = 0 \quad (2.22)$$

ve bu terim denklemden çıkartılırsa;

$$\nabla^2 V = \frac{\partial^2 V}{\partial r^2} + \frac{1}{r} \cdot \frac{\partial V}{\partial r} + \frac{\partial^2 V}{\partial z^2} = 0 \quad (2.23)$$

denklemin özel çözümü;

$$V = C \cdot \exp(-\lambda z) \cdot J_0(\lambda r) \text{ ve } V = C \cdot \exp(\lambda z) \cdot J_0(\lambda r) \quad (2.24)$$

burada C ve λ sabitlerdir.

λ 'ya sıfırdan sonsuza kadar değerler verip C katsayılarını λ 'nın bir değişkeni şeklinde yazarak genel bir çözüm elde edilebilir;

$$V = \int_0^\infty (\phi(\lambda) \cdot \exp(-\lambda z) + \psi(\lambda) \cdot \exp(\lambda z)) \cdot J_0(\lambda r) d\lambda. \quad (2.25)$$

$\theta(\lambda)$ ve $X(\lambda)$ fonksiyonları aşağıdaki gibi tanımlanırsa,

$$\phi(\lambda) = \frac{\rho_1 \cdot l}{2\pi} \cdot \theta(\lambda) \quad (2.26)$$

$$\psi(\lambda) = \frac{\rho_1 \cdot l}{2\pi} \cdot X(\lambda) \quad (2.27)$$

gerilim,

$$V = \frac{\rho_1 \cdot l}{2\pi} \int_0^\infty (\theta(\lambda) \cdot \exp(-\lambda z) + X(\lambda) \cdot \exp(\lambda z)) \cdot J_0(\lambda r) d\lambda \quad (2.28)$$

olarak yazılabilir. Bu denkleme nokta akım kaynağının homojen ortamdaki gerilim bağıntısı (2.10) denklemini eklemek yararlı olacaktır. Bu sayede, izotrop n katmanlı bir ortamda, yeryüzündeki nokta akım kaynağından dolayı oluşan gerilim, herhangi bir katmanda izleyen biçimde verilebilir (Stefanescu, Schlumberger, C. ve Schlumberger, M., 1930):

$$V_i = \frac{\rho_1 \cdot l}{2\pi} \cdot \int_0^\infty (\exp(-\lambda z) + \theta_i(\lambda) \cdot \exp(-\lambda z) + X_i(\lambda) \cdot \exp(\lambda z)) \cdot J_0(\lambda r) d\lambda. \quad (2.29)$$

burada i gerilimin yazıldığı katman numarasıdır (Başokur, 2010, s. 13).

2.2.4.1 Çözümün Sınır Koşullarına Uygulanması

$\theta_i(\lambda)$ ve $X_i(\lambda)$ sınır koşullarından çözülebilen fonksiyonlardır.

1. Yeryüzündeki her sınır düzleminde gerilim sürekli olmalıdır.
2. Her sınır düzleminde akım yoğunluğunun düşey bileşeni sürekli olmalıdır.
3. Akım kaynağı hariç, yeryüzünde akım yoğunluğunun düşey bileşeni sıfır olmalıdır.
4. Kaynaktan uzak noktalarda gerilim sıfıra yaklaşmalıdır.

(2.29) gerilim denklemini ilk katman için yazıp, türevini alarak;

$$\frac{\partial V_1}{\partial z} = \frac{\rho_1 \cdot I}{2\pi} \cdot \int_0^\infty (-\lambda \cdot \exp(-\lambda z) - \lambda \cdot \theta_1(\lambda) \cdot \exp(-\lambda z) + \lambda \cdot X_1(\lambda) \cdot \exp(\lambda z)) \cdot J_0(\lambda r) d\lambda$$

elde edilir. $z=0$ yani yeryüzünde,

$$\int_0^\infty (-1 - \theta_1(\lambda) + X_1(\lambda)) \cdot J_0(\lambda r) \cdot \lambda d\lambda = 0 \quad (2.30)$$

integral içindeki ilk terim, homojen yeryuvarına ait olduğu için kendiliğinden sınır koşullarını sağlar. Ancak, diğer iki terim katmanlı ortam için yazıldıklarından, r değişkeninin bütün değerleri için yeryüzünde toplamaları sıfır olmalıdır. Bu koşulun sağlanması için,

$$\theta_1(\lambda) = X_1(\lambda) \quad (2.31)$$

olmalıdır (Başokur, 2010, s. 15).

2.2.4.2 Yeryüzündeki Bir Noktadaki Potansiyel

Gerilim ölçümleri yeryüzünde yapıldığından $z=0$ için (2.29) genel gerilim bağıntısı kullanılarak yeryüzündeki gerilim ifadesi,

$$V = \frac{\rho_1 \cdot I}{2\pi} \cdot \int_0^\infty (1 + \theta_1(\lambda) + X_1(\lambda)) \cdot J_0(\lambda r) d\lambda$$

(2.31) sonucunu uygulayarak,

$$V = \frac{\rho_1 \cdot I}{2\pi} \cdot \int_0^\infty (1 + 2\theta_1(\lambda)) \cdot J_0(\lambda r) d\lambda \quad (2.32)$$

yazılabilir. $\theta_1(\lambda)$ Stefanescu çekirdek fonksiyonu olarak adlandırılır. $\theta_1(\lambda)$ yerine, Slichter (1933) çekirdek fonksiyonu,

$$K_1(\lambda) = 1 + 2\theta_1(\lambda) \quad (2.33)$$

kullanmak gerilim bağıntısını basitleştirir;

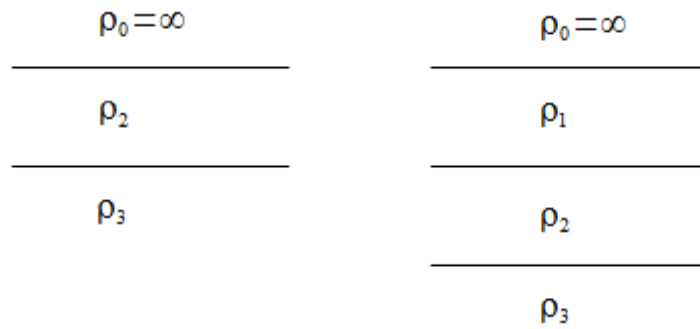
$$V = \frac{\rho_1 \cdot l}{2\pi} \cdot \int_0^\infty K_1(\lambda) \cdot J_0(\lambda r) d\lambda . \quad (2.34)$$

$\theta_l(\lambda)$ veya $K_l(\lambda)$ sınır koşullarından çözülebilen fonksiyonlardır.

Çekirdek fonksiyonlarının elde edilmesi ikiden fazla katmanlarda denklem ve bilinmeyen sayısı artacağından güçleşir. Bu güçlük yineleme bağıntılarıyla aşılabılır. Bunun için çekirdek fonksiyonlarının sayısal değerlendirilmesi veya elementer fonksiyonlar cinsinden elde edilmesi için yöntemler geliştirilmiştir (Başokur, 2010, s. 16).

2.2.5 Pekeris Yineleme Bağıntısı

Sayısal değerlendirme için en uygun bağıntı olan Pekeris'in (1940) yineleme bağıntısı, temelin üzerine yeni katman eklenip ölçü sistemini bu katman üzerine taşınmasıyla gerçekleştirilir. Örneğin üç katmanlı ortam için çekirdek fonksiyonu üretilmek istenirse, önce ρ_2 ve ρ_3 öz dirençli iki katman için çekirdek bağıntısı bulunur. Sonra en üste ρ_1 öz dirençli katman eklenerek, üç katmanlı ortama ait çekirdek fonksiyonu yineleme bağıntısı ile hesaplanabilir (Başokur, 2010, s. 17).



Şekil 2.11 Üç katmanlı ortam için Pekeris yineleme bağıntısının yürütülmesi (Başokur, 2010).

$$K_i = \frac{K_{i+1} + p_i \cdot \tanh(\lambda t_i)}{p_i + K_{i+1} \cdot \tanh(\lambda t_i)} \quad (2.35)$$

(2.35) yineleme bağıntısı Koefed (1979) tarafından verilen çözüm yolu ile elde edilmiştir. Böylece, katman parametrelerinin bilinmesi durumunda Slichter çekirdek fonksiyonu sayısal olarak hesaplanabilir. Bu işleme öncelikle temel katmanda K fonksiyonunun saptanmasıyla başlanır. Denklem, $X_n(\lambda)$ 'nin temel katmanda sıfır olmasını gerektirmektedir. Sınır koşullarına göre $X_i(\lambda) = \theta_i(\lambda)$ olduğu göz önüne alınırsa,

$$K_n(\lambda) = 1 \quad (2.36)$$

bulunur (Başokur, 2010, s. 18).

2.2.6 Dönüşük Özdirenc Fonksiyonu ve Sayısal Hesabı

Koefed (1970) dönüşük özdirenc fonksiyonu,

$$T_i = K_i \cdot \rho_i \quad (2.37)$$

bağıntısıyla tanımlanır.

Pekeris (1940) yineleme bağıntısı dönüşük özdirenc için;

$$T_i = \frac{T_{i+1} + \rho_i \cdot \tanh(\lambda t_i)}{1 + \left(\frac{T_{i+1}}{\rho_i}\right) \cdot \tanh(\lambda t_i)} \quad (2.38)$$

T : Dönüşük özdirenc

ρ : Ortamın özdirenci

t : Katman kalınlıkları

λ : Sabit sayı

olarak verilir. Temel katman için,

$$T_n = K_n \cdot \rho_n \quad (2.39)$$

ve K_n bire eşit olduğundan,

$$T_n = \rho_n \quad (2.40)$$

elde edilir (Başokur, 2010, s. 19).

Temel katmanın üzerine eklenen her bir katman için yineleme bağıntısı λ 'nın her bir değeri için tekrarlanır ve bu işleme *üst katman düzlemine yükseltme* denir. Dönüşük öz direnç fonksiyonunu $u=1/\lambda$ 'nın bir fonksiyonu olarak düşünmek daha pratiktir. Çünkü λ uzaklığın tersi boyutunda olduğundan, u uzaklık boyutunda olacaktır. Yineleme bağıntısı (2.38) u için yazılacak olursa,

$$T_i(u) = \frac{T_{i+1}(u) + \rho_i \cdot \tanh\left(\frac{t_i}{u}\right)}{1 + \left(\frac{T_{i+1}(u)}{\rho_i}\right) \cdot \tanh\left(\frac{t_i}{u}\right)} \quad (2.41)$$

Dönüşük öz direnç fonksiyonunun sayısal değerleri, u yatay eksen olmak üzere çift logaritmik kağıda çizilir. Çift logaritmik kağıtta dönüşük öz direnç değerlerinin eşit aralıklı yerleşmesi için “*açılım oranı*” olarak adlandıracağımız bir katsayı saptanır. u değişkeninin ilk değeri u_1 ve d açılım oranı ise, ikinci değeri elde etmek için;

$$u_2 = d \cdot u_1$$

$$u_3 = d \cdot u_2$$

ya da j yatay eksen değerlerinin sırasını göstermek üzere,

$$u_{j+1} = d \cdot u_j \quad j=1, 2, 3, \dots \quad (2.42)$$

genel bağıntısı yazılabilir.

Yatay eksen için $y=\ln(u)$ değişkeni kullanılırsa, bu kez dönüşük öz direnç fonksiyonu y değişkenine bağlı olarak görüntülenebilir. Ardışık iki yatay eksen değeri arasında,

$$y_{i+1} = y_i + \Delta y$$

bağıntısı oluşturulabilir. Δy , örnekleme aralığıdır (sampling distance). (2.42)
denkleminin her iki yanının logaritması alınırsa,

$$\ln u_{j+1} = \ln d + \ln j$$

haline dönüşür. Burada; $\ln(u_j) = y_j$ olduğundan,

$$\Delta y = \ln d \quad (2.43)$$

eşitliği elde edilir. Böylece örnekleme aralığı ile açılım oranı arasında bir ilişki kurulabilir. Diğer bir kavram olan *örnekleme oranı* da, logaritmik kâğıdın her bir döneminin kaç eşit parçaya ayrılacağına sayısı olarak tanımlanabilir. Örnekleme oranı “ M ” ile gösterilirse,

$$\Delta y = \frac{\ln 10}{M}$$

genel bağıntısı yazılabilir. Açılım oranı için ise;

$$d = \exp(\Delta y) = \exp\left(\frac{\ln(10)}{M}\right) = 10^{1/M} \quad (2.44)$$

yazılabilir.

Dönüşük öz direnç ve görünür öz direnç fonksiyonlarının çift logaritmik kâğıtta görüntülenmesinin iki nedeni bulunmaktadır:

1. Bu fonksiyonların değerlerinin geniş bir aralıkta değişmesi ve yatay eksen değerinin çok büyük değerlere sahip olabilmesidir.

2. Bir yer modeli için katman parametrelerinin bir grubu, yani kalınlıklar veya özdirençler birer sabit ile çarpılırsa veya bölünürse bu fonksiyonların biçimleri değişmez; yalnızca yerleri kayar (Başokur, 2010, s. 22).

2.2.7 Schlumberger Görünür Özdirenç Bağıntısı

Katmanlı ortam için verilen (2.34) gerilim bağıntısında Slichter çekirdek fonksiyonu yerine, (2.37) denklemiyle tanımlanan Koefoed'un (1970) dönüşük özdirenç fonksiyonu yazılarak,

$$V = \left(\frac{I}{2\pi}\right) \int_0^\infty T(\lambda) \cdot J_0(\lambda r) d\lambda \quad (2.45)$$

hesaplamalara temel oluşturacak gerilim bağıntısı elde edilir.

Schlumberger diziliminde elektrik alanının ölçüldüğü düşünüldüğünden, görünür özdirenç;

$$\rho_{as}(s) = (2\pi \cdot s^2) \cdot \frac{E}{I} \quad (2.46)$$

ile verilebilir. E ile gösterilen elektrik alan, gerilimin negatif türevi olarak verilir:

$$E = -\frac{\partial V}{\partial s} \quad (2.47)$$

Birinci cins sıfırcı dereceden Bessel fonksiyonunun türev özelliği kullanılarak,

$$\frac{d(J_0(\lambda r))}{dr} = -\lambda \cdot J_1(\lambda r) \quad (2.48)$$

(2.45) gerilim denkleminin türeviyle elektrik alan bulunabilir:

$$E = -\frac{\partial V}{\partial r} = \left(\frac{I}{2\pi}\right) \int_0^\infty T(\lambda) \cdot J_1(\lambda r) \cdot \lambda d\lambda. \quad (2.49)$$

(2.49) denkleminin (2.46) denkleminde yerine konulmasıyla, Schlumberger dizilimi için katmanlı ortama ait görünür öz direnç bağıntısı elde edilebilir:

$$\rho_{as}(s) = s^2 \int_0^{\infty} T(\lambda) \cdot J_1(\lambda s) \cdot \lambda d\lambda \quad (2.50)$$

Schlumberger görünür öz direnç değerleri, s uzaklığının (akım elektrotları arasındaki uzaklığın yarısı) bir fonksiyonu olarak görüntülenir (Başokur, 2010, s. 30).

BÖLÜM ÜÇ

OPTİMİZASYON ve SEZGİSEL YÖNTEMLER

3.1 Optimizasyon

Genel olarak *optimum* en iyi, en uygun anlamına gelir. *Optimizasyon*, belirlenmiş kısıtlamalar dahilinde bir problemin mümkün olabilecek çözümleri arasından en iyi olanı seçme işlemi olarak tanımlanabilir. En iyi çözümü aranan probleme de *optimizasyon problemi* denir (Pham ve Karaboğa, 2000).

Bir optimizasyon problemi; amaç fonksiyonu, kısıtlamalar ve tasarım değişkenleri olmak üzere üç temel unsurdan oluşur (Avcı, 2008):

Amaç fonksiyonu: Optimum değeri aranan bir fonksiyondur. Problemin türüne göre optimum kavramı değişir. Amaç fonksiyonun bir maliyet veya hata olduğu bir optimizasyon probleminde optimum değer, maliyeti veya hatayı en aza indiren değer iken; amaç fonksiyonun kârlılık veya verimlilik olduğu bir başka problemde optimum değer, kârlılığı veya verimliliği en yükseğe taşıyan değerdir. Bazı optimizasyon problemlerinde birden çok amaç fonksiyonu bulunabilir. Bu tür problemler, *çok amaçlı optimizasyon problemi* olarak adlandırılır. Bir optimizasyon probleminin çok sayıda amaç fonksiyonu içermesi, çoğu kez çözümü de zorlaştıracaktır. Çünkü bir fonksiyonu optimum değere getiren değişken değerleri, diğer bir amaç fonksiyonunda verimsiz kalabilir. Bu nedenle problemin çözümünü kolaylaştırmak için çok sayıda amaç fonksiyonu içeren problemler tek bir amaç fonksiyonuna indirgenmeye çalışılır. Bazı optimizasyon problemlerinde ise amaç fonksiyonu bulunmaz. Örneğin bir entegre devrenin yerleşim planını belirleme probleminde amaç, kısıtlamaları sağlayan değişkenler kümesi bulmaktır. Burada optimum değeri aranan bir fonksiyon yoktur. Bu tür problemler *uygunluk problemi* olarak adlandırılır. Değeri minimize edilecek bir optimizasyon problemi, (3.1) denklemi ile ifade edilebilir.

$$\min f(x), x = (x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (3.1)$$

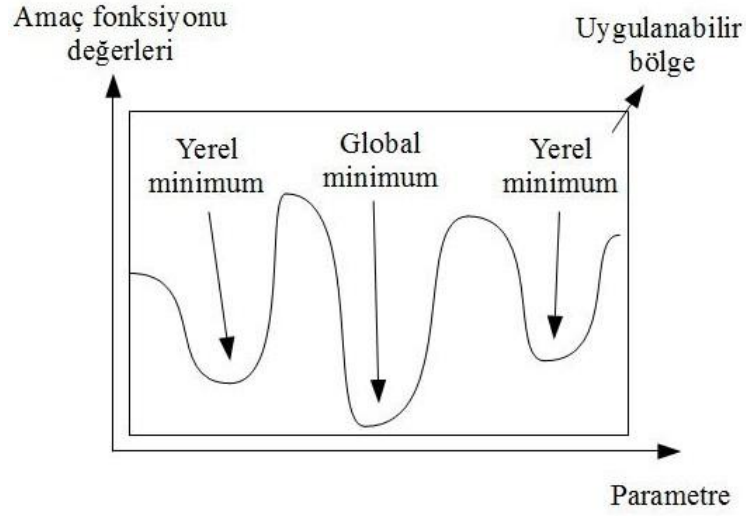
Burada $f(x)$ minimize edilecek amaç fonksiyonu, $x_1, x_2 \dots, x_n$ ise optimum çözüm vektörüdür.

Kısıtlamalar: Optimizasyon probleminde kullanılan değişkenlerin belirli değerleri alabilmesini veya belirli değerleri almamasını sağlamak amacıyla tanımlanırlar. Kısıtlamalar probleme göre değişiklik gösterir ve probleme özeldir. Kısıtlamalar, eşitlik veya eşitsizlik biçiminde belirtilebileceği gibi; her optimizasyon problemi için kesinlikle şart olan bir unsur değildirler. Problemin özelliğine bağlı olarak bazı optimizasyon problemlerinde hiçbir kısıtlama olmayabilir.

Tasarım değişkenleri: Optimizasyon problemlerinde amaç fonksiyonunun değerini etkileyen bilinmeyenlerdir. Değişkenleri tam olarak tanımlamadan amaç fonksiyonu ve kısıtlamaları tanımlamak mümkün değildir. Bütün optimizasyon problemlerinin ortak noktası optimum değerleri bulunması gereken değişkenlerdir. Optimizasyon problemlerinde probleme göre değişiklik gösteren değişkenlerin kusursuz tanımlanmış olması gerekir.

Bir optimizasyon probleminde tüm model kısıtlarını sağlayan seçenekler topluluğu, *uygulanabilir (feasible) bölge* olarak adlandırılır. Değişken değerleri uygun bir bölge içerisinde, amaç fonksiyonunun muhtemel çözümleri içinde minimizasyon problemi için en küçük, maksimizasyon problemi için en büyük değeri veren noktalar *yerel optimum*, değişken değerlerinin uygulanabilir bölgede verdiği en iyi çözüm değeri ise *optimum çözüm* olarak tanımlanır. *Global (genel) minimum*, sistemimizin ulaşmasını istediğimiz asıl hedeftir. Eğer sistemimiz optimal ise, yeterli zaman verildiğinde mutlaka bu hedefe ulaşacaktır (Avcı, 2008).

Bu kavramlar, Şekil 3.1’de gösterilmiştir. Bununla beraber optimizasyon probleminin uygulanabilir bölge içinde bir yerel optimum noktaya takılmasına ise *erken yakınsama* denir.



Şekil 3.1 Yerel minimum ve global minimum kavramları (Avcı, 2008'den değiştirilerek alınmıştır).

Optimum noktada sağlanması gereken şartlar, *gerek şartlar* olarak adlandırılır. Gerek şartları sağlayamayan noktalar optimum çözüm olamaz. Ancak, tek başına gerek şartların sağlanması da o noktayı optimum çözüm yapmaz. Gerek şartlarla birlikte, optimum ve optimum olmayan noktaları ayırt etmek için yeter şartlar da kullanılır. Gerek şartlar sağlandıktan sonra yeter şartlar da sağlanıyorsa o noktanın *optimum çözüm noktası* olduğu söylenebilir (Avcı, 2008).

3.2 Kombinatorial Optimizasyon Problemleri

Optimizasyon problemleri, karar değişkenlerinin sürekli ve kesikli olmalarına göre iki kısımdan oluşur. Karar değişkenleri kesikli (süreksiz) olan karar problemlerine *Kombinatorial Optimizasyon Problemleri* adı verilir. Problemlerin çözümü için kullanılan algoritmaların, sonuca kısa sürede ulaşması esastır. Bir algoritmanın performans ölçüsü algoritmanın sonucu bulana kadar harcadığı süredir. Bu süre, işlem hızı ve bilgi raporlama tekniğine bağlı olarak değişkenlik gösterebilir (Aydın, 2009).

Kombinatorial optimizasyon problemleri, lineer programlama modellerine dönüştürülerek çözülebilir. Ancak modeldeki değişken ve kısıt sayıları artacağı için çözüm zorlaşacaktır. Bu nedenle bu problemlerin büyük bir kısmı meta-sezgisel

yöntemler yardımıyla çözülebilmektedir. Başka bir deyişle bu tip problemler için optimum değil, optimum civarında çözümler elde edilmektedir (Reeves, 1995).

Mühendislik ve yönetim bilimlerinde çok sayıda problem *global optimizasyon* problemi olarak formüle edilmiştir. Global optimizasyon problemlerinin çözümü oldukça zordur. Bu zorluk yerel optimizasyon tekniklerinin sadece yerel optimumları bulabilmelerinin yanı sıra bulunan çözümün yerel ya da genel optimum olup olmadığının saptanması için bir ölçütün belirlenememesinden kaynaklanmaktadır. Bu nedenle klasik optimizasyon teknikleri global optimum çözümü bulamamakta ve tanımlayamamaktadır (Colorni ve diğer., 1996).

Çözüm uzayının çok büyük olması nedeniyle optimum çözümlerinin bulunması kesin yöntemler ile mümkün olmayan veya uygulamaya elverişli olmayan problemlerin çözümünde sezgisel yöntemlerin kullanılması giderek yaygınlaşmaktadır. Sezgisel yöntemlere gösterilen ilginin bir diğer nedeni de problemleri daha kolay ve aslına yakın modelleyebilmeleridir (Osman ve Kelly, 1996). Günümüze kadar kombinatorial problemlerin çözülmesinde ve birçok uygulama alanında sezgisel yöntemlerin kullanıldığı çok sayıda çalışma yapılmıştır.

3.3 Sezgisel (Heuristic) Yöntemler

Gerçek hayatta karşılaşılan problemlerin bir kısmı matematiksel formüllerle çözümlenemeyecek kadar karmaşıktır (April, Glover, Kelly ve Laguna, 2001). Böyle problemlerin çözümünde istenen sonuç elde edilemeyebilir. Bu tip modellenemeyen, doğrusal ve doğrusal olmayan problemlerin çözümünde *sezgisel (heuristic) yöntemler* kullanılabilir. Bu yöntemler, genellikle doğada var olan bir süreçten esinlenerek geliştirilen algoritmalar yardımıyla problem çözerler. Sezgisel algoritmalar, her çeşit probleme kolayca adapte edilebilmeleri bakımından son yıllarda oldukça geniş bir kullanım alanı bulmuşlardır. Ayrıca sezgisel algoritmaların önemli avantajlarından birisi de esnekliğidir. Bu esneklik sayesinde gerçek bir yaşam problemi çok daha doğru olarak temsil edilebilir (Cura, 2008, s. 16).

Sezgisel kelimesi, eski Yunanca'da “*problemleri çözmek için yeni yöntemler geliştirme*” ya da “*problem çözme sanatı*” anlamına gelen “*heuriskein*” kelimesinden gelmektedir. Yöneylem araştırmasında sezgisel terimi, tam çözümü bulunması zor hatta imkansız olan problemler için makul çözümler bulmada kullanılan yöntemler için kullanılır. Optimizasyonda bir sezgisel yöntem, optimale yakın ya da yaklaşık olarak optimal bir çözüme götüren (fakat bunu garanti etmeyen) stratejilere dayanan, hızlı ve pratik bir yöntem anlamına gelir (Aladağ, 2009).

Problem boyutunun çok büyük olduğu ya da problemin küçük alt problemlere ayrılmasının zor olduğu kombinatorial optimizasyon problemlerine kesin yöntemlerle çözüm bulmak mümkün olmamakta ve bu problemlerin çözümünde sezgisel algoritmalar kullanılmaktadır. Sezgisel algoritmalar, optimum çözümü garanti etmeksizin daha kısa sürede optimuma yakın iyi bir çözümü elde etmeyi hedefler (Tapkan, 2010). Sezgisel yöntemler, kabul edilebilir zaman içerisinde çözüm ve değerlendirmelerin sayısını azaltma bakımından kombinatorial optimizasyon problemleri için etkili olmaktadır. Sezgisel yöntemleri kullanmanın getirdiği diğer bazı avantajlar aşağıdaki gibi özetlenebilir (Aladağ, 2009):

- Sezgisel yöntemler karar verici mekanizma için sadeleştirici olabilir.
- Sezgisel yöntem, herhangi bir tam yöntemin parçası olarak öğrenme amacıyla kullanılabilir.
- Gerçek hayatta karşılaşılan problemler için her zaman matematiksel model kurmak kolay olmayabilir ve problemi basitleştirmek gerekebilir. Bu basitleştirme sonucu oluşan hata, bir sezgisel yöntemin sağladığı optimale yakın çözümün sahip olduğu hatadan daha büyük olabilir.

Bir problem için geliştirilmiş bir sezgisel algoritma, aşağıdaki kriterler göz önüne alınarak değerlendirilebilmektedir (Karaboğa, 2011, s. 16):

Çözüm Kalitesi ve Hesaplama Zamanı: Çözüm kalitesi ve hesaplama zamanı, herhangi bir algoritmanın performansını değerlendirmek için önemli kriterlerdir. Bu nedenle iyi bir algoritma, ayarlanabilir parametreler kümesine sahip olmalıdır. Bu

parametreler, kullanıcıya önemlilik açısından hesaplama zamanı ile çözüm kalitesi arasındaki ilişkinin kontrol edilebilmesine imkân vermelidir.

Kod Basitliği ve Gerçeklenebilirlik: Algoritma basit olmalı ve probleme uygulanabilir olmalıdır. Bu durum, problem ile ilgili başlangıçta çok az bilgiye sahip olursa bile algoritmanın yeni alanlara kolaylıkla uygulanabilmesini sağlar.

Esneklik: Algoritmalar model, sınırlamalar ve amaç fonksiyonları üzerinde yapılabilecek değişikliklere açık olmalıdır.

Dinçlik: Seçilen başlangıç çözümüne bağlı kalmaksızın kaliteli ve kabul edilebilir çözüm üretme yeteneğine sahip olmalıdır.

Basitlik ve Analiz Edilebilirlik: Algoritmalar kolay çözümlenebilir olmalıdır.

Etkileşimli Hesaplama ve Teknoloji Değişimleri: Algoritma içinde insan-makine etkileşimi önemlidir. İyi bir kullanıcı ara-yüzü bir algoritmayı daha çekici hale getirmektedir.

Bazı sezgisel algoritmalar başlangıç çözümüne bağlı olarak yerel (local) optimum çözümler üretirler. Bu, genellikle yinelemeli gelişme metotlarında karşılaşılan bir durumdur. Yerel optimal çözüm, küresel optimal çözümden çok uzak olabilir ve çoğu ayrık optimizasyon problemlerinde uygun bir başlangıç çözümünün seçimi için genel bilgiler bulunmayabilir. Sezgisel araştırma yöntemlerinin dezavantajlarından bazılarını gidermek için basitlik ve genellik şartlarını korumak kaydıyla aşağıda sıralanan öneriler değerlendirilebilir (Karaboğa, 2011, s. 16):

- Çok sayıda başlangıç çözümleri ile algoritma tekrar edilebilir. Ancak bu durum, rastgele farklı başlangıç çözümleriyle hesaplama işleminin uzamasına sebep olacak ve optimal çözümün bulunmasını garanti etmeyecektir.
- Daha karmaşık bir komşuluk yapısının tanımlanmasıyla daha iyi komşu çözümlerin bulunması sağlanabilir.

- Algoritmaların çalışması sırasında bilgi toplanmasını sağlayan karmaşık öğrenme stratejileri oluşturulabilir.
- Sezgisel metotlarda hedef, amaç fonksiyonunun değerini azaltan çözümlerin kabul edilmesi olmasına karşın, yerel optimallikten kaçmak için bazı gelişmeleri engelleyen hareketler kabullenilebilir.

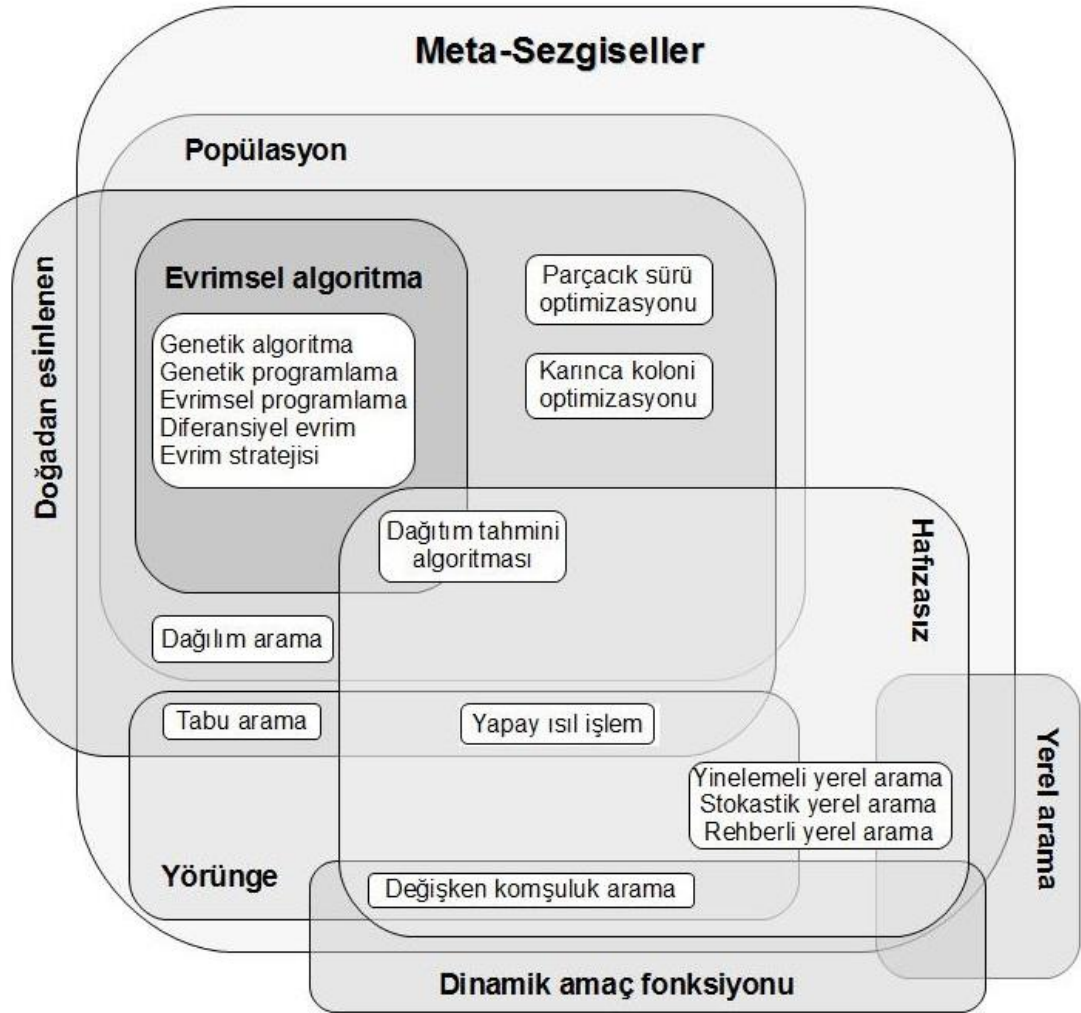
3.4 Meta-Sezgisel (Meta-Heuristic) Yöntemler

Birçok optimizasyon problemi için en uygun çözümün makul bir zaman diliminde elde edilmesi çok zordur. Meta-sezgisel yöntemler, karmaşık optimizasyon problemlerine etkin çözümler üretebilmek için kullanılan yaklaşık algoritmalarlardır. Günümüzde meta-sezgisel yöntemler, mühendislik, endüstri, işletme gibi birçok farklı alandaki karmaşık optimizasyon problemlerinin çözümünde başarı ile uygulanmaktadır.

Meta-sezgisel kavramı, ismini Yunanca'da bulmak anlamına gelen "*heuriskein*" ile üst seviye yöntembilim anlamına gelen "*meta*" sözcüklerinin birleşiminden almaktadır. Meta-sezgisel yöntemler, sezgisel yöntemleri üst seviyede birleştirerek, arama uzayını etkin ve verimli bir şekilde incelemeyi amaçlar. Bu yöntemler, her zaman küresel en iyi çözümün bulunmasını garantileyemeseler de, büyük ölçekli ve karmaşık problemlere etkin çözümler üretebildikleri için oldukça kullanışlıdır (Talbi, 2009).

Meta-sezgisel yöntemler, arama sürecine rehberlik eden yaklaşımlardır. En uygun ya da en uyuña yakın çözümlerin elde edilebilmesi için arama uzayının etkin bir biçimde incelenmesi amaçlanır. Bu yöntemler, basit yerel arama yöntemlerinden karmaşık öğrenme süreçlerine kadar birçok farklı teknikten oluşmakta ve arama uzayının belirli bir alanına takılı kalmayı önlemek amacıyla çeşitli teknikler içerebilmektedir. (Blum ve Roli, 2003).

Meta-sezgisel yöntemler, yerel arama, yapay ısıtma işlemi, tabu arama, genetik, evrimsel hesaplama, karınca koloni algoritmaları gibi birçok farklı yöntemden oluşmaktadır. Bu yöntemler, farklı yönler göz önünde bulundurularak çeşitli şekillerde sınıflandırılabilir. Temel olarak meta-sezgisel yöntemler, doğadan esinlenen ve doğadan esinlenmeyen yöntemler, dinamik ve statik amaç fonksiyonuna sahip yöntemler, bir komşuluk yapısına ve değişken komşuluk yapısına sahip yöntemler, hafıza kullanan ve kullanmayan yöntemler ve tek çözüme dayalı ya da toplum tabanlı meta-sezgisel yöntemler olarak sınıflandırılabilir (Blum ve Roli, 2003). Meta-sezgisel yöntemlerin sınıflandırılması Şekil 3.2’de verilmiştir.



Şekil 3.2 Meta-sezgisellerin sınıflandırılması (Wikipedia, 2011’den sadeleştirilerek alınmıştır.).

Doğadan esinlenen meta-sezgisel yöntemler, doğada gerçekleşen bir olayı modelleyerek, kombinatoriyal optimizasyon problemlerine uygun çözümler getirmeyi amaçlamaktadır. Parçacık sürü optimizasyonu, genetik ve yapay ısıt işlem algoritmaları, en bilinen doğadan esinlenen meta-sezgisel yöntemler arasındadır. Tabu arama ve yinelemeli yerel arama ise doğadan esinlenmeyen meta-sezgisel yöntemler arasında yer almaktadır (Birattari, Paquette, Stützle ve Varrentrapp, 2001).

Dinamik amaç fonksiyonuna sahip meta-sezgisel yöntemlerde ise arama sırasında amaç fonksiyonunun dinamik olarak değiştirilebilmesi ile aramanın yerel en iyiye takılması engellenmeye çalışılmaktadır (Blum ve Roli, 2003). Meta-sezgisel yöntemlerin komşuluk yapılarına göre sınıflandırılması ise bir diğer sınıflandırma ölçütüdür. Meta-sezgisel yöntemlerin, büyük bir çoğunluğu bir komşuluk yapısına sahip yöntemler iken, bazı meta-sezgisel yöntemlerde değişken komşuluk yapısı kullanılarak aramanın çeşitliliğinin sağlanması amaçlanmaktadır (Blum ve Roli, 2003). Değişken komşuluk arama algoritması ve yinelemeli yerel arama algoritmaları, değişken komşuluk yapısına sahip yöntemler arasındadır (Birattari ve diğer., 2001).

Meta-sezgisel yöntemlere ilişkin bir diğer sınıflandırma da, hafıza kullanıp kullanmamalarına dayalı olarak gerçekleştirilmektedir. Tabu arama, karınca koloni ve genetik algoritma gibi bazı meta-sezgisel yöntemlerde hafıza kullanılarak arama sürecinde elde edilen uygun sonuçların daha sonraki aramalarda kullanılması sağlanabilmektedir (Onan, 2013).

3.5 Yapay Isıl İşlem (Simulated Annealing)

Yapay ısıt işlem (Yİİ) algoritması, 1983 yılında S. Kirkpatrick ve arkadaşları tarafından geliştirilmiştir (Kirkpatrick ve diğer., 1983). Bu optimizasyon algoritma, gerçek hayatta metaller üzerine uygulanan ısıt işleminden (tavlama) esinlenerek ortaya çıkmıştır.

3.5.1 Metallerde Tavlama

Tavlama, belirli bir süre için katı maddenin sıcaklığının arttırılıp, daha sonra kristalleşinceye kadar yavaş yavaş soğutulduğu fiziksel bir süreçtir. Kristalleşme düzenli bir yapıyla, sistemin enerjisinin en aza indiği durumda elde edilir (Pham ve Karaboğa, 2000). Çağlar öncesinde demircilerin de fark ettiği gibi daha mükemmel bir kristal yapı daha yavaş soğutma ile gerçekleşmektedir. Bunun nedeni, ısı enerjisi tarafından sağlanan hareket etme ve yer değiştirme kolaylığının atomların yerel en iyi şekillendirmeden kaçınmalarına bunun yerine bütünsel en iyi şekillendirmeyi oluşturmalarına imkân vermesidir (Söke, 2003).

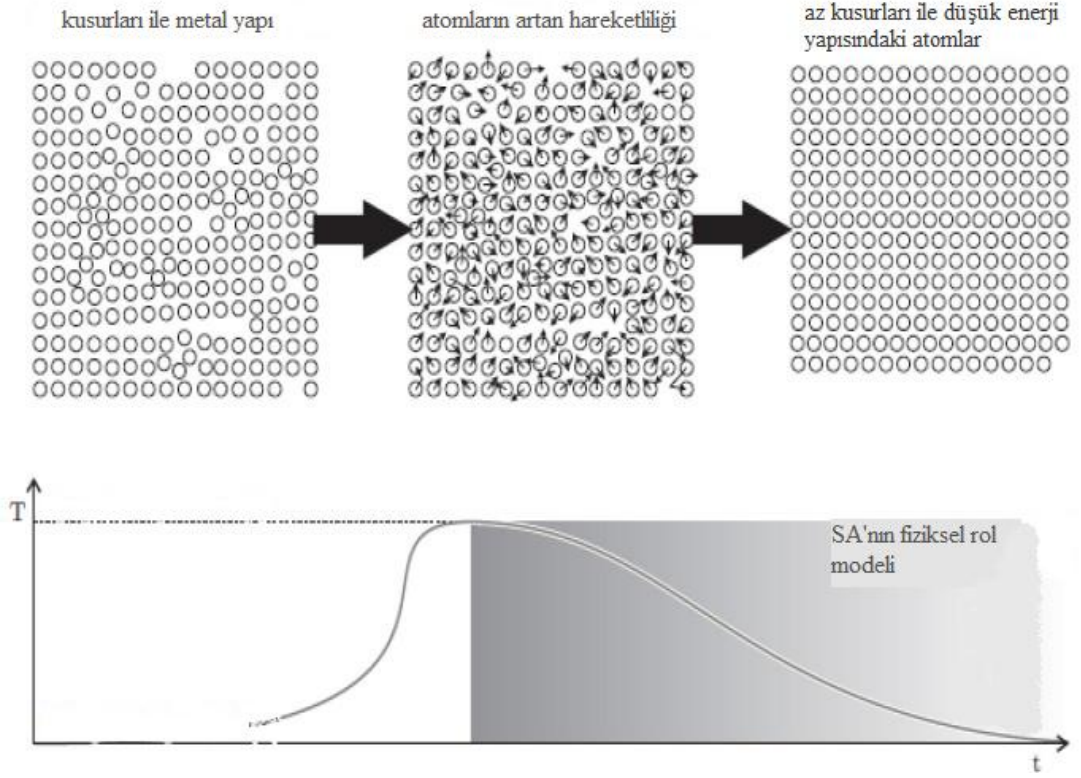
Metallerde tavlamanın amacı;

- Stresi azaltmak,
- Yumuşaklığı, dayanıklılığı ve esnekliği arttırmak,
- Belirli bir mikro yapıyı oluşturmaktır.

Tavlama işlemi iki aşamada gerçekleşmektedir; birinci aşama istenen sıcaklığa kadar ısıtma, ikinci aşama belirli bir sıcaklıkta tutma ve soğutmadır (Şekil 3.3).

Tavlama işleminin ilk aşaması olan ısıtma işleminde metal istenen sıcaklığa kadar ısıtılır. Metal atomları/molekülleri yüksek sıcaklıklarda yüksek enerjiye ve serbestliğe sahiptir. Sıcaklığın yavaş yavaş düşürülmesiyle gerçekleştirilen soğutma işlemi sırasında atomların enerjileri azalır. Her yeni enerji duruma uygun olarak yeni bir dengeye girmek üzere kendilerini tekrar düzenlerler (Söke ve Bingöl, 2005).

Soğutma işlemi genellikle oda sıcaklığına kadar olur. Bu işlemlerde zaman önemli bir parametredir. Soğutma çok hızlı olursa kristal yapı içerisinde düzensizlikler ve bozulmalar görülür. Metal atomları/molekülleri, enerjinin en düşük olduğu duruma ulaşamaz ve enerjinin en yüksek olduğu kristalimsi durumda soğutma işlemi sona erer (Kirkpatrick ve diğer., 1983). Bu da metalde şekil bozukluğuna hatta çatlamalara neden olur.



Şekil 3.3 Metallerde ısıt işlem (Weise, 2011'den değiştirilerek alınmıştır.).

Gerçek tavlama süresi, gerekli değişim hareketleri için yeteri derecede uzun olmalıdır. Mükemmel bir kristal yapının elde edilmesi ancak bu süre içinde metalin yavaş soğutulması ile gerçekleştirilir. Ayrıca tavlama sıcaklığı da bu süreçte önemli bir konudur. Sıcaklık artırılarak tavlama işlemi hızlandırılabilir (Söke ve Bingöl, 2005).

3.5.2 Yapay Isıl İşlem (Yİİ) Algoritması

Yİİ algoritması, Kirkpatrick ve arkadaşları tarafından 1983 yılında katıların yavaş yavaş soğutulularak kararlı duruma gelmelerinden esinlenilerek ortaya atılmıştır. Yİİ algoritması yapısal olarak basit olmasına karşın çok karmaşık arama problemlerinde çok uygun çözümleri kısa sürede üretebilmektedir (Kirkpatrick ve diğer., 1983).

Bir tavlama sürecinde, yüksek sıcaklıkta düzensiz durumdaki bir eriyik, sistem herhangi bir zamanda termodinamik dengede kalacak şekilde yavaş yavaş soğutulur.

Sistem soğuma süresince giderek düzenli hale gelir ve sonuçta oda sıcaklığında kararlı duruma ulaşır.

Yİİ algoritmasının diğer yöntemlere göre en büyük avantajı yerel minimuma takılmanın önlenmesidir. Bunun için algoritma bir amaç fonksiyonunun değerini sadece azaltan değişiklikleri değil, aynı zamanda artıran değişiklikleri de kabul eden rastsal bir arama yapar. Mevcut çözümden daha kötü bir çözüme geçişin olma olasılığı sistemin sıcaklığı ile doğru orantılıdır. Başlangıçta yüksek sıcaklıklarda bu olasılık oldukça yüksektir. Yİİ algoritmasının genel (global) en iyi çözümü bulma garantisi yoktur; elde ettiği çözüm kabul edilebilir yani genel en iyi çözümün yakınlarında bir çözümdür. Yİİ algoritması bazı problemler için kendisinden daha uygun çözüm bulabilen bir optimizasyon tekniği olan Genetik Algoritma gibi popülasyon tabanlı değildir. Sadece bir çözümü sürekli iyileştirmeye çalışmaktadır. Bu yüzden oldukça hızlı çalışır ve sonuca yakınsama hızı da yüksektir (Canbek ve Akcayol, 2006).

Güvenilir sezgisel bir araştırma algoritması başlangıç noktasına bağımlılığı az olan algoritmadır. Bu durum, yukarı doğru olan hareketlerin kabulünü gerektirir. Burada amaç, sonunda bir minimuma ulaşmaktır. Bu sebeple yukarı doğru olan hareketlerin kabulü belirli bir kontrol stratejisi ile yapılmalıdır. Isıl işlem algoritmasında bu şekilde hareketlerin kabul edilme sıklığı araştırma ilerledikçe değişen bir olasılık tabanlı fonksiyon ile kontrol edilir. Bu kontrol işlemini tanımlamada Kirkpatrick ve arkadaşlarına (1983), Metropolis ve arkadaşlarının istatistiksel termodinamikle ilgili yapmış olduğu çalışma (Metropolis, A. W. Rosenbluth, M. N. Rosenbluth, A. H. Teller ve E. Teller, 1953) ilham kaynağı olmuştur. Termodinamik kanunları, T sıcaklığında enerjide δE genlikli bir artışın olma olasılığını

$$P(\delta E) = \exp\left(-\frac{\delta E}{kT}\right) \quad (3.1)$$

ifadesi ile tanımlamaktadır; burada k Boltzman sabiti olarak bilinen bir fiziksel sabittir. Metropolis ve arkadaşları, sabit T sıcaklık değeri için bir kristalin termal

dengeye erişiminin benzetişimini yapmak amacıyla Monte-Carlo metodunu geliştirmişlerdir. Bu benzetişim mevcut durumda bir bozulma oluşturmakta ve bu değişimden dolayı ortaya çıkan enerji değişimini hesaplamaktadır. Eğer enerji azalmışsa sistem bu yeni duruma kaymaktadır. Enerji artmışsa yeni durum yukarıda verilen olasılığa göre kabul edilmektedir (Karaboğa, 2011, s. 28).

Bu metotta, kristalin mevcut durumu (S) verildikten sonra rastgele seçilmiş bir molekülün yer değiştirmesiyle kristalin durumunda küçük bir bozulma sağlanır. Mevcut durum (S) ile yeni üretilmiş durumun (S') enerji seviyeleri arasındaki fark (δE) negatif ise yeni durum daha düşük enerji seviyesinde demektir ve (S') yeni durum olarak kabul edilir. (S') kabul edildikten sonra işleme bu durumdan devam edilir. $\delta E \geq 0$ olduğunda uniform dağılımdan rastgele bir sayı $\theta \in [0, 1]$ üretilir ve bu sayı (3.1) denklemi ile tanımlı olasılık değerinden küçük ($\theta \leq e^{-\delta E/T}$) ise o zaman (S') yeni durum olarak kabul edilir. Aksi takdirde mevcut durum (S) yeni çözüm olarak saklanır. Bu kabul etme kuralı, *Metropolis (veya benzetişim) kriteri* olarak adlandırılır. Böylece yapay ısı işlem algoritması, benzetişim tekniklerinin ısı işlem ile birlikte kullanılmasına karşılık gelmektedir (Aarts ve Korst, 1989).

Yapay ısı işlem algoritmasının optimizasyon problemlerine uygulama aşamasında çeşitli seçeneklerle ilgili kararlar alınmalıdır. Bu seçenekler, *probleme özel seçenekler* ve *algoritmanın kendisine ait genel seçenekler* olmak üzere iki gruba ayrılabilir (Karaboğa, 2011, s. 29).

3.5.3 Probleme Özel Seçenekler

Seçeneklerin bir kısmı optimizasyon problemimiz ile ilgilidir. Bu seçeneklerin tanımlarını değiştirerek optimizasyon algoritmasından daha iyi performans elde edilebilir. Probleme bağlı seçenekler şu şekilde özetlenebilir (Karaboğa, 2011, s. 29):

1. Tüm muhtemel çözümler uzayını tanımlayabilecek şekilde çözümler için uygun bir gösterim yönteminin seçilmesi, minimize edilecek amaç fonksiyonun tanımlanması ve bir başlangıç çözümünün üretilmesi.

2. Komşu çözümlerin üretilmesini sağlayan komşu üretme mekanizmasının tanımlanması (algoritmanın verimliliği kullanılan komşuluk yapısına oldukça bağlıdır).
3. Hareket seçimleri için uygun stratejilerin tanımlanması.

3.5.4 Algoritmanın Kendisine Ait Genel Seçenekler

Genel seçenekler soğutma stratejisinin elemanlarını tanımlar. Bir soğutma tarifesi şu sorulara belirgin cevaplar vermelidir (Karaboğa, 2011, s. 29):

1. Sıcaklık parametresi T için uygun bir başlangıç değerinin tayin edilmesi,
2. Soğutma oranı ve sıcaklık değiştirme kuralının tanımlanması,
3. Her sıcaklıkta gerçekleştirilecek yineleme (iterasyon) sayısının belirlenmesi,
4. Araştırmanın durdurulması için durdurma kriterinin tayin edilmesi.

Isıl işlem algoritmasının performansı büyük oranda seçilen soğutma planına bağlıdır. Uygun bir soğutma tarifesi ile çoğu optimizasyon problemi için optimale yakın çözümler elde edilebilir. Literatürde çeşitli soğutma planları önerilmiştir. Önerilen en eski plan, Kirckpatrick ve arkadaşlarının (1983) fiziksel tavlama ile olan benzerliğe dayanarak ileri sürdükleri plandır. Bu tavlama planına göre, maddenin sıvı safhaya ulaştığında tüm parçacıkların rastgele düzenlenmesini taklit etmek için, T sıcaklık parametresinin başlangıç değeri, denenen tüm hareketler kabul edilecek kadar yüksek seçilmiştir. Sıcaklık parametresinin değerini azaltmak için ise, (3.2) bağıntısı kullanılmıştır.

$$T(t + 1) = r \cdot T(t) \quad (3.2)$$

Burada, r değeri 1'den küçük fakat 1'e yakın bir sabittir ve genellikle değeri 0,8 ile 0,99 arasında seçilir. Bu sıcaklık fonksiyonu ile sıcaklık parametresinin değeri, ilerleyen yinelemelerde daha da yavaş azalmaktadır. Sıcaklık parametresinin her değerinde gerçekleştirilecek yineleme sayısı sabit bir üst sınıra göre belirlenerek problemin, fiziksel tavlamadaki ısı dengeye karşılık gelen bir denge durumuna

ulaşması amaçlanmaktadır. Bu tavlama planında, sıcaklık parametresinin her değerinde elde edilen çözüm, belli sayıda ardışık sıcaklık değişimleri boyunca aynı kalırsa Yİİ algoritması durdurulmaktadır. Buna göre elde edilen son durum, fiziksel tavlamaadaki *donma durumuna (frozen state)* karşılık gelmektedir (Kalınlı ve Karaboğa, 2004).

3.5.4.1 Teorik Soğutma Stratejileri

Teorik soğutma stratejileri ısı işlem algoritmasının, 1,0'e eşit olasılıkla global optimal çözümlere yakınsamasını sağlar. Isıl işlem algoritması sıcaklık parametresi T ve geçiş matrisi p_{ij} (i . çözüm durumundan j . çözüm durumuna geçiş olasılığı)'ye göre, Markov zincirleri teorisi kullanılarak modellenmektedir. Bu tip modellemede iki farklı formülasyondan bahsedilebilir:

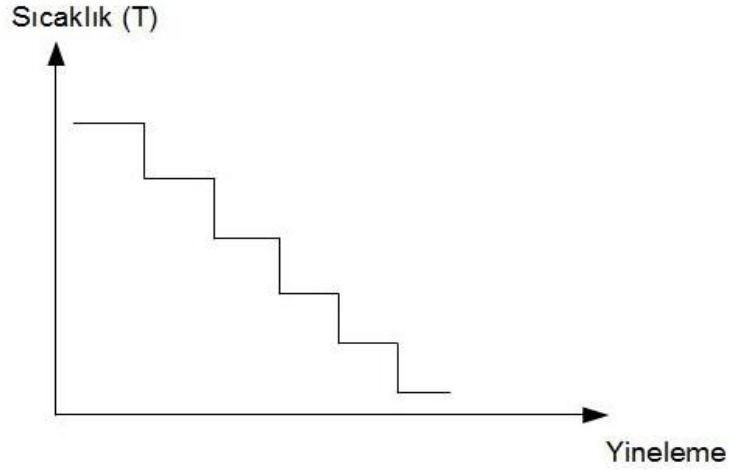
Homojen algoritma: Bu algoritmada sıcaklık, en düşük enerji seviyesine ulaşınca kadar sonsuz kademeler dizisi şeklinde azaltılır. Bir kademe normal olarak sıcaklığın (T) sabit tutulduğu bir Markov zinciri olarak tanımlanır. Markov zincir uzunluğu L (sıcaklık süresi), verilen bir sıcaklık değerinde gerçekleştirilen yineleme hareketlerinin sayısına eşittir (Aarts ve Van Laarhoven, 1985).

Homojen olmayan algoritma: Bu algoritmada da yine sıcaklık, en düşük enerji seviyesine ulaşınca kadar sonsuz kademeler dizisi şeklinde azaltılır. Bununla birlikte her bir kademe sadece tek bir yineleme hareketini temsil etmektedir. Yani, her bir sıcaklıkta bir yineleme gerçekleştirilir (Markov zincirinin uzunluğu $L=1$ demektir). Geçiş olasılıkları sadece yineleme sayısına bağlıdır (Karaboğa, 2011, s. 30).

3.5.4.2 Basit Soğutma Stratejileri

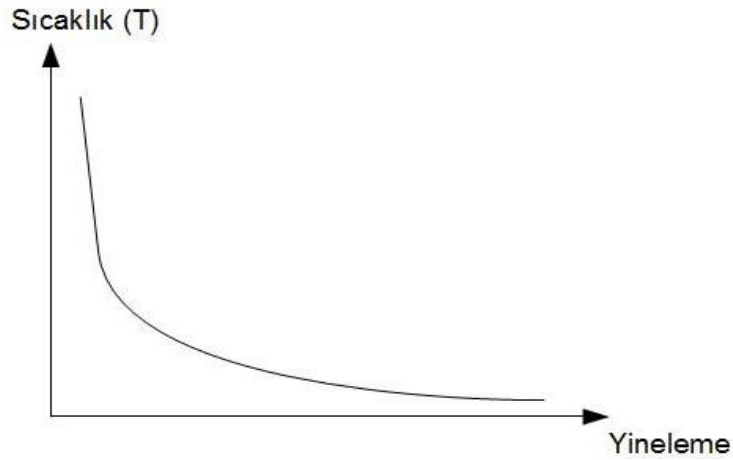
Basit soğutma stratejileri pratikte teorik soğutma stratejilerine göre daha başarılı neticeler üretmektedir. Bunun sebebi teorik olanların yakınsamayı ispat etmeye çalışması, fakat bunun da yakınsamayı yavaşlatması olabilir (Karaboğa, 2011, s. 30).

Basamak tipli sıcaklık düşürme stratejisi: Bu kategori, belirli bazı kurallara göre sıcaklığı bir kademe düşürmeden önce verilen sıcaklık değerinde sabit bir Markov zincir uzunluğunun (L) uygulandığı uygulamaları içerir (Karaboğa, 2011, s. 31). Sıcaklığın azaltılma biçimi Şekil 3.4’te gösterilmektedir.



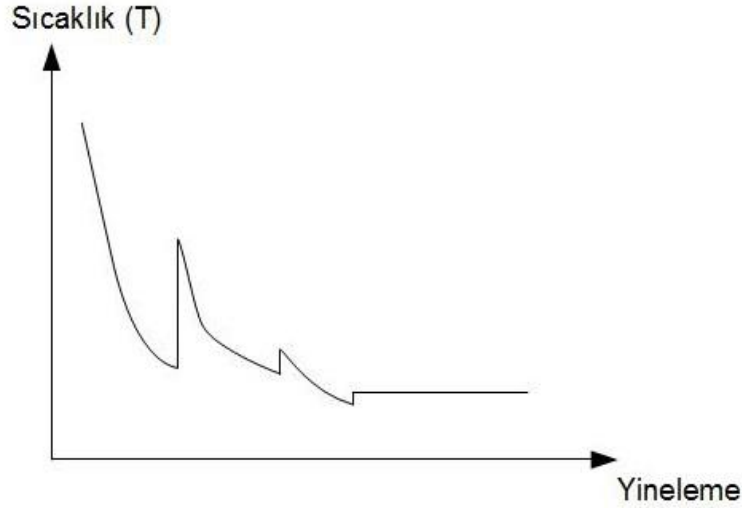
Şekil 3.4 Basamak tipte sıcaklık düşürülmesi (Karaboğa, 2011).

Sürekli sıcaklık düşürme stratejileri: Bu kategori her sıcaklık değerinde sadece bir hareketin yapıldığı soğutma tarifelerini içerir. Sıcaklık T , her yinelemeden sonra düşürülür (Karaboğa, 2011, s. 32). Sıcaklık değişimi ile ilgili bir örnek Şekil 3.5’te gösterilmektedir.



Şekil 3.5 Sürekli olarak sıcaklığın düşürülmesi (Karaboğa, 2011).

Monoton olmayan sıcaklık düşürme stratejileri: Bu kategoride, sıcaklıkta ara sıra karşılaşılan artışlardan sonra, sıcaklık yavaş yavaş azaltılmaktadır. Komşu çözümlerde herhangi bir değişim gözlenmez ise sıcaklıkta artış meydana getirilir. Bunun anlamı sıcaklığın daha fazla düşürülmesinin etkili olmadığıdır (Karaboğa, 2011, s. 34). Bu stratejiye ilişkin grafik Şekil 3.6’da gösterilmektedir.



Şekil 3.6 Monoton olmayacak şekilde sıcaklığın düşürülmesi (Karaboğa, 2011).

Bu strateji, önceki stratejilerin eksik yanlarını gidermek amacıyla Osman (1991) tarafından geliştirilmiştir. Önceki stratejilerin eksik yanlarından biri, komşuluk genellikle rastgele alternatif çözümler üretmek için araştırılmakta ve sıcaklığın düşük değerlerinde, mevcut çözümden daha kötü çözümlerin kabul edilebilirlik olasılığı düşmektedir. Eğer gelişmiş amaç değerleri veren sadece birkaç komşu çözüm varsa, daha önce belirtilen stratejiler bunları bulmak için oldukça uzun zaman harcayabilir veya bunları kaçırabilir. Bu sebeple sistematik olarak komşuluğun araştırılması tercih edilmektedir. Bu gözlem, Johnson ve arkadaşları tarafından da desteklenmektedir (Johnson, Aragon, Mccgeoch ve Schevon, 1989).

Isıl işlem algoritma stratejilerinde kötü çözümler de kabul edilebilmektedir. Bu da araştırmanın sonunda bulunan çözümün, araştırma boyunca bulunan en iyi çözümden daha kötü olmasına yol açabilir. Bu sebeple en iyi çözümün depo edilmesinde yarar vardır (Karaboğa, 2011, s. 35).

3.5.5 Isıl İşlem Algoritmasının Temel Adımları

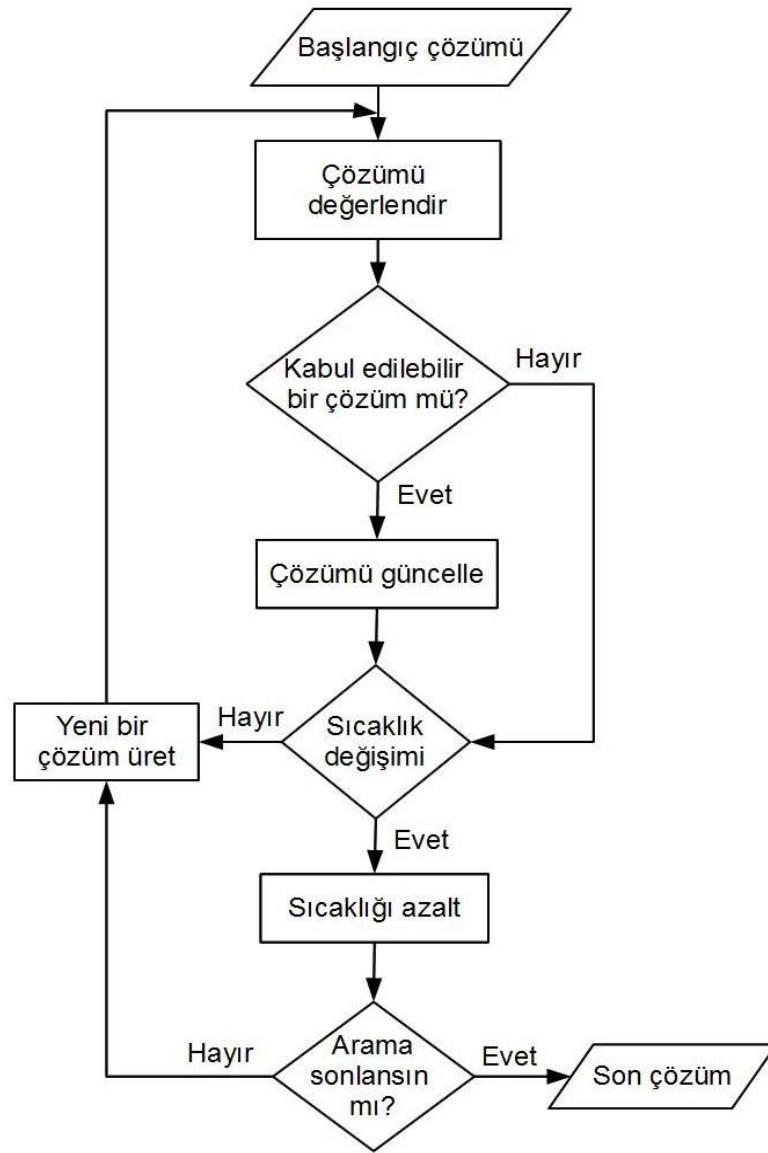
Standart bir ısı işlem algoritmasının temel adımları şu şekildedir (Karaboğa, 2011, s. 36):

1. Sezgisel olarak veya rastgele bir başlangıç çözümü S üret. Sıcaklık T için bir başlangıç değeri T_s belirle ve durdurma kriteri gibi diğer parametreleri tayin et.
2. Komşu bir çözüm $S' \in N(S)$ üret ve bu üretilen çözümle S çözümünün amaç değerleri ($C(S)$ ve $C(S')$) arasındaki farkı $\Delta = C(S') - C(S)$ hesapla.
3. Şayet;
 - i. S', S' den daha iyi (yani $\Delta < 0$) ise veya
 - ii. S', S' den daha kötü ama mevcut sıcaklık T 'de $(e^{-\Delta/T}) > \theta$ ile tanımlı (burada θ , $0 < \theta < 1$ olacak şekilde rastgele üretilmiş bir sayıdır) rastgelelik işlemi, (3.1) denklemi ile kabul edilmiş ise o zaman S çözümünü S' çözümü ile yer değiştir. Yoksa, S' 'yi mevcut çözüm olarak muhafaza et.
4. Belirli bir kurallar setine göre T sıcaklığını değiştir. Bu;
 - i. Kullanılan soğutma tarifesine göre,
 - ii. Üçüncü adımda üretilen çözümlerde herhangi bir gelişme olup olmadığına göre,
 - iii. S çözümüne ait komşuluğun tamamen araştırılıp araştırılmadığına göre veya başka kriterlere göre belirlenmiş kurallar olabilir.
5. Durdurma kriteri sağlanıyor ise araştırmayı durdur, yoksa ikinci adıma git.

Isıl işlem algoritması, yerel minimumlardan uzaklaşmak için rastgele çıkış hareketleri kullanan değiştirilmiş bir yinelemeli iniş algoritmasıdır. Yukarıya doğru hareketlerin kabul seviyesi amaç (maliyet) fonksiyonundaki artışın genliğine ve kontrol parametresi olarak adlandırılan sıcaklık T 'ye bağlıdır. Kontrol parametresi, 4. adımda tanımlanan kriterler gibi bazı kriterlere göre oda sıcaklığına kadar azaltılır. Algoritmanın hesaplama zamanı, yukarıda verilen genel adımlara; amaç fonksiyonundaki değişimin yaklaşık olarak hesaplanması, alternatif metotların

kullanılması, araştırma yapmak için iyi çözümlerin bulunduğu ümit verici araştırma bölgelerinin tanımlanması ve komşuluk büyüklüğünün belirlenmesi gibi değişik fikirler eklemek suretiyle hızlandırılabilir (Karaboğa, 2011, s. 37).

Kombinatorial optimizasyon problemlerinin çözümündeki ısıtma işlem sürecini gösteren yapay ısıtma algoritmasının akış diyagramı Şekil 3.7’de gösterilmiştir.



Şekil 3.7 YII algoritmasının akış diyagramı (Söke, 2003’den değiştirilerek alınmıştır.).

3.5.6 Tasarım Parametreleri ve Uygulamaları

Bir ısıtma işlem algoritmasının gerçekleştirilmesinde şu adımların yerine getirilmesi gerekir (Karaboğa, 2011, s. 37):

1. Başlangıç çözümünün üretilmesi için bir metodun bulunması,
2. Komşu üretme mekanizmasının tanımlanması,
3. Komşuluğun nasıl araştırılacağına tanımlanması,
4. Soğutma tarifesinin tanımlanması.

Isıtma işlem algoritmasının performansı, büyük ölçüde seçilen soğutma stratejisine bağlıdır. Bunun için şu parametrelerin tanımlanması gerekir (Karaboğa, 2011, s. 37):

1. Kontrol parametresi T 'nin başlangıç değeri olan T_s için bir değer atanması,
2. Sıcaklığın azaltılmasını sağlayan fonksiyonun tanımlanması,
3. Her sıcaklık kademesinde icra edilecek olan yineleme sayısının belirlenmesi,
4. Araştırmanın sonlandırılması için bir kriterin tanımlanması.

Isıtma işlem algoritmalarını sınıflandırma kriterlerinden biri de soğutma stratejilerinde kullanılan kurallara dayalıdır. Başka bir sınıflandırma ise çalışma alanlarına göredir: genel, teorik, algoritma tasarımı, hesaplamalı analiz, optimizasyon problem türleri ve uygulama alanları gibi (Johnson, 1988).

Son yıllara kadar ısıtma işlem algoritması, özellikle ayrık formdaki optimizasyon problemlerine uygulanmıştır (Reeves, 1995). Ancak son zamanlarda farklı mühendislik sahalarından değişik nümerik optimizasyon problemlerine de yoğun şekilde uygulanmakta ve başarılı sonuçlar alınmaktadır (Pham ve Karaboğa, 2000).

3.6 Genetik Algoritma (GA)

Genetik algoritmalar (GA) uyarlanabilir sezgisel arama algoritmalarındandır. Bunlar genetik ve doğal seleksiyonu temel alan evrimsel algoritmaların başını

çekmektedirler. GA temel olarak evrimsel sistemin doğal işleyişini canlandırabilecek şekilde biçimlendirilmiştir. Bunların başında da ilk kez *Charles Darwin* tarafından ortaya atılan en uygun olanın hayatta kalabilmesi prensibi gelmektedir. Böylece bir problemin çözülebilmesi için, tanımlanmış arama aralığında (search space) yapılacak bir rastgele arama (random search) şekillenerek GA'yı biçimlendirir. Başka bir deyişle, GA tüm sezgisel yaklaşımlar gibi rastgele aramaya dayanmaktadır (Cura, 2008, s. 87).

Genetik algoritmalar, bazı doğal olayları modelleyen stokastik algoritmalar. Bu algoritmalar biyolojik evrimin işleyiş biçimini taklit ederler. Evrimsel hesaplama ilk olarak I. Rechenberg tarafından "*Evrimsel Stratejileri*" eserinde tanıtılmıştır (Rechenberg, 1973). İlk olarak John Holland bir bilgisayar yardımıyla evrim sürecini kullanarak genetik algoritmaları oluşturmuştur (Holland, 1975). Holland'ın öğrencisi D.E. Goldberg 1989 yılında bu konuda çıkardığı kitabıyla genetik algoritmaların çeşitli konularda kullanılabileceğini göstermiştir (Goldberg, 1989). 1992 yılında John Koza genetik algoritmayı kullanarak genetik programlamayı geliştirmiştir (Koza, 1992). Yöntemin jeofizik alanındaki ilk uygulaması, 1991 yılında Stoffa ve Sen tarafından düzlemsel dalga sismogramlarının ters çözümü ile gerçekleştirilmiştir (Stoffa ve Sen, 1991).

Genetik algoritma, *doğal seçim (selection)* ile canlılarda bulunan genetik gelişimin benzetişimini gerçekleştirmektedir. Algoritma diğer evrimsel algoritmalar gibi araştırma uzayında bulunan çözümlerin bazılarının oluşturduğu bir *başlangıç popülasyonu (initial population)* kullanmaktadır. Başlangıç popülasyonu her nesilde (generation), *doğal seçim (natural selection)* ve *üreme (reproduction)* işlemleri ile art arda geliştirilir. En son kuşağın en uygun yani *en kaliteli (fittest)* bireyi, problem için *optimal* çözüm olmaktadır. Bu çözüm her zaman *optimum* olmayabilir ama kesinlikle *genel en iyi çözüme (global optimum)* yakın bir *optimal* çözümdür (Karaboğa, 2011, s. 75).

3.6.1 Genetik Algoritmaların Geleneksel Metotlardan Farkları

Genetik algoritmaların geleneksel ters çözüm yöntemlerine göre üstün ve zayıf yanları Tablo 3.1’deki gibi özetlenebilir (Siyam, 2002).

Tablo 3.1 Genetik algoritma ve geleneksel ters-çözüm yöntemleri arasındaki farklar (Siyam, 2002).

Genetik algoritma	Geleneksel ters-çözüm
Globaldir.	Yereldir.
Doğrusallaştırma varsayımlarına ihtiyaç duymaz.	Doğrusallaştırma varsayımlarına ihtiyaç duyar.
Yardımcı bilgilere ihtiyaç duymaz, sadece çakışma bilgisini kullanır.	Yardımcı bilgiler (örn. Jakobian matris ve matrisin tersi vb.) kullanır.
Matris dönüşümlerinin yarattığı sayısal duyarsızlıklardan etkilenmez.	Matris dönüşümlerinin yarattığı sayısal duyarsızlıklar içerir.
Aramayı uygularken elde ettiği bilgileri kullanır.	Verilen bilgiler üzerinde iyileştirme yapar.
Parametre araması, parametre topluluğuna dayalıdır.	Parametre iyileştirmesini her bir parametre için ayrı ayrı uygular.
Parametreler birbirinden bağımsız olarak çözülürler.	Parametreler birbirine bağlı olarak çözülürler.
Parametre duyarsızlığından veya fazla etkinliğinden etkilenmez.	Parametre duyarsızlığı veya fazla etkinliğine aşırı duyarlıdır.
Arama öncesi parametre değişim uzayının belirlenmesi, mantıksız parametre oluşumunu engeller.	Mantıksız parametre üretim olasılığı yüksektir.
Parametre değişim uzayının sınırları, topluluk sayısı, çaprazlama ve mutasyon katsayılarının önceden belirlenmesi önemlidir.	Başlangıç parametrelerinin önceden belirlenmiş olması önemlidir.
Stokastik olduğundan, gürültüden daha az etkilenir.	Gürültüden etkilenir.
Yineleme sayısı oldukça fazladır, bu da çok zaman almasına yol açar.	Yineleme sayısı daha azdır, daha kısa zaman alır.
Parametrelerin değişimi stokastik kurallara bağlıdır.	Deterministik kurallar geçerlidir.
Parametre değişimi daha az denetim altındadır.	Parametre değişimi, daha fazla denetim altındadır.
Düşük parametre istatistiğine sahiptir.	Yüksek parametre istatistiğine sahiptir.

3.6.2 Basit Bir Genetik Algoritmanın Yapısı

Genetik algoritma genel anlamda, dizilerden oluşan bir popülasyona *çoğalma*, *çaprazlama* ve *mutasyon* operatörlerinin uygulanmasını içerir. Bu operatörlerin uygulanmasından sonra yeni bir nesil oluşur. Bu nesil eski ebeveyn nesil ile yer değiştirir. Her dizinin (kromozomun) bir uyum değeri vardır. Yeni nesiller (yeni diziler) bu uyum değerlerine göre seçilirler. Her yeni üretilen nesilde daha uyumlu iyi bireyler üretilmeye çalışılır (Çayıroğlu, 2013).

Genetik algoritmalar, biyolojik süreci modelleyerek fonksiyonları optimize eden evrimsel algoritmalarlardır. GA parametreleri, biyolojideki genleri temsil ederken, parametrelerin toplu kümesi de kromozomu oluşturmaktadır. GA'ların her bir ferdi kromozomlar (bireyler) şeklinde temsil edilen *popülasyonlardan* oluşur. Popülasyonun uygunluğu, belirli kurallar dâhilinde maksimize veya minimize edilir. Her yeni nesil, rastgele bilgi değişimi ile oluşturulan diziler içinde hayatta kalanların birleştirilmesi ile elde edilmektedir (Angeline, 1995).

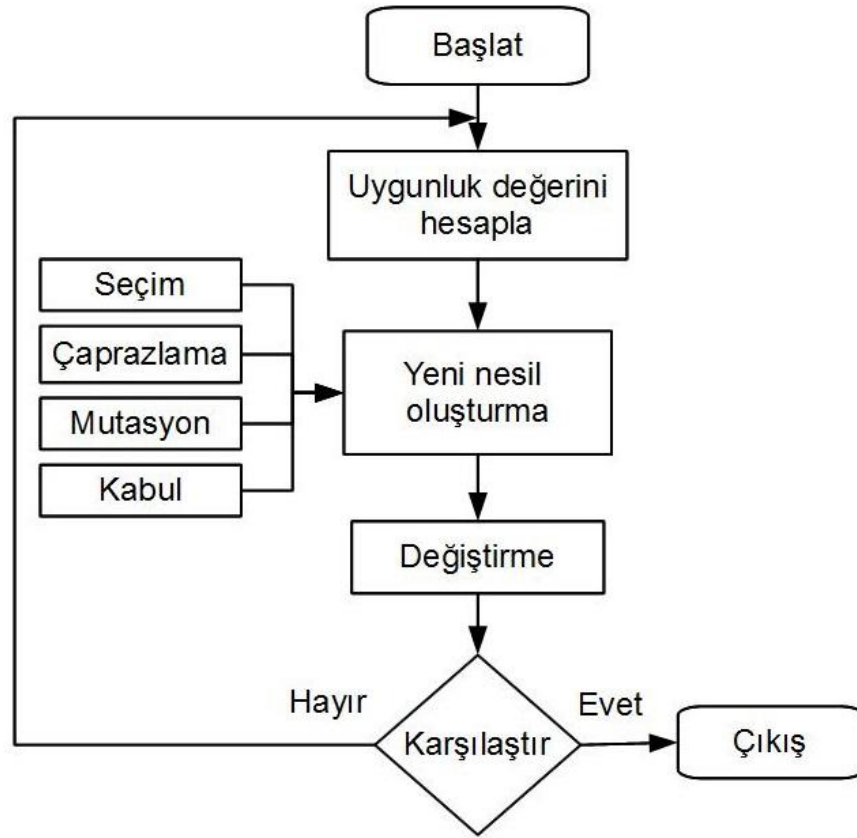
Genetik algoritmalar bir çözüm uzayındaki her noktayı, kromozom adı verilen ikili bit dizisi ile kodlar. Her noktanın bir uygunluk değeri vardır. Tek bir nokta yerine, genetik algoritmalar bir popülasyon olarak noktalar kümesini muhafaza eder. Her kuşakta, genetik algoritma, çaprazlama ve mutasyon gibi genetik operatörleri kullanarak yeni bir popülasyon oluşturur. Birkaç kuşak sonunda, popülasyon daha iyi uygunluk değerine sahip üyeleri içerir. Bu, Darwin'in rastsal mutasyona ve doğal seçime dayanan evrim modellerine benzemektedir. Genetik algoritmalar, çözümlerin kodlanmasını, uygunlukların hesaplanmasını, çoğalma, çaprazlama ve mutasyon operatörlerinin uygulanmasını içerir (Jang, 1997).

Bir problemin GA ile çözümünde işlem adımları: (Croce, Tadei ve Volta, 1995):

1. Arama uzayındaki tüm muhtemel çözümler, dizi olarak kodlanır. Bu diziyi (kromozomu) oluşturan her bir elemana gen denir. Her bir dizi, arama uzayında belirli bir bölgeye denk gelir.

2. Genellikle rastgele bir çözüm kümesi seçilir ve başlangıç popülasyonu olarak kabul edilir.
3. Her bir dizi için bir uygunluk değeri hesaplanır; bulunan uygunluk değerleri dizilerin çözüm kalitesini gösterir.
4. Bir grup dizi belirli bir olasılık değerine göre rastgele seçilip üreme işlemi gerçekleştirilir.
5. Üreme işleminde çeşitli genetik operatörler kullanılabilir.
6. Yeni bireylerin uygunluk değerleri hesaplanarak, çaprazlama ve mutasyon işlemlerine tabi tutulur.
7. Önceden belirlenen nesil sayısı boyunca yukarıdaki işlemler devam ettirilir.
8. Belirlenen nesil sayısına ulaşınca yinleme sona erdirilir. Uygunluk değeri en yüksek olan dizi çözüm olarak seçilir.

Genetik algoritmanın genel akış şeması Şekil 3.8’de görülmektedir.



Şekil 3.8 Genetik algoritmanın genel akış şeması (Bolat ve diğer., 2004’den değiştirilerek alınmıştır.).

Basit bir genetik algoritma beş temel elemandan oluşmaktadır. Bunların her biri algoritmanın performansını önemli ölçüde etkilemektedir. Bu elemanlar: çözümlerin temsil (representation) şekli, başlangıç popülasyonu oluşturma yöntemi, uygunluk veya kalite değerlendirme (fitness evaluation) fonksiyonu, kullanılan genetik operatörler ve kontrol parametreleridir (Karaboğa, 2011, s. 76).

3.6.2.1 Temsil (Gösterim) Mekanizması

Bir problemin çözümü için genetik algoritma geliştirmenin ilk adımı, tüm çözümlerin aynı boyutlara sahip bitler dizisi biçiminde gösterilmesidir. Dizilerden her biri, problemin olası çözümler uzayındaki rastsal bir noktayı simgeler (Yeniay, 2001). Parametrelerin kodlanması, probleme özgü bilgilerin genetik algoritmanın kullanacağı şekle çevrilmesine olanak sağlar (Jang, 1997).

3.6.2.2 Başlangıç Popülasyonunun Oluşturulması

Araştırma ve uygulama çalışmalarında genetik algoritmaların başlangıç popülasyonunu oluşturmada takip edilen yollar farklılık gösterir. Araştırma amacıyla yapılan çalışmalarda kullanılan genetik algoritmaların başlangıç popülasyonu oluşturulurken, genellikle rastgele sayı üreticisi kullanılır. Gerçi problemle ilgili başlangıçta bazı çözümler kabaca biliniyorsa, bu çözümler kullanılarak da başlangıç popülasyonu üretilebilir. Uygulamalarda genellikle bu yaklaşım tercih edilir. Çünkü bu yaklaşım, optimal çözümün bulunması için gereken zaman açısından bir tasarruf getirmektedir (Karaboğa, 2011, s. 77).

3.6.2.3 Uygunluk veya Kalite Değerlendirilmesi

Bir kuşak oluşturulduktan sonraki ilk işlem, popülasyondaki her üyenin uygunluk değerini hesaplama işlemidir. Örneğin, bir maksimizasyon problemi için i 'nci üyenin uygunluk değeri $f(i)$, genellikle o noktadaki amaç fonksiyonunun değeridir (Jang, 1997). Çözümü aranan her problem için bir uygunluk fonksiyonu mevcuttur. Verilen belirli bir kromozom için uygunluk fonksiyonu, o kromozomun temsil ettiği

çözümün kullanımıyla veya yeteneğiyle orantılı sayısal bir uygunluk değeri verir. Bu bilgi, her kuşakta daha uygun çözümlerin seçiminde yol göstermektedir. Bir çözümün uygunluk değeri ne kadar yüksekse, yaşama ve çoğalma şansı o kadar fazladır ve bir sonraki kuşakta temsil edilme oranı da o kadar yüksektir (Yeniay, 2001).

3.6.2.4 Genetik Operatörler

Bireyler üzerinde işlem yapmaya yarayan bu operatörler ile ilgili birçok çalışma yapılmış ve çok sayıda değişik genetik operatörler geliştirilmiştir. Bununla birlikte genetik algoritmaların çoğunluğu üreme, çaprazlama ve mutasyon operatörlerinin değişik formlarını içerirler. Bu operatörlerin uygun kombinasyonlarının kullanımı genetik algoritmaların performansı için oldukça önemlidir. Kısaca, karmaşık problemleri çözmek için GA'nın gelişmiş ve probleme özel genetik operatörlere ihtiyaç duyduğu söylenebilir (Karaboğa, 2011, s. 77).

3.6.2.4.1 Çoğalma (Üreme) Operatörü. Çoğalma operatöründe diziler, amaç fonksiyonuna göre kopyalanır ve iyi kalıtsal özellikleri gelecek kuşağa daha iyi aktaracak bireyler seçilir. Üreme operatörü yapay bir seçimdir. Dizileri uygunluk değerlerine göre kopyalama, daha yüksek uygunluk değerine sahip dizilerin, bir sonraki kuşaktaki bir veya daha fazla yavruya daha yüksek bir olasılıkla katkıda bulunması anlamına gelmektedir. Çoğalma, bireyleri seçme işleminden seçilmiş bireyleri bir eşleme havuzuna kopyalama işleminden ve havuzda bireyleri çiftler halinde gruplara ayırma işleminden oluşur (Fırlı ve Engin, 2002).

Uygunluk değerinin hesaplanması adımımdan sonra mevcut kuşaktan yeni bir popülasyon yaratılmalıdır. Seçim işlemi, bir sonraki kuşak için yavru üretmek amacıyla hangi ailelerin yer alması gerektiğine karar vermektedir. Bu doğal seçimdeki en uygunun yaşaması durumuna benzerdir. Bu yöntemin amacı, ortalama uygunluğun üzerindeki değerlere çoğalma fırsatı tanımadır. Bir dizinin kopyalanma şansı, uygunluk fonksiyonuyla hesaplanan dizinin uygunluk değerine bağlıdır (Jang,

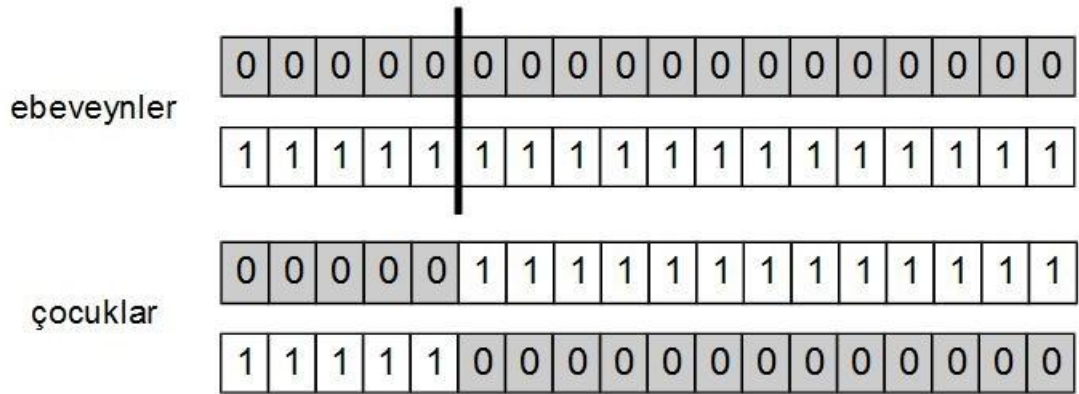
1997). Seçim yöntemlerine rulet tekerleği seçimi, turnuva seçimi ve sıralama seçimi gibi seçim yöntemleri örnek verilebilir.

3.6.2.4.2 Çaprazlama Operatörü. Çaprazlama, genetik algoritma uygulamalarında en önemli operatördür. Çaprazlamada bireylerdeki iyi özellikleri birleştirerek daha iyi çözümler yaratması beklenir.

Ele alınan probleme bağlı olarak, kullanıcı tarafından seçilen 3 farklı çaprazlama operatörü bulunmaktadır.

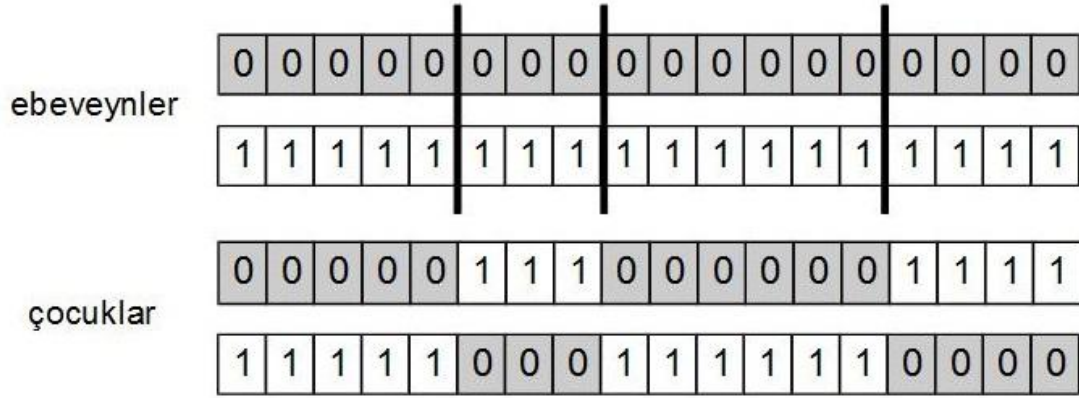
- Tek nokta çaprazlama
- Çok nokta çaprazlama
- Tekdüze (Uniform) çaprazlama

Tek nokta çaprazlama, genetik algoritmanın kullandığı en basit çaprazlamadır. Rastgele seçilen kromozom çiftine çaprazlama uygulanır. Tek nokta çaprazlama işlemi için kromozomda çaprazlama yapılacak bölge kullanıcı tarafından rastgele seçilebilir. Oluşan yeni birey ebeveynlerin bazı özelliklerini alarak her ikisinin kopyası olacaktır (Eksin ve Erol, 2001) (Şekil 3.9).



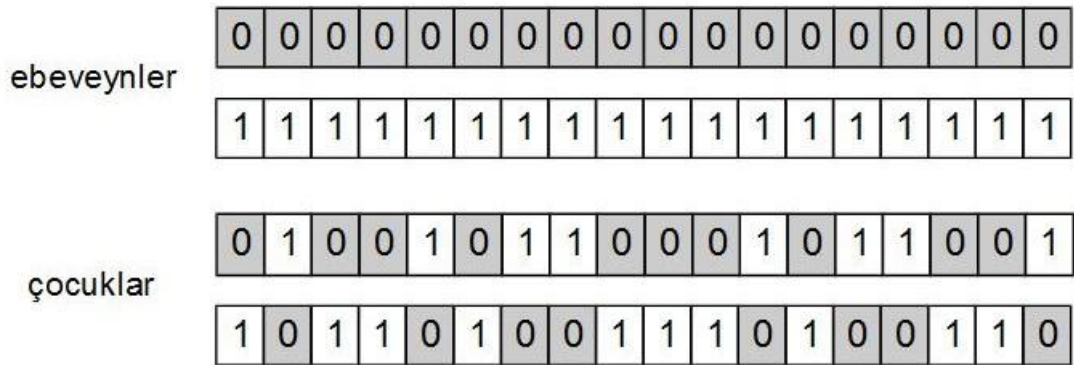
Şekil 3.9 Genetik algoritmalarda tek nokta çaprazlama (Eiben ve Smith, 2003).

Çok nokta çaprazlama yöntemi, tek nokta çaprazlamanın gelişmiş bir halidir. Kromozomlar daha fazla parçalara ayrılır ve bir atlanarak elde edilen çiftler arasında değiştirilerek yeni bireyler elde edilir (Şekil 3.10).



Şekil 3.10 Genetik algoritmalarda çok nokta çaprazlama (Eiben ve Smith, 2003).

Tekdüze (uniform) çaprazlamada, bir çaprazlama noktası kullanılmaz. Onun yerine ebeveynlerden genler sırayla çocuğa kopyalanır. Söz konusu kopyalamada her bir gen anlık bir $X_i \in [0,1]$ ($i = 1, \dots, n$) olasılığına göre ebeveynlerden birisinden gelmektedir (Cura, 2008, s. 94) (Şekil 3.11).



Şekil 3.11 Genetik algoritmalarda tekdüze çaprazlama (Eiben ve Smith, 2003).

3.6.2.4.3 Mutasyon Operatörü. Genetik algoritmalarda bir diğer operatör olan mutasyon, oluşan yeni çözümlerin önceki çözümü kopyalamasını önlemek ve sonuca daha hızlı ulaşmak amacıyla kullanılmaktadır (Kurt ve Semetay, 2001). Örneğin, ikili

bir kodlamanın kullanıldığı bir dizide mutasyon operatörü ile rastgele olarak seçilen eleman değeri 1 ise 0 veya 0 ise 1 olarak değiştirilerek yeni bir dizi elde edilir (Şekil 3.12).

ebeveyn	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	
çocuk	0	1	0	0	1	0	1	1	0	0	0	1	0	1	1	0	0	1

Şekil 3.12 Genetik algoritmalarda mutasyon (Eiben ve Smith, 2003).

Mutasyon operatörü olarak, ele alınan problemin yapısına göre en uygun olan aşağıdakilerden biri seçilir.

- Ters çevirme
- Ekleme
- Yer değişikliği
- Karşılıklı değişim

Ters çevirmede, kromozomdan rastgele iki pozisyon seçilir ve iki ucu arasında ters çevrilir. Eklemede ise rastgele bir parka seçilir ve rastgele bir yere yerleştirilir. Yer değişikliği mutasyonunda, rastgele bir alt dizi seçilir ve rastgele bir yere yerleştirilir. Karşılıklı değişim mutasyonunda, rastgele seçilen iki genin yerleri değiştirilir (Bolat ve diğer., 2004).

3.6.2.5 Kontrol Parametreleri

Bir önceki bölümde tanıtılan ve kullanıcı tarafından seçilen operatörler gibi, algoritmanın kontrol parametrelerinin değerlerinin seçimi de algoritmanın performansı üzerinde oldukça etkilidir. Basit bir genetik algoritmanın temel kontrol parametreleri şunlardır: Popülasyon büyüklüğü, maksimum nesil sayısı, çaprazlama ve mutasyon oranları.

3.6.2.5.1 Popülasyon Büyüklüğü. Popülasyon büyüklüğü, algoritmanın performansını iki şekilde etkilemektedir: Birincisi, popülasyon büyüklüğünün aşırı küçük bir değer seçilmesi, araştırma uzayını daraltacağından algoritmanın yerel (lokal) bir optimuma takılmasına neden olabilir. İkincisi, popülasyon için aşırı yüksek değer seçildiğinde bir nesillik gelişim oldukça uzun süreye ihtiyaç duymaktadır. Bu, özellikle gerçek zamanlı (real-time veya on-line) problem uygulamalarında hiç istenmeyen bir durumdur. Bu yüzden popülasyon büyüklüğü için uygun bir değer belirlenmelidir (Goldberg, 1989).

3.6.2.5.2 Çaprazlama Oranı. Çaprazlama operatörünün frekansını belirlemek amacıyla kullanılan parametredir. Küçük çaprazlama oranı, yeni kuşağa çok az sayıda yeni yapının girmesine neden olmaktadır. Buna bağlı olarak, üreme operatörü algoritmada aşırı etkili operatör haline gelirken; araştırmanın yakınsama hızı düşmektedir. Öte yandan yüksek çaprazlama oranı, araştırma uzayının çok hızlı bir şekilde araştırılmasına neden olmaktadır. Fakat oran aşırı yüksek ise, çaprazlama operatörü benzer veya daha iyi yapıları üretmeden kuvvetli olan yapılar çok hızlı olarak bozulacağından algoritmanın performansı düşecektir (Karaboğa, 2011, s. 82).

3.6.2.5.3 Mutasyon Oranı. Mutasyon operatörünün frekansı, etkili bir genetik algoritma tasarlamak için çok iyi kontrol edilmelidir. Mutasyon operatörü, araştırma sahasına yeni bölgelerin girmesini sağlar. Yüksek mutasyon oranı, araştırmaya aşırı bir rastgelelik sağlayacak ve araştırmayı çok hızlı olarak ıraksatacaktır. Başka bir ifadeyle, popülasyonun gelişmesine değil tahribatına neden olacaktır. Bu durumun aksine, çok düşük mutasyon oranının kullanılması ıraksamayı aşırı düşürecek ve araştırma uzayının tamamen araştırılmasını engelleyecektir. Dolayısıyla, algoritmanın alt optimal çözüm bulmasına sebep olacaktır (Karaboğa, 2011, s. 82).

3.7 Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO)

Parçacık Sürü Optimizasyonu (Particle Swarm Optimization) (PSO), 1995 yılında J. Kennedy ve R.C. Eberhart tarafından; kuş ve balık sürülerinin sosyal davranışlarından esinlenilerek ortaya çıkarılmış popülasyon tabanlı sezgisel bir

optimizasyon tekniğidir (Kennedy ve Eberhart, 1995). Doğrusal olmayan problemlerin çözümü için tasarlanmıştır. Çok parametrelili ve çok değişkenli optimizasyon problemlerine çözüm bulmak için kullanılmaktadır (Xiaohui, 2006).

PSO, genetik algoritmalar gibi evrimsel hesaplama teknikleriyle birçok benzerlik gösterir. Sistem, rastgele çözümler içeren bir popülasyonla başlatılır ve nesilleri güncelleyerek en iyi (optimum) çözümü araştırır. PSO'da parçacık olarak adlandırılan olası çözümler, o andaki optimum parçacığı izleyerek problem uzayında dolaşırlar. PSO'nun klasik optimizasyon tekniklerinden en önemli farkı türev bilgisine ihtiyaç duymamasıdır. Bu özellik birçok problemin çözümü için gerekli olan karmaşık işlem yükünün hafifletilmesini sağlamaktadır. Ayrıca PSO'yu uygulamak, ayarlanması gereken parametre sayısının az olması sebebiyle kolaydır. PSO; fonksiyon optimizasyonu, bulanık sistem kontrolü, yapay sinir ağı eğitimi gibi birçok alanda başarıyla uygulanabilmektedir (Awad, 2006; Ghoshal, 2004; Juang ve Lu, 2006; Zhao, Ren, Yu ve Yang, 2005).

PSO, hayvan (balık, kuş, böcek, vb.) sürülerinin davranışı üzerine geliştirilmiştir. Yöntem, genel olarak söz konusu bir sürünün, besin kaynağı ararken ortaya koyduğu davranış üzerine kuruludur. Sürüde bulunan hiçbir bireyin optimum kaynağın yerini bilmediği durumda bile sürünün tüm bireylerinin başarılı bir şekilde kaynağa ulaşabilmesinden esinlenilerek geliştirilmiş olan bu yöntem;

1. Her bir bireyin kendi hatıralarında yer etmiş olan iyi konuma gitme eğilimi olarak tanımlanabilecek bilişsel (cognitive) davranış biçimi,
2. Her bir bireyin iyi konumlarda bulunan diğer bireyleri takip etme eğilimi olarak tanımlanabilecek sosyal (social) davranış biçimi,
3. Her bir bireyin rastgele olarak arama yapma eğilimi olarak tanımlanabilecek keşifsel (exploratory) davranış biçimleri

arasında bir denge olduğu varsayımına dayanmaktadır (Eberhart ve Kennedy, 1995). Sürünün bu davranış biçimleri formüle edilerek optimizasyon problemlerinin çözümünde kullanılmaktadır (Altınöz ve Yılmaz, 2009).

Algoritma, en iyi olarak kendisine ilham kaynağı olan kuş sürüsü örneği ile betimlenebilir. Sürüde bulunan her bir kuşun hız ve konum değiştirmesi ile sürü, bir tarla üzerinde hareket etmektedir. Genel kabul gören ifadeye göre her bir kuş bir parçacık olarak varsayılmaktadır. Buna göre D-boyutlu bir eniyileme (optimizasyon) probleminde, her bir parçacık D-boyutlu konum ve hız vektörleri ile arama işlemine başlamaktadır (Eberhart ve Kennedy, 1995; Kennedy ve Eberhart, 1995, 1997).

PSO yönteminde parçacıklar, sürü içinde optimuma en yakın olan parçacığa doğru hareketlenmektedir. Bu nedenle parçacık konum bilgilerinin sürü içinde paylaşılması gerekmektedir. En iyi konumda bulunan parçacık konum bilgisinin tüm parçacıklar arasında paylaşılması esnasında, söz konusu parçacık “*gbest*” olarak adlandırılmaktadır. Diğer konum bilgisi paylaşım yönteminde ise paylaşım yalnızca parçacıkların komşuları ile yerel (local) bazda gerçekleşmektedir. Bu şekilde konum bilgisini paylaşma durumunda ise yerel olarak en iyi durumda bulunan parçacık “*lbest*” olarak adlandırılır. Bu iki paylaşım biçimi arasındaki en büyük fark, yerel optimumun bulunmasında yaşanmaktadır. *lbest*’li formülasyonda, yerel optimuma düşme durumu *gbest*’li formülasyona göre daha az gözlenirken, *gbest* formülasyonu daha hızlı yakınsamaktadır (Eberhart ve Kennedy, 1995; Kennedy ve Eberhart, 1997).

Literatürde yapılan yeni çalışmalar ile PSO formülasyonu geliştirilmektedir (Clerc, 1999; Clerc ve Kennedy, 2002; Eberhart ve Shi, 2000; Shi ve Eberhart, 1998a, 1999). Önerilen bu yeni formülasyonlar, sürünün yakınsama hızı ve hata durumlarını iyileştirmeyi hedeflemektedir. Bazı yeni formülasyonlarda, sürünün optimuma ulaşırken D-boyutundaki uzayda taradığı bölge değiştirilmektedir. Sürü arama yaparken bulunduğu uzayda her defasında ancak belirli bir alanı taramaktadır. PSO formülasyonunda yapılacak bir iyileştirme, sürünün başlangıçta mümkün olan en geniş alanı taraması ve optimuma yaklaştıkça taranacak alanın daraltılması garanti edilerek sağlanır (Clerc, 1999; Eberhart ve Kennedy, 1995). Sürü, başlangıçta mümkün olan en büyük alanı tarar; sürü içindeki parçacıklardan herhangi biri diğerlerine göre optimuma daha yakın olacağından, sürü o parçacığa doğru

hareketlenir. Optimum değere yaklaştıkça taranan alanın daraltılması performansı arttırmaktadır (Shi ve Eberhart, 1998a, 1999).

3.7.1 PSO Algoritması

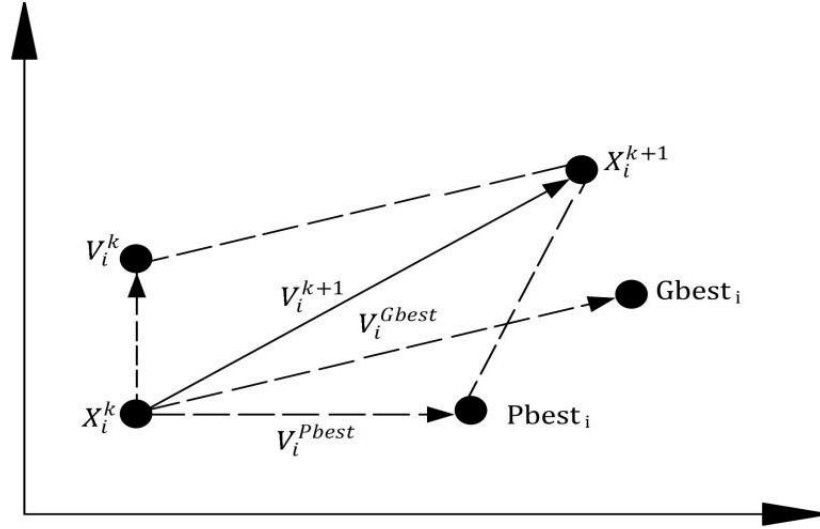
Önceki bölümde de söz edildiği gibi PSO, kuş sürülerinin davranışlarının bir benzetimidir. Kuşların yerini bilmedikleri yiyeceği aramaları, bir probleme çözüm aramaya benzetilir. Kuşlar yiyecek ararken yiyeceğe en yakın olan kuşu takip ederler. Parçacık olarak adlandırılan her tekil çözüm, arama uzayındaki bir kuştur. Parçacık hareket ettiğinde, kendi koordinatlarını bir fonksiyona gönderir. Böylelikle parçacığın uygunluk değeri ölçülmüş olur (Yani yiyeceğe ne kadar uzaklıkta olduğu ölçülmüş olur). Bir parçacık, koordinatlarını, hızını (çözüm uzayındaki her boyutta ne kadar hızla ilerlediğini), şimdiye kadar elde ettiği en iyi uygunluk değerini ve bu değeri elde ettiği koordinatları hatırlamalıdır. Çözüm uzayındaki her boyuttaki hızının ve yönünün her seferinde nasıl değişeceği, komşularının en iyi koordinatları ve kendi en iyi koordinatlarının bir birleşimi olacaktır (Cura, 2008, s. 137).

PSO’da parçacıklar (kuşlar), çoklu arama uzayında yineleme tamamlanana kadar pozisyonlarını değiştirirler. PSO’da arama uzayındaki değişimler Şekil 3.13’te gösterilmiştir (Allaoua, Gasbaoui ve Mebarki, 2009).

Şekil 3.13’te;

- x^k : şimdiki pozisyonu,
- x^{k+1} : değiştirilmiş pozisyonu,
- v^k : şimdiki hızı,
- v^{k+1} : değiştirilmiş hızı,
- v^{Pbest} : *pbest* tabanlı hızı,
- v^{Gbest} : *gbest* tabanlı hızı

ifade etmektedir.



Şekil 3.13 PSO parametrelerinin vektör olarak gösterimi (Allaoua ve diğer., 2009).

Çözüm uzayı, problemdeki değişken veya bilinmeyen sayısına bağlı olarak çok boyutta olabilir. Örneğin; $5x^2 + 2y^3 - (z/w)^2 + 4$ fonksiyonunun çözüm uzayı x , y , z ve w bilinmeyenlerinden ötürü 4 boyutludur. Bu problemin çözüm uzayında tanımlanan bir parçacığın pozisyonu, 4 koordinat ile $P = [x, y, z, w]$ şeklinde gösterilmektedir. Görsel olarak insanların resmedemediği 4 veya daha fazla boyutlu karmaşık problemlerle çalışmanın PSO için herhangi bir zorluğu bulunmamaktadır. Örneğin PSO, bir yapay sinir ağının eğitiminde kullanılacaksa ve ağda 50 tane bağlantı ağırlığı varsa, problem 50 boyutlu bir uzayda çözülecektir.

PSO, bir grup rastgele çözümle (parçacık sürüsü) başlatılır ve güncellemelerle optimum çözüm bulunmaya çalışılır. Her yinelemede (iterasyonda), parçacık konumları, iki en iyi değere göre güncellenir. İlki; o ana kadar parçacığın elde ettiği en iyi çözümü sağlayan koordinatlardır. Bu değer “*pbest*” olarak adlandırılır ve hafızada saklanmalıdır. Diğer en iyi değer ise, popülasyonda o ana kadar tüm parçacıklar tarafından elde edilen en iyi çözümü sağlayan koordinatlardır. Bu değer global en iyidir ve “*gbest*” ile gösterilir (Tamer ve Karakuzu, 2006). Örneğin D adet parametreden oluşan n adet parçacık olduğunu varsayalım. Bu durumda popülasyon parçacık matrisi (3.3) denklemindeki gibi olacaktır:

$$x = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & \cdots & x_{1D} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & \cdots & x_{2D} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & \cdots & x_{nD} \end{bmatrix}_{n \times D} \quad (3.3)$$

Yukarıdaki matriste i 'nci parçacık $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}]$ olarak ifade edilir. Önceki en iyi uygunluk değerini veren i 'nci parçacığın pozisyonu $pbest_i = [p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD}]$ olarak ifade edilir. $gbest$ ise her yinelemede tüm parçacıklar için tektir ve $gbest = [p_1, p_2, \dots, p_D]$ şeklinde gösterilir. i 'nci parçacığın hızı (her boyuttaki konumunun değişim miktarı) $v_i = [v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD}]$ olarak ifade edilir. İki en iyi değer bulunmasından sonra, parçacık hızları ve konumları aşağıda verilen (3.4) ve (3.5) nolu denklemlere göre güncellenir.

$$v_i^{k+1} = v_i^k + c_1 \cdot rand_1^k \cdot (pbest_i^k - x_i^k) + c_2 \cdot rand_2^k \cdot (gbest^k - x_i^k) \quad (3.4)$$

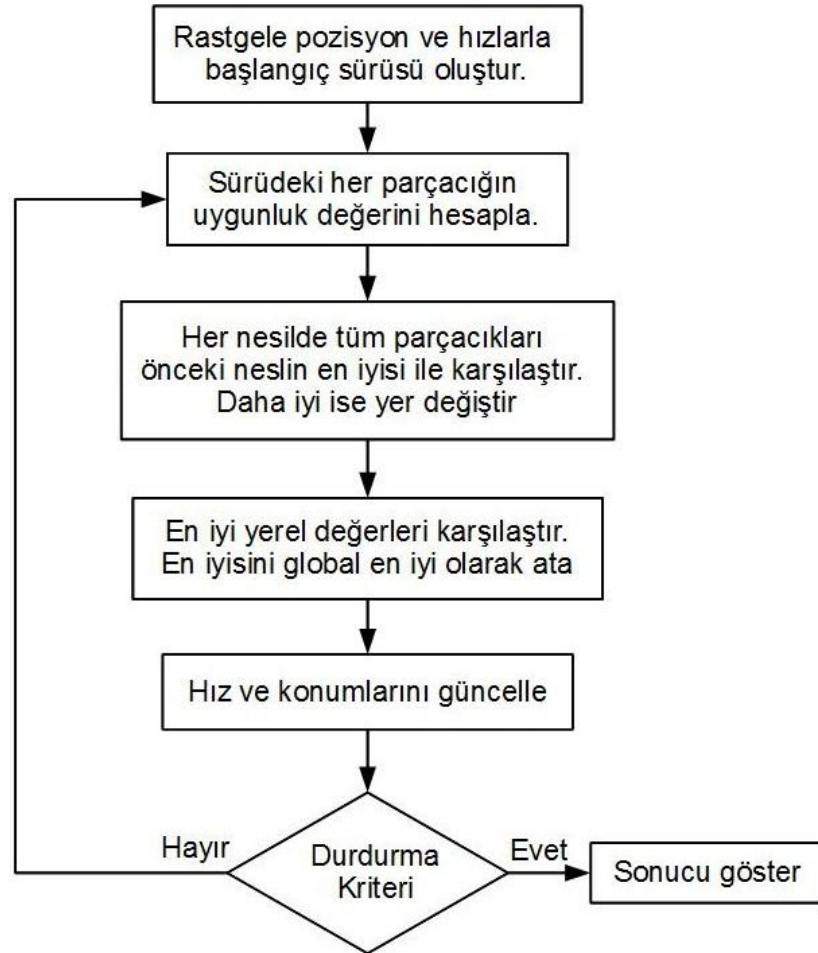
$$x_i^{k+1} = x_i^k + v_i^{k+1} \quad (3.5)$$

Denklem (3.4)'te, c_1 ve c_2 öğrenme faktörleridir. c_1 ve c_2 , her parçacığı $pbest$ ve $gbest$ pozisyonlarına doğru çeken, stokastik hızlanma terimlerini ifade eden sabitlerdir. c_1 , parçacığın kendi tecrübelerine göre hareket etmesini, c_2 ise sürüdeki diğer parçacıkların tecrübelerine göre hareket etmesini sağlar. Küçük değerler seçilmesi parçacıkların hedef bölgeye doğru çekilmeden önce, bu bölgeden uzak yerlerde dolaşmalarına olanak sağlar. Fakat hedefe ulaşma süresi uzayabilir. Öte yandan, büyük değerler seçilmesi, hedefe ulaşmayı hızlandırırken, beklenmedik hareketlerin oluşmasına ve hedef bölgenin atlanmasına sebep olabilir. Bu algoritma üzerinde, araştırmacıların yaptığı denemelerde $c_1=c_2=2$ olarak almanın iyi sonuçlar verdiği belirtilmiştir. Denklemdaki $rand_1$ ve $rand_2$, $[0,1]$ arasında düzgün (uniform) dağılımlı rastgele sayılardır. k ise yineleme sayısını belirtmektedir (Kennedy ve Eberhart, 1995; Salmon 2011; Shi ve Eberhart, 1998a; Tamer ve Karakuzu, 2006).

PSO algoritması için gerekli olan prosedür şu şekilde özetlenmiştir (Özsağlam ve Çunkaş, 2008):

- i. Rastgele üretilen başlangıç pozisyonları ve hızları ile başlangıç sürüsü (popülasyonu) oluşturulur.
- ii. Sürü içerisindeki tüm parçacıkların uygunluk değerleri hesaplanır.
- iii. Her bir parçacık için mevcut jenerasyondan (nesil veya kuşak) *yerel en iyi* (*pbest*) bulunur. Sürü içerisinde en iyilerin sayısı parçacık sayısı kadardır.
- iv. Mevcut kuşaktaki yerel en iyiler içerisinde *global en iyi* (*gbest*) seçilir.
- v. Pozisyon ve hızlar (3.4) ve (3.5) nolu denklemlere göre yenilenir:
- vi. Durdurma kriteri sağlanıncaya kadar ii – v adımları tekrar edilir.

PSO'nun akış diyagramı Şekil 3.14'te görülmektedir.



Şekil 3.14 Parçacık sürü optimizasyonu akış diyagramı (Özsağlam ve Çunkaş, 2008'den değiştirilerek alınmıştır.).

3.7.2 PSO Kontrol Parametreleri

PSO algoritmasının performansı, çeşitli kontrol parametreleri tarafından etkilenir. Bunlar: problemin boyutu, parçacık sayısı, hızlanma katsayıları, eylemsizlik ağırlığı, komşuluk büyüklüğü, yineleme sayısı, bilişsel ve sosyal bileşenlerin katkısını ölçekleyen rastgele sayılardır. Buna ek olarak, hız engelleme veya hız sınırlama kullanıldığında maksimum hız ve sınırlama katsayıları performansı etkilenmektedir (Karaboğa, 2011, s. 191).

Maksimum hız, bir parçacığın bir yineleme süresince pozisyon koordinatlarında gidebileceği maksimum değişimi belirler. Genellikle parçacık pozisyonunun tam araştırma sahası *maksimum hız* olarak atanır. Bununla beraber, sınırlama faktörünün (χ) kullanımıyla, maksimum hızın (V_{max}) kullanımına ihtiyaç duyulmaz. Ancak bazı durumlarda maksimum hız sınırlaması kullanmak, araştırmayı optimuma ulaşmak için geliştirebilmektedir (Karaboğa, 2011, s. 191-192).

Sürüdeki parçacık sayısına *sürü (popülasyon) büyüklüğü* denir. Çeşitli çalışmalar, PSO'nun 20 ile 60 parçacık boyutundaki sürüyle, problemlere optimal çözümler bulabilme yeteneğine sahip olduğunu göstermiştir (Eberhart ve Shi, 2000; Shi ve Eberhart, 1998b).

Komşuluk büyüklüğü, sürü içerisindeki sosyal gelişimin genişliğini tanımlar. Araştırmalarda, komşuluk büyüklüğünün artmasıyla, optimal değerin az gelişme gösterdiği ve büyük sürülerin belirli bir hata limitine yakınsaması için fonksiyon değerlendirme sayılarının arttığı ifade edilmiştir. (Van den Bergh ve Engelbrecht, 2001). Komşuluk küçüldüğünde ise, daha az etkileşim oluşmakta, yakınsama yavaşlamakta ve optimal çözümlere doğru daha güvenilir yakınsama ortaya çıkmaktadır. Dolayısıyla küçük komşuluk yapıları, problemin yerel minimuma takılma ihtimalini azaltmaktadır (Karaboğa, 2011, s. 192).

İyi bir çözüme ulaşmak için gerekli olan *yineleme sayısı* probleme bağlıdır.

Hızlanma katsayıları (c_1 ve c_2), rastgele vektörler (r_1 ve r_2) ile birlikte bir parçacığın hızı üzerinde bilişsel ve sosyal bileşenlerin stokastik etkisini kontrol eder. Çoğu problemde, $c_1 = c_2$ alınırken, bu sabitler arasındaki oran probleme bağlıdır. c_1 ve c_2 için düşük değerler, yavaş değişimlerle oldukça düzgün bir parçacık yörüngesi oluşturur. Yüksek değerler ise, daha büyük hızlara neden olur ve bu da keskin hareketler ortaya çıkarır. Genellikle c_1 ve c_2 için statik değerler kullanılmaktadır. Eberhart ve Shi yaptıkları bir çalışmada bu katsayılar için genel olarak $c_1 = c_2 = 1,494$ alınabileceğini belirtmişlerdir (Eberhart ve Shi, 2000).

3.7.3 Geliştirilmiş PSO Algoritması

PSO'nun şu anki güncel versiyonu elde edilmeden önce çeşitli denemeler yapılmış ve birçok yöntem ortaya atılmıştır. Algoritmanın başarısını arttırmak için Yuhui Shi ve R.C. Eberhart tarafından yapılan çalışmalar sonucunda 1998 yılında *Geliştirilmiş PSO algoritması* ortaya çıkarılmıştır (Shi ve Eberhart, 1998a, 1998b).

Geliştirilmiş PSO algoritmasının en önemli farklılığı; parçacığın, komşularının ve kendisinin geçmişteki en iyi pozisyonları arasında arama yapmamasıdır. Komşularının geçmiş en iyi pozisyonu ($gbest$) ile tüm parçacıkların en iyi orta pozisyonu arasında arama yapılır. Yani elde edilen $pbest$ değerlerinin ortalaması alınır.

$p_i^* = [p_{i1}^*, p_{i2}^*, \dots, p_{iD}^*]$ olmak üzere; bireyin en iyi değeri aşağıdaki gibi hesaplanır:

$p_{ij}^* = (p_{1j} + p_{2j} + \dots + p_{nj})/n$ ($j = 1, 2, \dots, D$) yani n adet parçacığın her boyuttaki en iyi ($pbest$) değerlerinin ortalaması alınmakta ve yeni p_i^* vektörü elde edilmektedir. Buna göre (3.4) denklemi, aşağıdaki (3.6) denkleme dönüşmektedir.

$$v_i^{k+1} = w \cdot v_i^k + c_1 \cdot rand_1^k \cdot (p_i^{*k} - x_i^k) + c_2 \cdot rand_2^k \cdot (gbest^k - x_i^k) \quad (3.6)$$

Denkleimde w , *eylemsizlik ağırlığı*dır. $w < 1$ olarak seçilmeli ve her yinelemede doğrusal olarak azaltılmalıdır. PSO’da eylemsizlik ağırlığı global ve yerel arama yeteneğini dengelemek için kullanılır. Büyük eylemsizlik ağırlığı global arama, küçük ağırlık ise yerel arama yapılmasını kolaylaştırır. Eylemsizlik ağırlığı yerel ve global araştırma arasındaki dengeyi sağlar ve bunun sonucunda yeterli optimal sonuca daha az yinelemede ulaşılır. Buradaki her parçacık, sürüdeki sadece en iyi parçacığın değil; sürüdeki diğer tüm parçacıkların tecrübelerinden de faydalanmış olur (Tamer ve Karakuzu, 2006).

PSO ile ilgili çalışmalarda, sürekli araştırma uzaylarında optimizasyon üzerine yoğunlaşılmasının yanı sıra, algoritmanın kesikli problemlere uygulaması üzerine de çalışmalar yapılmıştır. Kennedy ve Eberhart (1997), ikili problemler için PSO’nun ilk versiyonunu geliştirmişlerdir.

PSO’da bireyler arasında geleneksel çaprazlama veya mutasyon operatörleri kullanılmaz. Bunun yanında parçacıklar da gelişme esnasında diğer bireylerle yer değiştirmez. Bunun yerine PSO, araştırmasını parçacıkları daha iyi çözümlerin pozisyonlarına çekerek geliştirir.

PSO dikkatli ayarlanması gereken belirli kontrol parametrelerine sahiptir. Bir PSO parametresinin değişimi, algoritmanın performansı üzerinde büyük etkiler yaratabilmektedir. Sınırlama katsayısının kullanılmaması ve maksimum bir hızla sınırlandırılmaması, parçacıkların araştırma uzayını küresel olarak daha iyi araştırmasını sağlarken; ince ayar yeteneğinin kaybolmasına neden olacaktır. Parçacık hızının aşırı sınırlandırılması, araştırma uzayının küresel araştırma yeteneğini azaltacaktır. Bu sebeple sınırlama katsayısının ayarlanması veya maksimum hız için değerlerin atanması çok önemlidir. Araştırmalar sonucu, popülasyon büyüklüğünün PSO’nun performansını çok da etkilemediği görülmüştür (Karaboğa, 2011, s. 192).

BÖLÜM DÖRT

UYGULAMALAR

4.1 Giriş

Bu çalışmada, Doğal Potansiyel (SP) ve Düşey Elektrik Sondajı (DES) verilerinin ters çözümü, doğadaki doğal süreçlerden esinlenerek geliştirilmiş yapay ısıt işlem (Yİİ), genetik algoritma (GA) ve parçacık sürü optimizasyonunu (PSO) içeren üç global en iyileme (optimizasyon) yaklaşımıyla gerçekleştirilmiştir. Çalışma kapsamında, hem yapay hem de arazi verilerinden oluşan veri kümeleri kullanılarak SP ve DES uygulamalarına ait parametre kestirimi çalışmaları yapılmıştır. Yİİ, GA ve PSO ile SP belirtisinin yeri, elektrik dipol moment, biçim faktörü, uçuşma açısı ve derinlik parametreleri kestirilmeye çalışılmıştır. Ayrıca GA ile DES belirtisinden tabakalı yapıya ait öz direnç ve kalınlık parametreleri kestirilmeye çalışılmıştır.

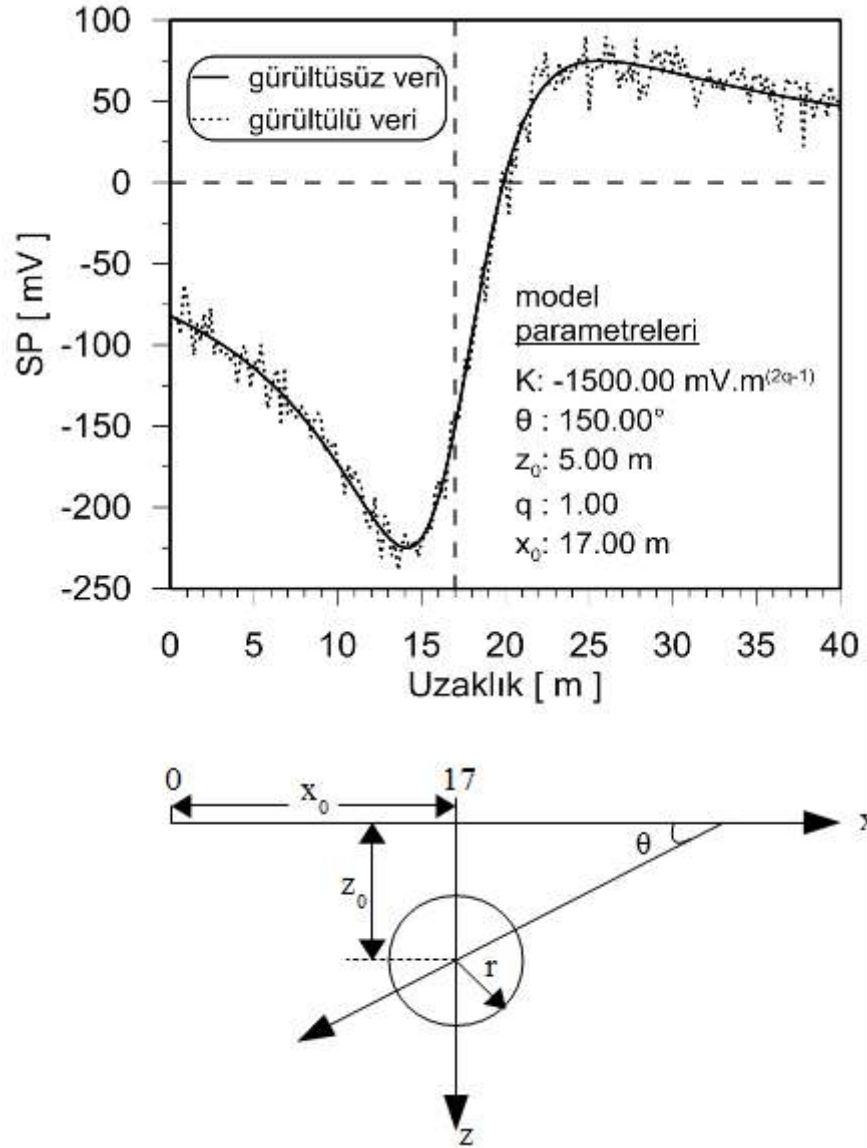
4.2 SP Belirtisinin Hesaplanması

Basit geometrik şekle sahip cisimler ile karakterize edilen ucaylanmış bir yapının yeryüzü boyunca neden olduğu SP belirtisi, (4.1) bağıntısı ile hesaplanmaktadır (Bhattacharya ve Roy, 1981; Yüngül, 1950):

$$V(x, x_0, K, \theta, z_0, q) = K \frac{(x-x_0) \cos \theta + z_0 \sin \theta}{[(x-x_0)^2 + z_0^2]^q} \quad (4.1)$$

Burada x yatay uzaklık (m), x_0 belirtinin yeri (m), K elektrik dipol moment ($\text{mV} \cdot \text{m}^{(2q-1)}$), θ uçuşma açısı ($^\circ$), z_0 derinlik (m) ve q ise biçim faktörüdür (boyutsuz). Biçim faktörünün değeri, düşey yarı sonsuz bir silindir için 0,5; yatay sonsuz uzunlukta bir silindir için 1; küre için 1,5 olarak tanımlanmaktadır.

Şekil 4.1, yukarıda bahsedilen parametrelerin verilen değerleri için yatay sonsuz uzunlukta bir silindirin neden olduğu hem gürültülü hem de gürültüsüz anomalileri göstermektedir.



Şekil 4.1 Yatay sonsuz uzunlukta bir silindir tarafından oluşturulan gürültüsüz ve gürültülü sentetik anomaliler. Model parametreleri ve bunlara karşılık gelen değerleri şekil üzerinde gösterilmiştir.

4.3 Test Çalışmaları

Hata enerjisine karşılık gelen (4.2)*deki amaç fonksiyonu, parametre kestirimi sırasında dikkate alınmıştır:

$$\Phi = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (V_i^{obs} - V_i^{cal})^2 \quad (4.2)$$

Burada N veri sayısı, V^{obs} ve V^{cal} gözlenen (sentetik) ve hesaplanan veriyi, i ise gözlemleri gösterir (Göktürkler ve Balkaya, 2012). Her bir algoritma, model parametreleri için belirlenmiş alt ve üst sınır değerleri arasında rastgele seçilen bir başlangıç modeliyle çözüme başlamaktadır. Çözüm için her bir problem ilgili algoritma kullanılarak birden fazla kez çözülmüş ve bu çözümler içinde en küçük amaç fonksiyonu değerine sahip parametre kümesi çözüm olarak alınmıştır.

SP anomalilerinin optimizasyonunda; Yİİ (SA), GA ve PSO tarafından kullanılan, parametre arama alanına (search space) ait sınır değerleri Tablo 4.1’de verilmiştir.

Tablo 4.1 SP anomalilerinin Yİİ, GA ve PSO ile optimizasyonunda kullanılan parametre aralığı.

Veri Kümesi	Parametreler için arama alanı									
	K (mV.m ^{2q-1})		θ (°)		z_0 (m)		q		x_0 (m)	
	Min	Max	Min	Max	Min	Max	Min	Max	Min	Max
Sentetik veri (gürültüsüz ve gürültü eklenmiş)	-3000	-500	75	225	1	10	0,5	1,5	10	30
Süleymanköy (Türkiye)	-	-	5	50	20	50	0,5	1,5	50	100
Malachite Madeni (ABD)	-500	-100	50	100	10	40	0,2	0,7	70	120

4.3.1 Yapay (Sentetik) Veri Kümeleri

40 m profil boyunca SP değerlerini içeren gürültü içermeyen sentetik veri kümesi, $K = -1500 \text{ mV.m}^{(2q-1)}$, $\theta = 150^\circ$, $z_0 = 5 \text{ m}$, $q = 1$, $x_0 = 17 \text{ m}$ parametreleri ile sonsuz uzunluktaki yatay silindir göz önünde bulundurularak elde edilmiştir. Gürültülü sentetik veri kümesini oluşturmak için, sentetik veri kümesine sıfır ortalamalı, standart sapması $\pm 10 \text{ mV}$ olan normal dağılıma (Gaussian) sahip rastgele gürültü (pseudo random number) eklenmiştir (Şekil 4.1).

4.3.2 Arazi Veri Kümeleri

4.3.2.1 Süleymanköy, Ergani (Türkiye) Metalik Sülfür Yatakları

Süleymanköy, Ergani (Türkiye) maden yatağındaki metalik sülfürler üzerinde ölçülmüş SP verisinin (Abdelrahman, El-Araby, Ammar ve Hassanein, 1997) model parametrelerinin kestirimi Yİİ, GA ve PSO algoritmalarıyla gerçekleştirilmiştir. Buradaki SP ölçümleri, Yüngül (1950) tarafından Türkiye'nin doğusunda Elazığ'ın 65 km güney doğusunda bulunan Ergani ilçesine bağlı Süleymanköy'de gerçekleştirilmiştir (Göktürkler ve Balkaya, 2012).

4.3.2.2 Malachite Madeni, Jefferson County, Colorado (ABD)

Malachite Madeni, Jefferson County, Colorado (ABD) üzerinde ölçülmüş SP verisinin (Abdelrahman, Soliman, Abo-Ezz, Essa ve El-Araby, 2009) model parametrelerinin kestirimi yukarıda bahsedilen global optimizasyon algoritmalarıyla gerçekleştirilmiştir. Buradaki SP anomalileri, 1938 ve 1939'da Colorado Maden Fakültesi'nden (Colorado School of Mines) bir grup öğrenci tarafından keşfedilen Malachite Madeni, sülfür cevherinin oksidasyonundan kaynaklanmaktadır. Bu anomaliler o dönemde bilinen cevherin doğu kısmında bulunmuş ve jeofizik çalışmalar sonucunda cevherin gerçek sınırları doğruya doğru genişletilmiştir. İlerleyen yıllarda, Heiland ve arkadaşları (1945) SP anomalisine rastlamıştır (Huff, 1963). Anomali, yaklaşık 185 m profil boyunca -225 mV civarında maksimum genlik ile negatif SP değerleri göstermiştir (Balkaya, 2013).

4.4 Yapay Isıl İşlem (Yİİ-SA) Algoritması Uygulamaları

Bu bölümdeki Yİİ uygulamaları sadece yapay ve arazi verilerinden oluşan SP veri kümeleri kullanılarak yapılmış ve sonuçlar SP yöntemi bağlamında değerlendirilmiştir.

4.4.1 Yapay (Sentetik) Verilerle Yapılan Test Çalışmaları

Bu bölümde, gürültüsüz ve gürültü eklenmiş yapay veri kümeleri üzerinde yapay ısıtma işlemi (YII-SA) algoritmasına ait kontrol parametrelerinin sonuçlara etkisi irdelenmiştir. Bu parametreleri şu şekilde sıralayabiliriz; sıcaklığı düşürme (soğutma) sayısı (It_{ext}), sabit sıcaklıktaki yinleme (iterasyon) sayısı (It_{int}) ve algoritmanın iterasyon sayısı (N_{iter}).

Tablo 4.2’de gürültüsüz SP verisi için YII algoritmasıyla 20 iterasyonda (N_{iter} : 20) ve sabit sıcaklıktaki yinleme sayısının 100 olması durumunda (It_{int} : 100) sıcaklığı düşürme sayısı (It_{ext}) değişiminin çözüme etkisi verilmiştir. Görüldüğü üzere It_{ext} ’in artışı, tahmini parametrelerden hesaplanan değerler ile gözlenen değerler arasındaki rms (hata enerjisinin karekök ortalaması) değerinin düşmesini sağlamıştır. Bu parametre için elde edilen en iyi sonuçlar Tablo 4.2’de koyu punto ile gösterilmiştir.

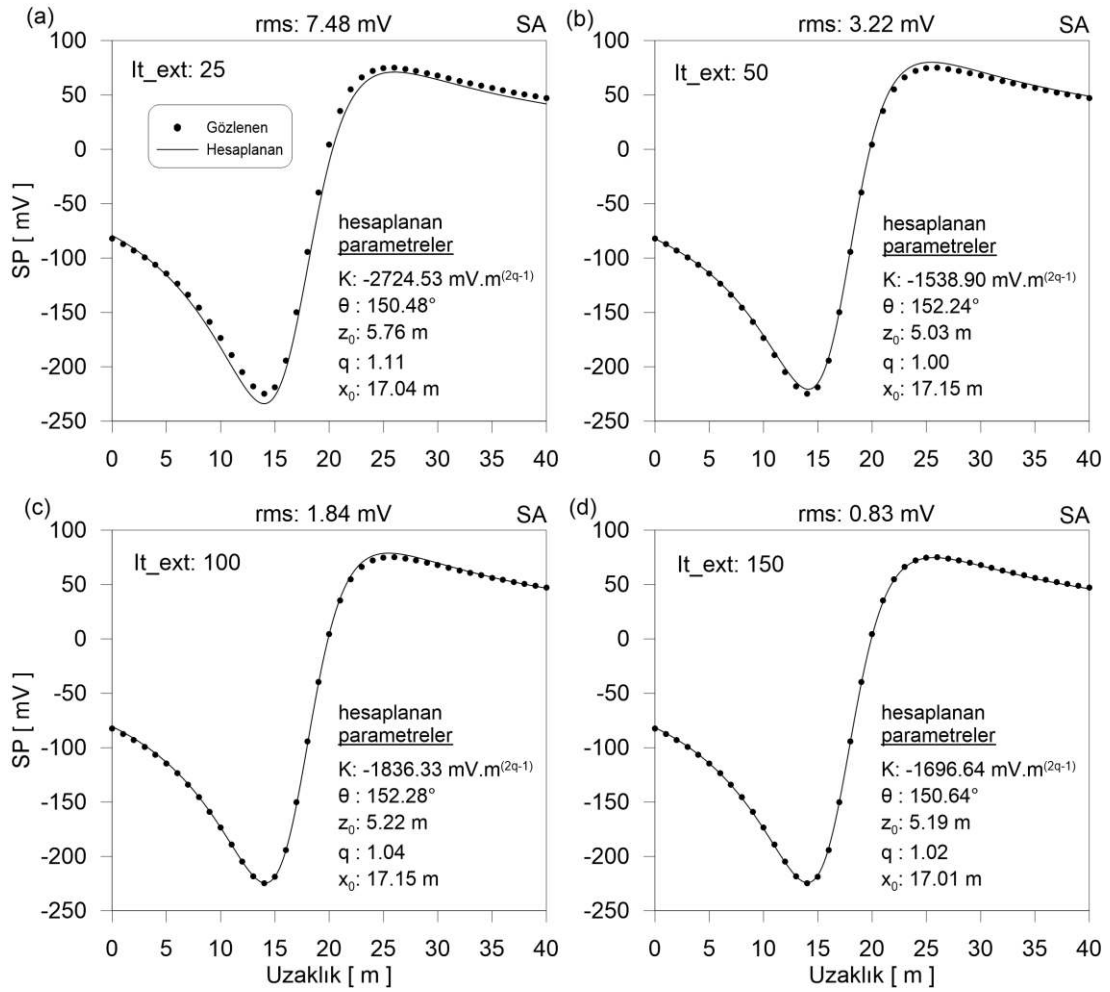
Tablo 4.2 Gürültüsüz SP verisi için YII’deki sıcaklığı düşürme sayısı (It_{ext}) değişiminin çözüme etkisi (Diğer YII parametreleri; N_{iter} : 20, It_{int} : 100 olarak alınmıştır).

It_{ext}	K (mV.m ^{2q-1})	θ (°)	z_0 (m)	q	x_0 (m)	rms (mV)
25	-2724,53	150,48	5,76	1,11	17,04	7,48
50	-1538,90	152,24	5,03	1,00	17,15	3,22
100	-1836,33	152,28	5,22	1,04	17,15	1,84
150	-1696,64	150,64	5,19	1,02	17,01	0,83

Tablo 4.3’te gürültüsüz SP verisi için YII algoritmasıyla 20 iterasyonda (N_{iter} : 20) sıcaklığı düşürme sayısının 100 olması durumunda (It_{ext} : 100) sabit sıcaklıktaki yinleme sayısı (It_{int}) değişiminin çözüme etkisi verilmiştir. Sonuçlar incelendiğinde, en iyi değerlerin “ $It_{int} = 100$ ” olması durumunda elde edildiği görülmüştür. Burada, “ It_{int} ” değeri 100’e kadar büyütüldüğünde rms değeri düşmüş; fakat 100’den sonra tekrar yükselişe geçmiştir. Bu parametre için elde edilen en iyi sonuçlar Tablo 4.3’te koyu punto ile gösterilmiştir.

Tablo 4.3 Gürültüsüz SP verisi için YII’de sabit sıcaklıktaki iterasyon sayısı (It_{int}) değişiminin çözüme etkisi (Diğer YII parametreleri; N_{iter} : 20, It_{ext} : 100 olarak alınmıştır).

It_{int}	K (mV.m ^{2q-1})	θ (°)	z_0 (m)	q	x_0 (m)	rms (mV)
25	-1777,41	145,09	5,22	1,03	16,53	9,38
50	-2724,75	150,53	5,67	1,12	16,83	5,81
100	-1836,33	152,28	5,22	1,04	17,15	1,84
150	-1762,79	149,31	5,17	1,03	16,87	2,93

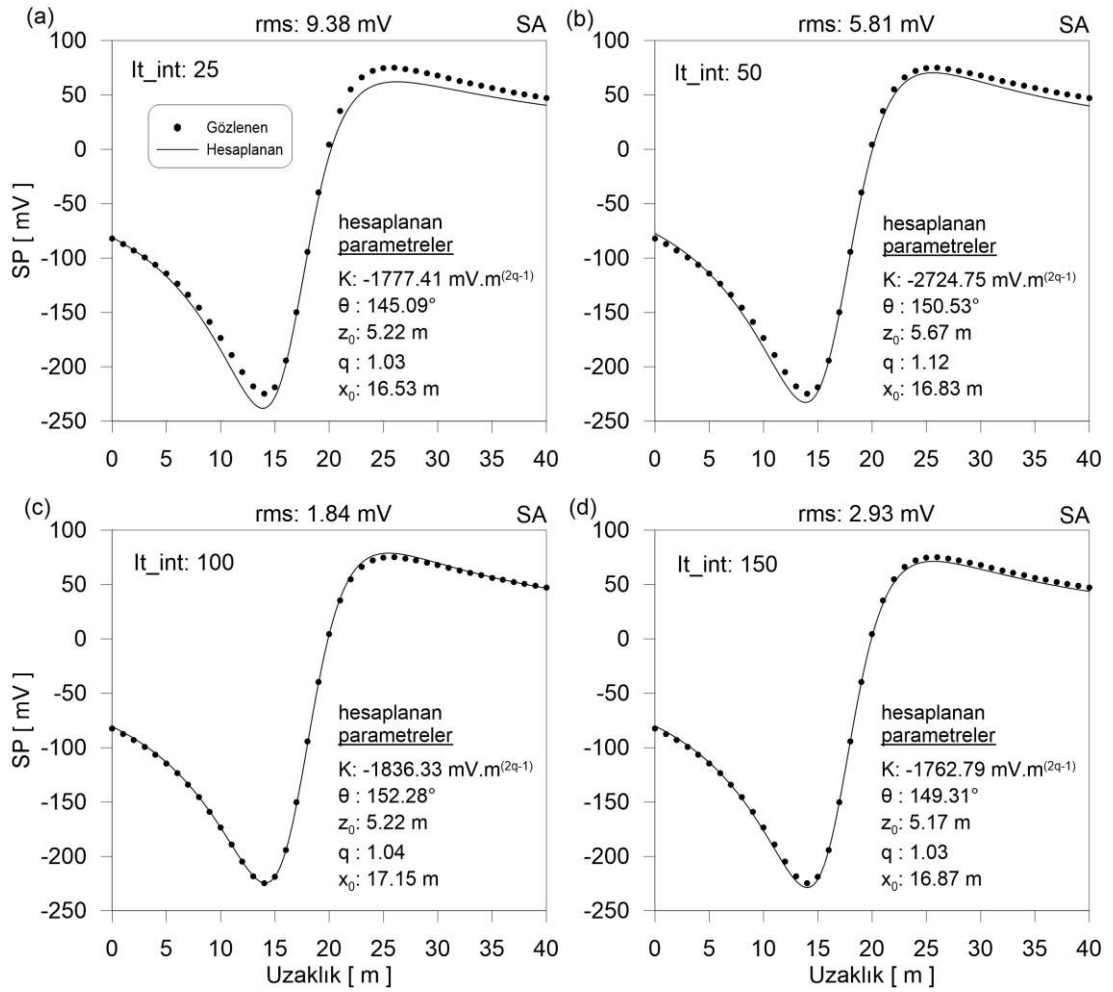


Şekil 4.2 Gürültüsüz SP verisi için YII (SA)’deki sıcaklığı düşürme sayısının (It_{ext}) değişimi (Diğer YII parametreleri; N_{iter} : 20, It_{int} : 100 olarak alınmıştır).

Şekil 4.2, gürültüsüz SP verisi için yapay ısıtma işlem algoritması kontrol parametrelerinden sıcaklığı düşürme sayısı (It_{ext}) değişimini göstermektedir. Şekilde de görüldüğü üzere, “ $It_{ext} = 150$ ” olması durumunda (Şekil 4.2d) gözlenen

model ile hesaplanan model diğerlerine nazaran çok daha iyi çakışmıştır. Sonuçlarda da, K parametresi dışında model parametrelerine çok yakın değerler elde edilmiştir.

Şekil 4.3, gürültüsüz SP verisi için Yİİ algoritmasında sabit sıcaklıktaki yineleme sayısı (It_{int}) değişimini göstermektedir. Gözlenen ile hesaplanan model arasındaki en iyi çakışma, “ $It_{int} = 100$ ” olması durumunda elde edilmiştir.



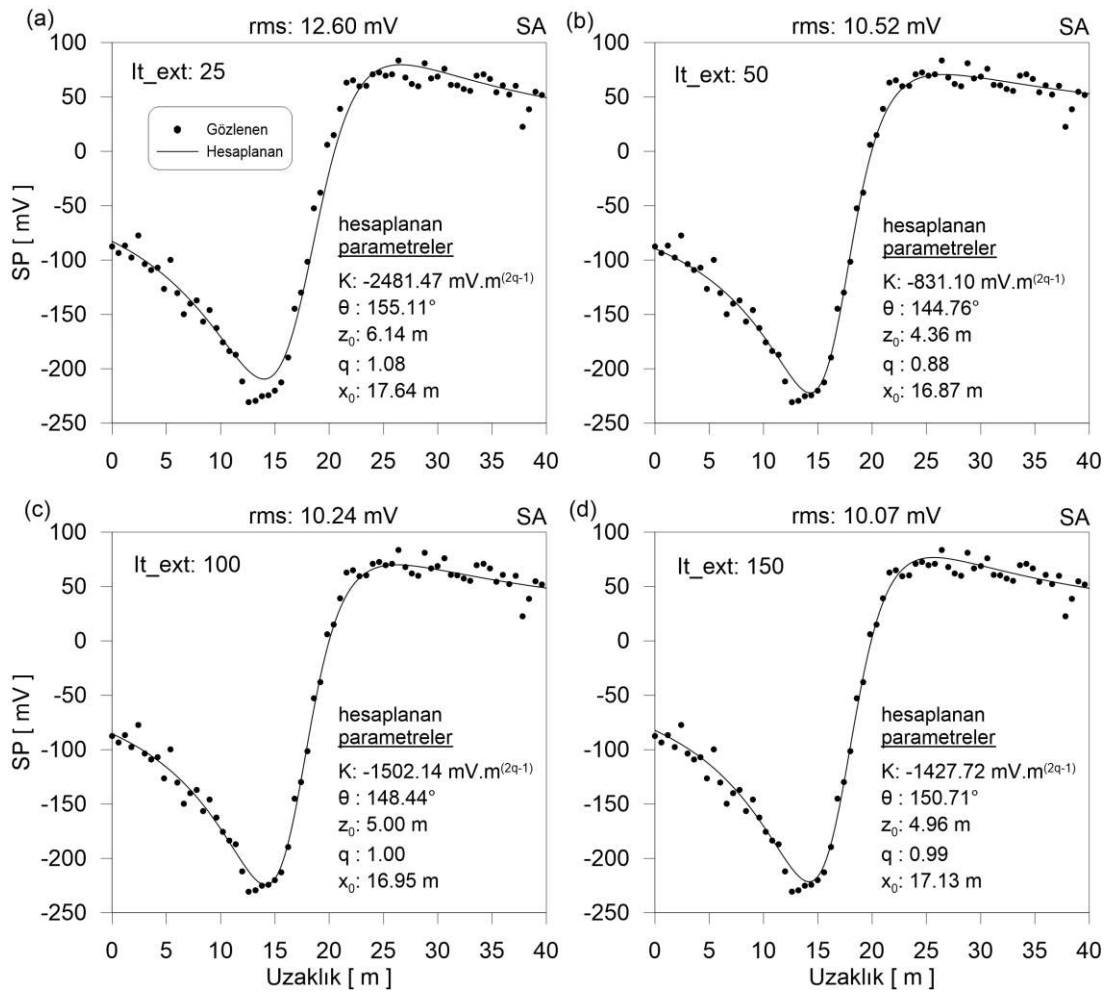
Şekil 4.3 Gürültüsüz SP verisi için Yİİ (SA)’de sabit sıcaklıktaki yineleme sayısının (It_{int}) değişimi (Diğer Yİİ parametreleri; N_{iter} : 20, It_{ext} : 100 olarak alınmıştır).

Tablo 4.4’te gürültü eklenmiş SP verisi için Yİİ algoritmasıyla 20 iterasyonda (N_{iter} : 20) sabit sıcaklıktaki yineleme sayısının 100 olması durumunda (N_{int} : 100) sıcaklığı düşürme sayısı (It_{ext}) değişiminin sonuçlara etkisi verilmiştir. Görüldüğü üzere It_{ext} ’in artışı, tahmini parametrelerden hesaplanan değerler ile gözlenen

değerler arasındaki *rms* değerinin düşmesini sağlamıştır. Bu parametre için elde edilen en iyi sonuçlar Tablo 4.4’te koyu punto ile gösterilmiştir.

Tablo 4.4 Gürültü eklenmiş SP verisi için YII’deki sıcaklığı düşürme sayısı (*It_ext*) değişiminin çözüme etkisi (Diğer YII parametreleri; *N_iter*: 20, *It_int*: 100 olarak alınmıştır).

<i>It_ext</i>	<i>K</i> (mV.m ^{2q-1})	θ (°)	<i>z</i> ₀ (m)	<i>q</i>	<i>x</i> ₀ (m)	rms (mV)
25	-2481,47	155,11	6,14	1,08	17,64	12,60
50	-831,10	144,76	4,36	0,88	16,87	10,52
100	-1502,14	148,44	5,00	1,00	16,95	10,24
150	-1427,72	150,71	4,96	0,99	17,13	10,07



Şekil 4.4 Gürültü eklenmiş SP verisi için YII’deki sıcaklığı düşürme sayısının (*It_ext*) değişimi (Diğer YII parametreleri; *N_iter*: 20, *It_int*: 100 olarak alınmıştır).

Şekil 4.4, gürültü eklenmiş SP verisi için Yİİ algoritmasında sıcaklığı düşürme sayısı (It_{ext}) değişimini göstermektedir. Gözlenen ile hesaplanan model arasındaki en iyi çakışma, “ $It_{ext} = 150$ ” olması durumunda elde edilmiştir.

Tablo 4.5’te, gürültü eklenmiş SP verisi için Yİİ algoritmasıyla 20 yinelemede (N_{iter} : 20) sıcaklığı düşürme sayısının 100 olması durumunda (It_{ext} : 100) sabit sıcaklıktaki yineleme sayısı (It_{int}) değişiminin sonuçlara etkisi verilmiştir. Sonuçlar incelendiğinde, en iyi değerlerin “ $It_{int} = 100$ ” olması durumunda elde edildiği görülmüştür.

Tablo 4.5 Gürültü eklenmiş SP verisi için Yİİ’de sabit sıcaklıktaki iterasyon sayısı (It_{int}) değişiminin çözüme etkisi (Diğer Yİİ parametreleri; N_{iter} : 20, It_{ext} : 100 olarak alınmıştır).

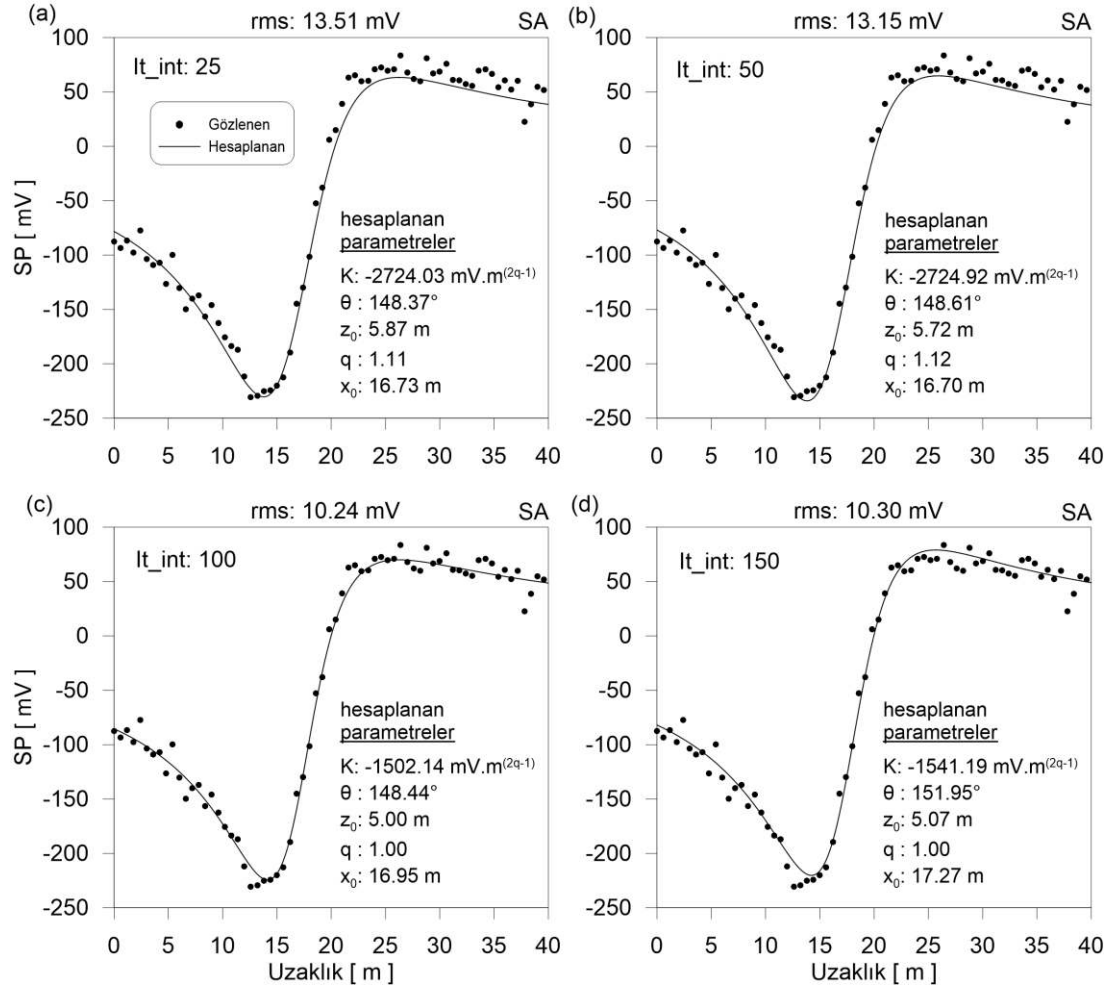
It_{int}	K (mV.m ^{2q-1})	θ (°)	z_0 (m)	q	x_0 (m)	rms (mV)
25	-2724,03	148,37	5,87	1,11	16,73	13,51
50	-2724,92	148,61	5,72	1,12	16,70	13,15
100	-1502,14	148,44	5,00	1,00	16,95	10,24
150	-1541,19	151,95	5,07	1,00	17,27	10,30

Tablo 4.6’da, gürültüsüz SP verisi için yukarıda elde edilen en iyi parametrelerle (It_{ext} : 150, It_{int} : 100) Yİİ algoritmasında yineleme (iterasyon) sayısı değişiminin sonuçlara etkisi verilmiştir. Burada, Yİİ algoritmasının 30 iterasyonda çok daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür.

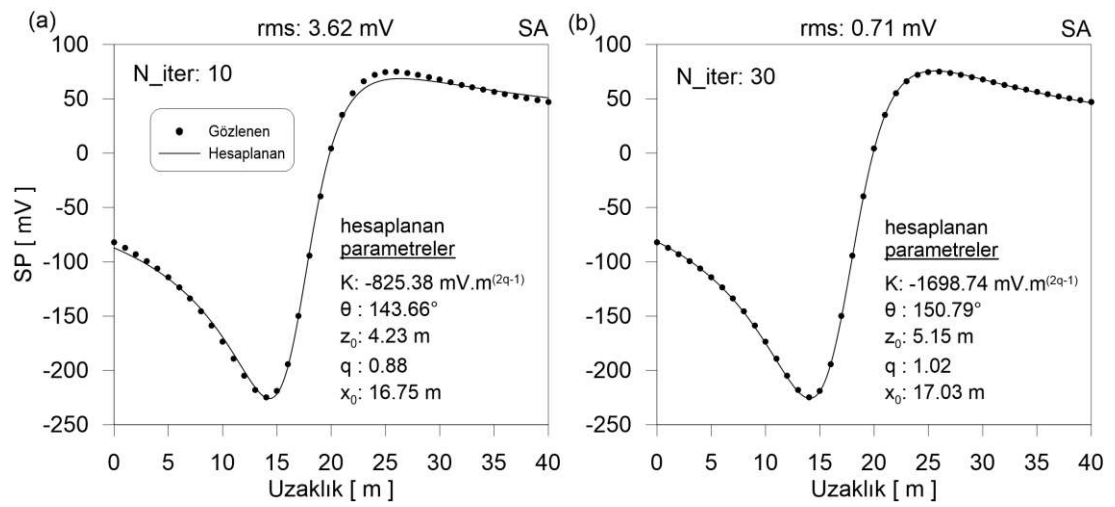
Tablo 4.6 Gürültüsüz SP verisi için Yİİ’deki iterasyon sayısı (N_{iter}) değişiminin çözüme etkisi (Diğer Yİİ parametreleri; It_{ext} : 150, It_{int} : 100 olarak alınmıştır).

N_{iter}	K (mV.m ^{2q-1})	θ (°)	z_0 (m)	q	x_0 (m)	rms (mV)
10	-825,38	143,66	4,23	0,88	16,75	3,62
30	-1698,74	150,79	5,15	1,02	17,03	0,71

Şekil 4.5, gürültü eklenmiş SP verisi için Yİİ algoritmasında sabit sıcaklıktaki yineleme sayısı (It_{int}) değişimini göstermektedir. En iyi çakışma, “ $It_{int} = 100$ ” olması durumunda elde edilmiştir.



Şekil 4.5 Gürültü eklenmiş SP verisi için YII*’de sabit sıcaklıktaki iterasyon sayısının (It_{int}) değişimi (Diğer YII parametreleri; N_{iter} : 20, It_{ext} : 100 olarak alınmıştır).



Şekil 4.6 Gürültüsüz SP verisi için YII (SA)*’deki iterasyon sayısının (N_{iter}) değişimi (Diğer YII parametreleri; It_{ext} : 150, It_{int} : 100 olarak alınmıştır).

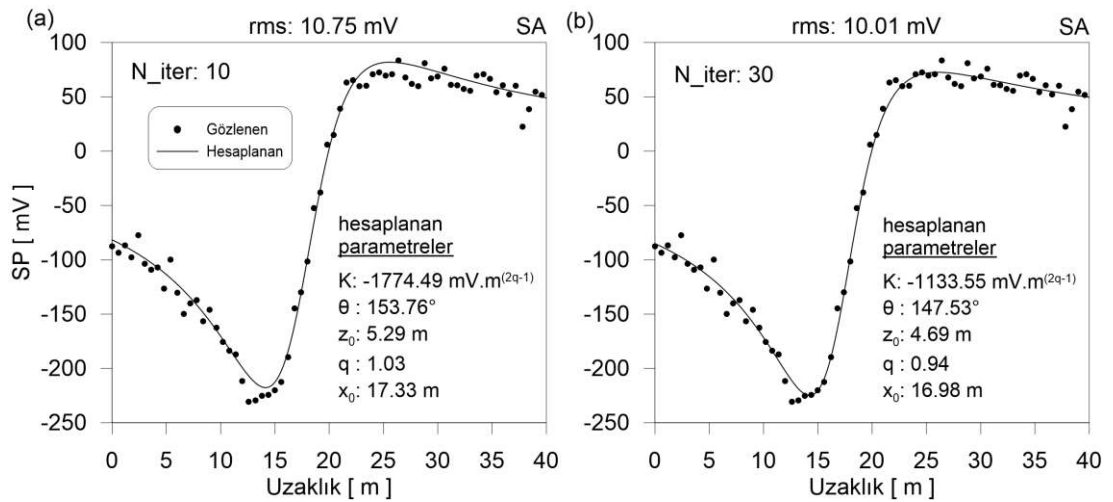
Şekil 4.6, gürültüsüz SP verisi için Yİİ (SA) algoritmasındaki iterasyon sayısı (N_{iter}) değişimini göstermektedir. Algoritmaya ait yineleme sayısının 30 olması durumunda ($N_{iter}: 30$) 0,71 mV gibi makul bir *rms* değeri elde edilmiştir.

Tablo 4.7’de, gürültü eklenmiş SP verisi için Yİİ algoritmasıyla sıcaklığı düşürme sayısının 150 ($It_{ext}: 150$) ve sabit sıcaklıktaki yineleme sayısının 100 olması ($It_{int}: 100$) durumunda iterasyon sayısı (N_{iter}) değişiminin sonuçlara etkisi verilmiştir. Burada da gürültüsüz SP verisinde olduğu gibi 30 iterasyonda ($N_{iter}: 30$) daha iyi sonuçlar elde edilmiştir.

Tablo 4.7 Gürültü eklenmiş SP verisi için Yİİ’deki iterasyon sayısı (N_{iter}) değişiminin çözüme etkisi (Diğer Yİİ parametreleri; $It_{ext}: 150$, $It_{int}: 100$ olarak alınmıştır).

N_{iter}	K (mV.m ^{2q-1})	θ (°)	z_0 (m)	q	x_0 (m)	rms (mV)
10	-1774,49	153,76	5,29	1,03	17,33	10,75
30	-1133,55	147,53	4,69	0,94	16,98	10,01

Şekil 4.7, gürültü eklenmiş SP verisi için Yİİ (SA) algoritmasında iterasyon sayısı (N_{iter}) değişimini göstermektedir. Burada sıcaklığı düşürme sayısı (It_{ext}): 150, sabit sıcaklıktaki iterasyon sayısı (It_{int}): 100 olarak alınmıştır.



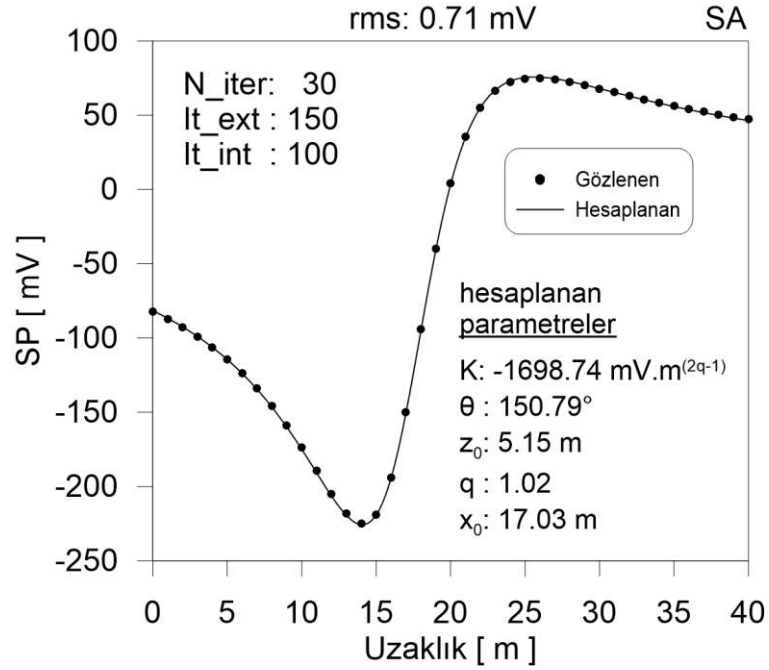
Şekil 4.7 Gürültü eklenmiş SP verisi için Yİİ (SA)’deki iterasyon sayısının (N_{iter}) değişimi (Diğer Yİİ parametreleri; $It_{ext}: 150$, $It_{int}: 100$ olarak alınmıştır).

Tablo 4.8’de yapay veri kümeleri için YII algoritmasıyla elde edilen en iyi çözümler verilmiştir. Burada *rms* değeri; gürültüsüz veri için 0,71 mV, gürültü eklenmiş veri için ise 10,01 mV olarak bulunmuştur. Bu değerler, oldukça kabul edilebilir düzeydedir.

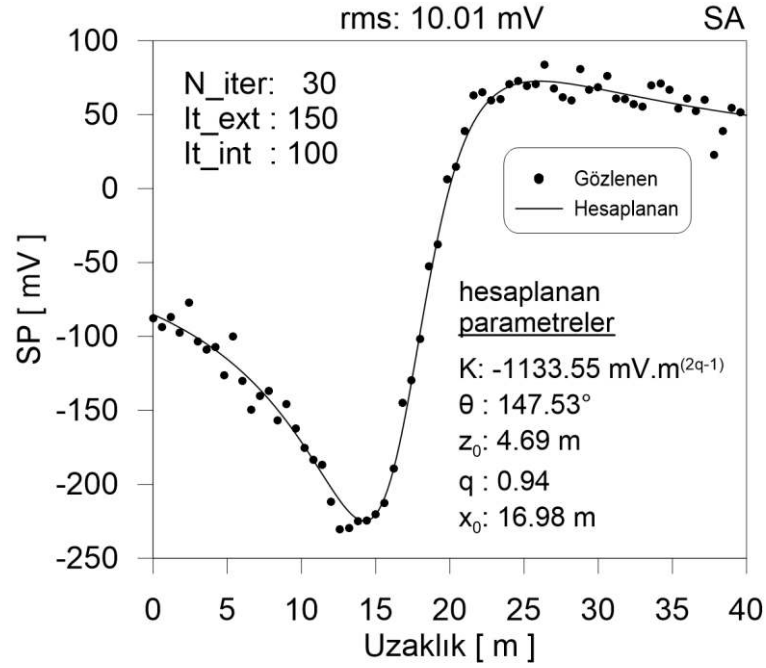
Tablo 4.8 Yapay veri kümeleri için YII algoritmasıyla elde edilen en iyi çözümler.

Veri Kümesi	K (mV.m ^{2q-1})	θ (°)	z_0 (m)	q	x_0 (m)	rms (mV)
Gürültüsüz yapay veri	-1698,74	150,79	5,15	1,02	17,03	0,71
Gürültülü yapay veri	-1133,55	147,53	4,69	0,94	16,98	10,01

Şekil 4.8 ve Şekil 4.9 gürültüsüz ve gürültü eklenmiş yapay veri kümeleri için YII algoritmasıyla elde edilen en iyi sonuçları göstermektedir.



Şekil 4.8 Gürültüsüz SP verisi için YII algoritmasıyla elde edilen sonuçlar (N_{iter} : iterasyon sayısı, It_{ext} : sıcaklığı düşürme sayısı, It_{int} : sabit sıcaklıktaki iterasyon sayısı).



Şekil 4.9 Gürültü eklenmiş SP verisi için Yİİ algoritmasıyla elde edilen sonuçlar.

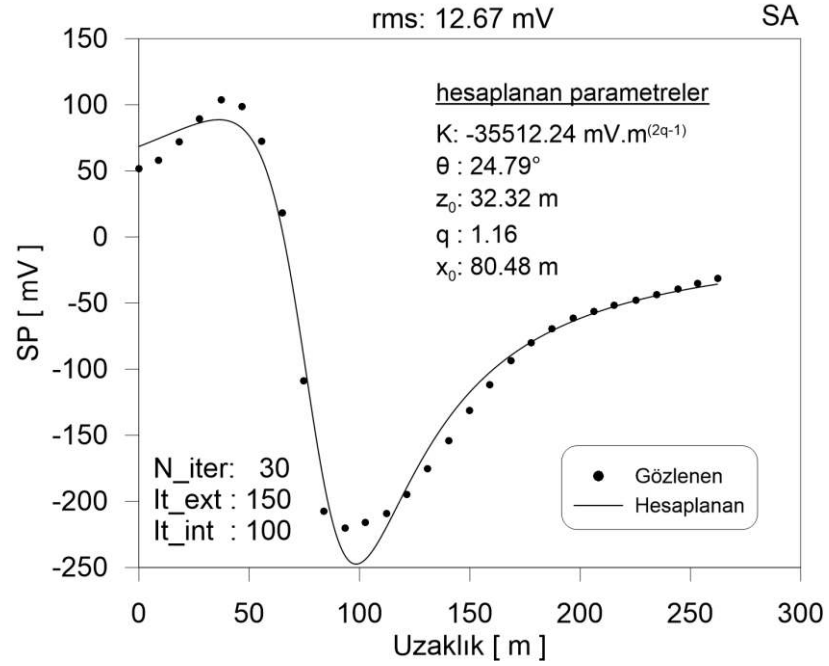
4.4.2 Arazi Verileriyle Yapılan Çalışmalar

Süleymanköy, Ergani (Türkiye) maden yatağındaki metalik sülfidler üzerinde ölçülmüş SP belirtileri (Abdelrahman ve diğer., 1997) ve Malachite Madeni, Colorado (ABD) üzerinde ölçülmüş SP belirtilerini (Abdelrahman ve diğer., 2009) içeren veri kümeleri için Yİİ algoritması tarafından yapay veriler üzerinde belirlenen en uygun parametrelerle (N_{iter} : 30; It_{ext} : 150; It_{int} : 100) hesaplanan çözümler Tablo 4.9’da verilmiştir.

Tablo 4.9 Arazi veri kümeleri için Yİİ algoritmasıyla elde edilen sonuçlar.

Veri Kümesi	K (mV.m ^{2q-1})	θ (°)	z_0 (m)	q	x_0 (m)	rms (mV)
Süleymanköy (Türkiye)	-35512,24	24,79	32,32	1,16	80,48	12,67
Malachite Madeni (ABD)	-386,31	87,23	16,14	0,59	94,71	10,27

Şekil 4.10, Süleymanköy, Ergani (Türkiye) verisi (Abdelrahman ve diğer., 1997) için Yİİ algoritmasıyla belirlenen model parametrelerini ve bu parametreler kullanılarak hesaplanan model tepkilerinin gözlemsel verilerle karşılaştırılmasını göstermektedir. Algoritma 12,67 mV *rms* değeri ile çözümler üretmiştir.



Şekil 4.10 Süleymanköy, Ergani (Türkiye) verisi (Abdelrahman ve diğer., 1997) için Yİİ algoritmasıyla elde edilen sonuçlar (N_{iter} : iterasyon sayısı, It_{ext} : sıcaklığı düşürme sayısı, It_{int} : sabit sıcaklıktaki iterasyon sayısı).

Tablo 4.10'da, Süleymanköy, Ergani (Türkiye) verisi için Yİİ algoritması ile elde edilen sonuçlar, daha önce yapılan çalışmalarla (Abdelrahman ve diğer., 1997; Essa ve diğer., 2008; Tlas ve Asfahani, 2008) karşılaştırılmıştır. Süleymanköy anomalisi için bazı model parametrelerinin tahmininde, Abdelrahman ve arkadaşlarıyla (1997) Essa ve arkadaşları (2008), en küçük kareler yaklaşımı; Tlas ve Asfahani (2008) ise uyarlanabilir (adaptive) SA (ASA) algoritması kullanmışlardır.

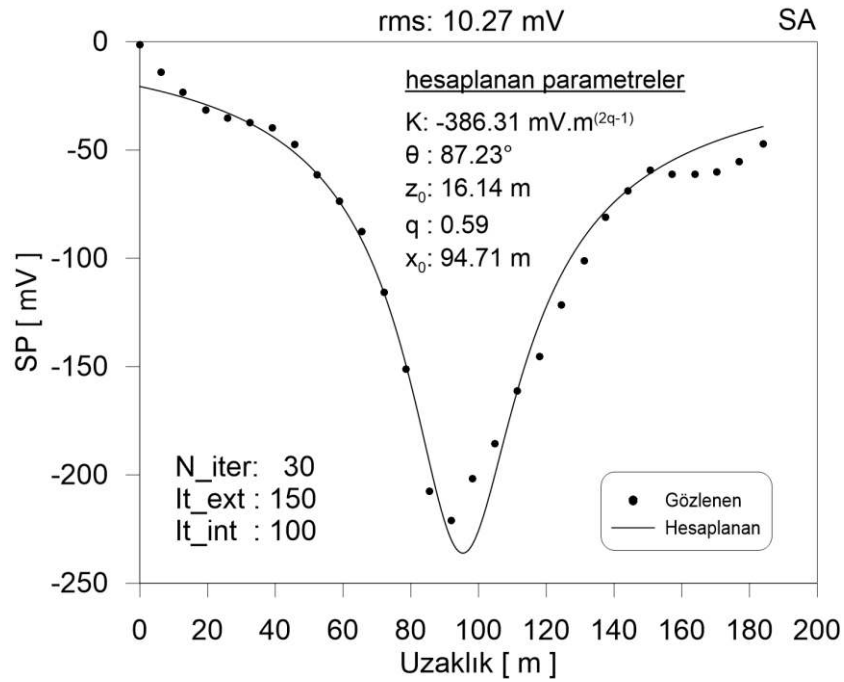
Tablo 4.10 Süleymanköy, Ergani (Türkiye) verisi için önceki çalışmalarla Yİİ (SA) sonuçlarının karşılaştırılması.

Parametreler	Lokal optimizasyon		Global optimizasyon	
	Abdelrahman vd (1997)	Essa vd (2008)	Tlas ve Asfahani (2008) ASA	Yİİ (SA)
K (mV.m ^{2q-1})	-1549,36	-12072,00	-904,03	-35512,24
θ (°)	14,67	17,80	17,76	24,79
z_0 (m)	38,78	35,90	35,41	32,32
q	1,36	1 ^a	1,19	1,16
rms (mV)	18,27	16,80	15,47	12,67

^a Şekil faktörü değeri q kabul edildi.

K , θ , z_0 ve q parametreleri için bahsedilen algoritmalarla Yİİ algoritmasının sonuçları Tablo 4.10’da listelenmiştir. Essa ve arkadaşları (2008), çalışmalarında q değerinin 1,0 olduğunu varsaymışlardır. Bu çalışmada, K parametresinin tahminleri diğerlerinden belirgin bir şekilde farklıdır. Öte yandan; θ , z_0 ve q değerlerinde bazı farklılıklar vardır. Tlas ve Asfahani (2008)’in q parametresi için tahmini, Yİİ algoritmasının sonucuna oldukça yakındır.

Şekil 4.11, Malachite Madeni, Colorado (ABD) verisi (Abdelrahman ve diğer., 2009) için Yİİ algoritmasıyla belirlenen model parametrelerini ve bu parametreler kullanılarak hesaplanan model tepkilerinin gözlemsel verilerle karşılaştırılmasını göstermektedir. Algoritma, 10,27 mV *rms* değeri ile çözümler üretmiştir.



Şekil 4.11 Malachite Madeni, Colorado (ABD) verisi (Abdelrahman ve diğer., 2009) için Yİİ algoritmasıyla elde edilen sonuçlar (N_{iter} : iterasyon sayısı, It_{ext} : sıcaklığı düşürme sayısı, It_{int} : sabit sıcaklıktaki iterasyon sayısı).

Tablo 4.11’de Malachite Madeni, Colorado (ABD) verisi için Yİİ algoritmasıyla elde edilen sonuçlar, daha önce yapılan çalışmalarla (Abdelrahman ve diğer., 2009; Balkaya, 2013) karşılaştırılmıştır. Malachite Madeni anomalisi için bazı model parametrelerinin tahmininde, Abdelrahman ve arkadaşları (2009) lokal optimizasyon;

Balkaya (2013) ise global optimizasyon algoritmalarından diferansiyel gelişim (differential evolution (DE)) algoritması kullanmıştır.

Tablo 4.11 Malachite Madeni, Colorado (ABD) verisi için önceki çalışmalarla Yİİ (SA) sonuçlarının karşılaştırılması.

Parametreler	Lokal optimizasyon	Global optimizasyon	
	Abdelrahman <i>vd</i> (2009)	Balkaya (2013) DE	Yİİ (SA)
K (mV.m ^{2q-1})	-269,23	-436,11	-386,31
θ (°)	83,35	83,56	87,23
z_0 (m)	18,82	19,21	16,14
q	0,59	0,62	0,59
rms (mV)	7,13	6,56	10,27

K , θ , z_0 ve q parametreleri için bahsedilen algoritmalarla Yİİ algoritmasının sonuçları Tablo 4.11’de listelenmiştir. Sonuçlara bakıldığında K parametresi hariç diğer parametrelerin değerlerinde birbirine yakın sonuçlar elde edilmiştir.

4.5 Genetik Algoritma (GA) Uygulamaları

4.5.1 SP Çalışmaları

4.5.1.1 Yapay Verilerle Yapılan Test Çalışmaları

Bu bölümde, yapay SP veri kümeleri üzerinde GA’ya ait kontrol parametrelerinin çözümler üzerindeki etkisi değerlendirilmiştir. Bu bağlamda, öncelikle popülasyon sayısının (Ps), kuşak (nesil) sayısının (Ng) ve çaprazlama olasılığının (crossover probability) (Pc) çözümler üzerindeki etkisi irdelenmiştir. Yukarıda da ifade edildiği gibi bu bölümdeki (Bölüm 4) test çalışmalarında her bir problem ilgili yöntemlerle 10 ayrı kez çözülmüş ($Niter = 10$) ve bunlar içinden en iyi olan problemin çözümü olarak alınmıştır.

P_s 'deki deęişimin gürültüsüz anomaliden elde edilen sonuçlara etkisi Tablo 4.12'de verilmiştir. Popölasyon sayısının (P_s) artması, hesaplanan anomali deęerleri ile gözlenen deęerler arasındaki rms deęerinin düşmesini sağlamıştır. Bu durum, Şekil 4.12'de de görölmektedir.

Tablo 4.12 Gürültüsüz SP verisi için GA'daki popölasyon sayısı (P_s) deęişiminin çözüme etkisi (Dięer GA parametreleri; N_g : 100, P_c : 0,7 ve P_m : 0,1 olarak alınmıştır).

P_s	K (mV.m ^{2q-1})	θ (°)	z_0 (m)	q	x_0 (m)	rms (mV)
100	-1592,46	150,51	5,08	1,01	17,02	0,30
200	-1573,90	150,32	5,07	1,01	17,01	0,25
300	-1500,66	150,00	5,00	1,00	17,00	0,01

Tablo 4.13'te gürültüsüz SP verisi için N_g 'deki deęişimin sonuçlara etkisi verilmiştir. Buna göre kuşak sayısı arttığında rms deęerinin düştüğü görölmektedir. Şekil 4.13 ile de bu durum desteklenmektedir.

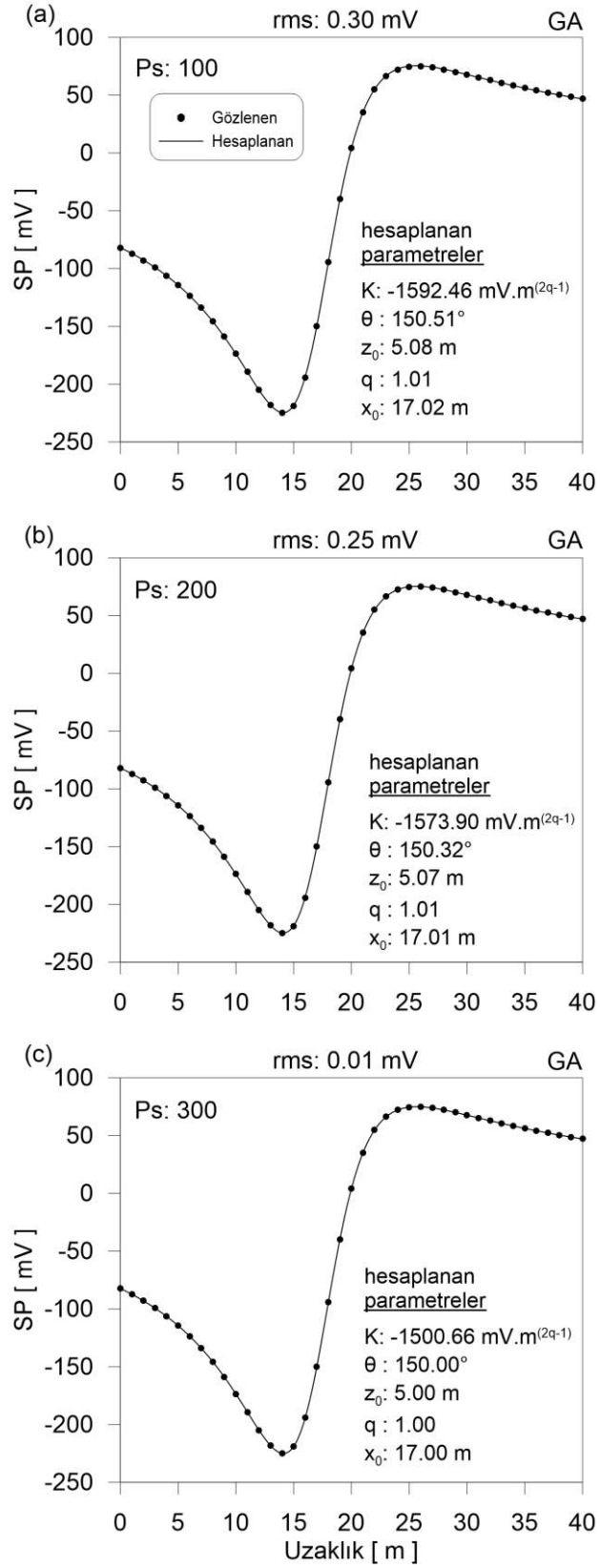
Tablo 4.13 Gürültüsüz SP verisi için GA'daki kuşak sayısı (N_g) deęişiminin çözüme etkisi (Dięer GA parametreleri; P_s : 300, P_c : 0,7 ve P_m : 0,1 olarak alınmıştır).

N_g	K (mV.m ^{2q-1})	θ (°)	z_0 (m)	q	x_0 (m)	rms (mV)
50	-1463,35	149,66	4,96	1,00	16,98	0,28
70	-1525,69	150,13	5,02	1,00	17,01	0,08
100	-1500,66	150,00	5,00	1,00	17,00	0,01

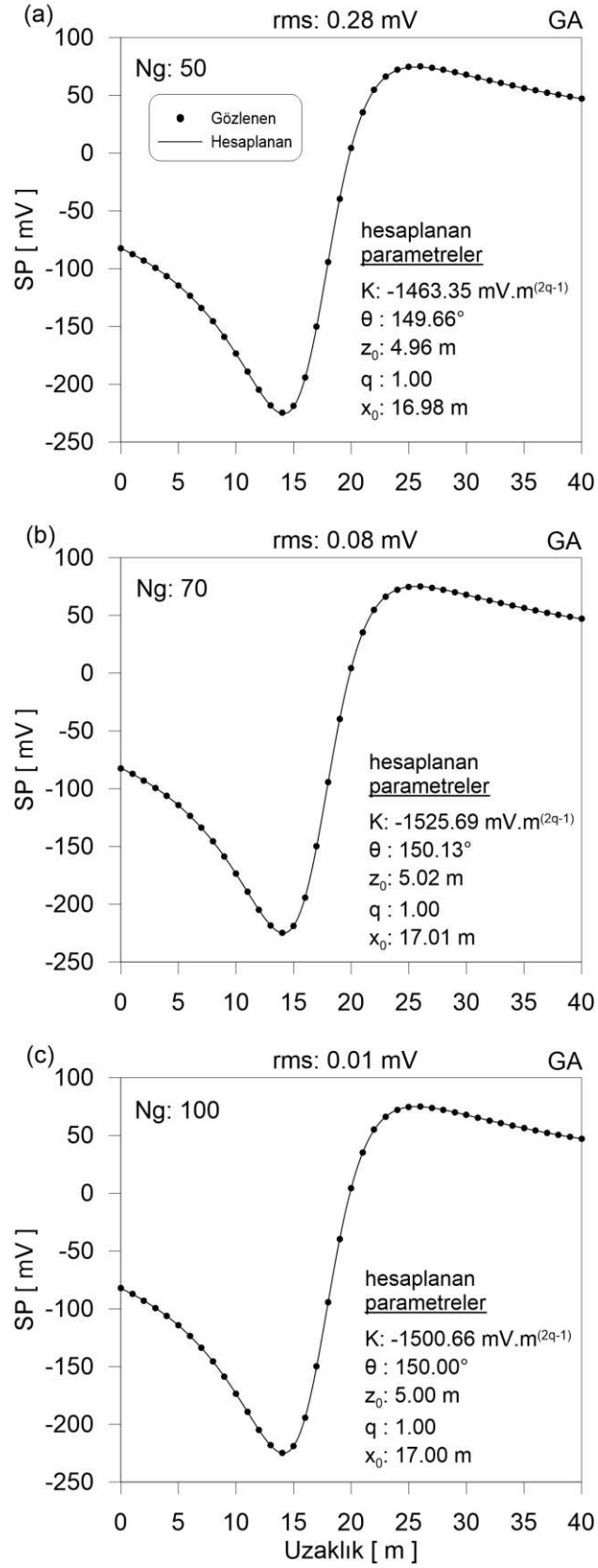
Tablo 4.14'te, GA'nın kontrol parametrelerinden biri olan P_c 'deki deęişimin sonuçlara etkisi verilmiştir. Bu problem için $P_c = 0,7$ deęerinin doęru model parametrelerine en yakın deęerleri verdięi görölmektedir.

Tablo 4.14 Gürültüsüz SP verisi için GA'daki çaprazlama olasılığı (P_c) deęişiminin çözüme etkisi (Dięer GA parametreleri; P_s : 300, N_g : 100 ve P_m : 0,1 olarak alınmıştır).

P_c	K (mV.m ^{2q-1})	θ (°)	z_0 (m)	q	x_0 (m)	rms (mV)
0,1	-1760,15	151,01	5,21	1,03	17,02	0,80
0,5	-1488,48	149,97	4,99	1,00	17,00	0,09
0,7	-1500,66	150,00	5,00	1,00	17,00	0,01
0,9	-1480,16	149,93	4,99	1,00	17,00	0,13

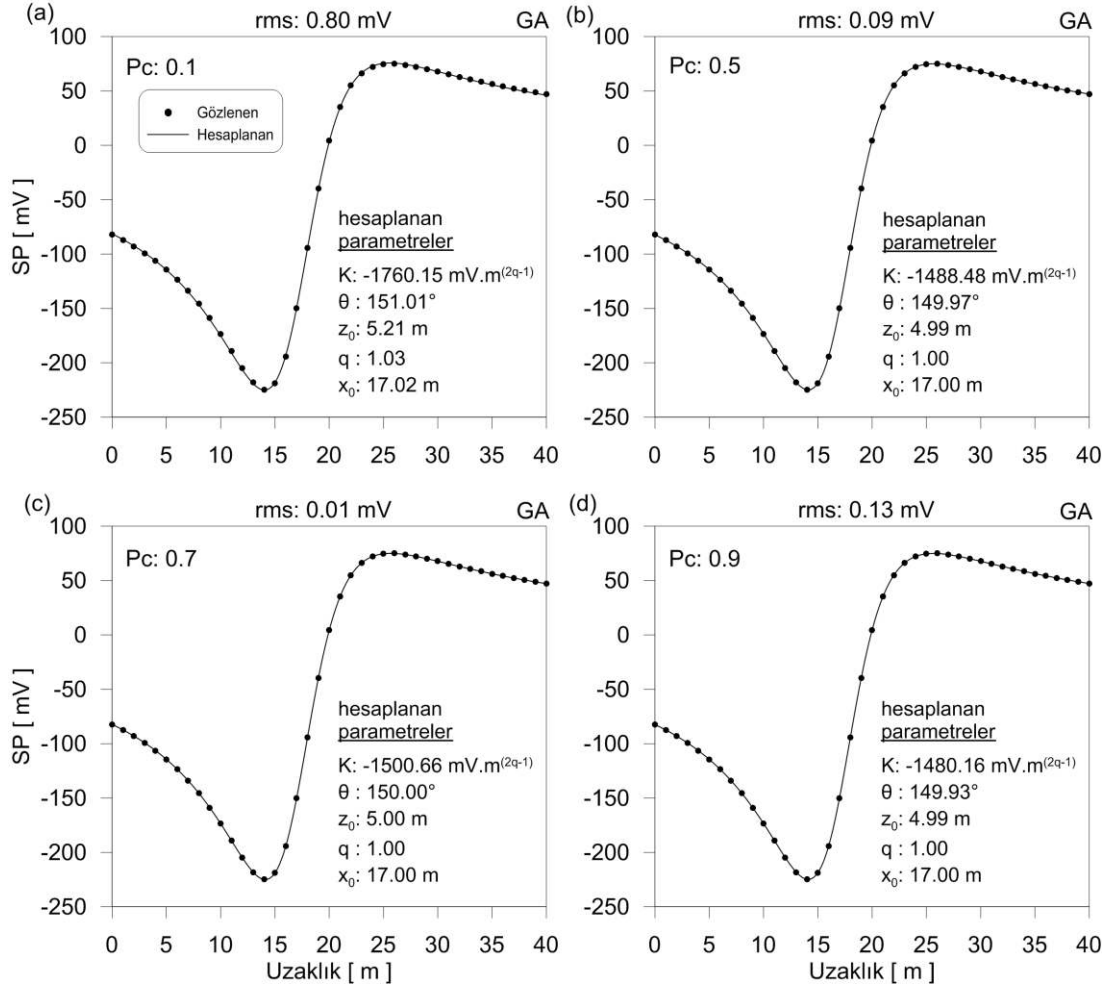


Şekil 4.12 Gürültüsüz SP verisi için GA'daki popülasyon sayısının (Ps) değişimi (Diğer GA parametreleri; Ng : 100, Pc : 0,7 ve Pm : 0,1 olarak alınmıştır).



Şekil 4.13 Gürültüsüz SP verisi için GA'daki kuşak sayısının (Ng) değişimi (Diğer GA parametreleri; Ps : 300, Pc : 0,7 ve Pm : 0,1 olarak alınmıştır).

Şekil 4.14'te, gürültüsüz SP verisi için GA'daki çaprazlama olasılığının (P_c) değişimi verilmiştir.



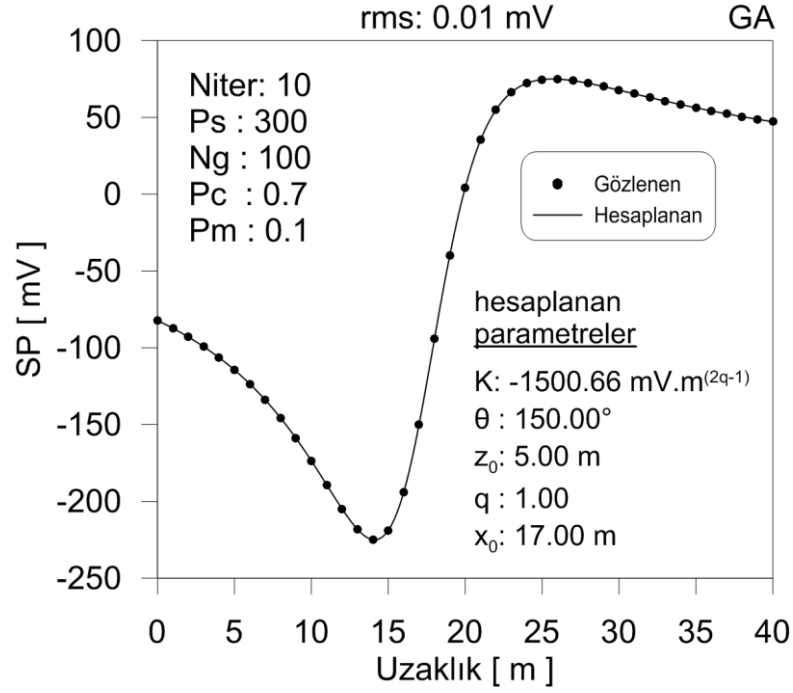
Şekil 4.14 Gürültüsüz SP verisi için GA'daki çaprazlama olasılığının (P_c) değişimi (Diğer GA parametreleri; P_s : 300, N_g : 100 ve P_m : 0,1 olarak alınmıştır).

Tablo 4.15, SP anomalilerine ait gürültüsüz ve gürültü eklenmiş yapay veri kümeleri için GA ile elde edilmiş en iyi çözümleri içermektedir.

Tablo 4.15 Yapay veri kümeleri için GA ile elde edilen en iyi çözümler.

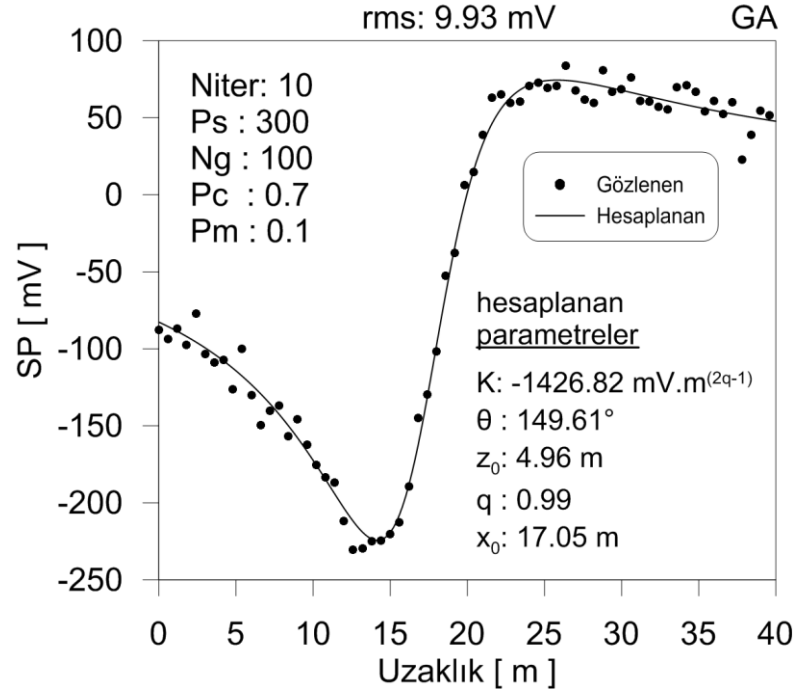
Veri Kümesi	$K \text{ (mV.m}^{2q-1}\text{)}$	$\theta \text{ (}^\circ\text{)}$	$z_0 \text{ (m)}$	q	$x_0 \text{ (m)}$	rms (mV)
Gürültüsüz yapay veri	-1500,66	150,00	5,00	1,00	17,00	0,01
Gürültülü yapay veri	-1426,82	149,61	4,96	0,99	17,05	9,93

Şekil 4.15, gürültüsüz SP verisi için yukarıda belirlenen en iyi kontrol parametreleri kullanılarak GA ile elde edilen sonuçları göstermektedir. Şekilde bu algoritmanın, SP belirtisini oluşturan parametreleri çok iyi kestirdiği açıkça görülmektedir.



Şekil 4.15 Gürültüsüz SP verisi için GA'nın en iyi çözümüne ait sonuçlar (*Niter*: iterasyon sayısı, *Ps*: popülasyon sayısı, *Ng*: kuşak sayısı, *Pc*: çaprazlama olasılığı, *Pm*: mutasyon olasılığı).

Şekil 4.16 yine aynı kontrol parametreleriyle, bu sefer gürültü eklenmiş SP verisi için genetik algoritma ile hesaplanan model tepkilerinin sentetik/gözlemsel verilerle karşılaştırılmasını göstermektedir. Burada *rms* değeri 9,93 mV olarak belirlenmiştir ve bu değer gürültünün standart sapma değeri olan ± 10 mV ile uyumludur.



Şekil 4.16 Gürültü eklenmiş SP verisi için GA'nın en iyi çözümüne ait sonuçlar (*Niter*: iterasyon sayısı, *Ps*: popülasyon sayısı, *Ng*: kuşak sayısı, *Pc*: çaprazlama olasılığı, *Pm*: mutasyon olasılığı).

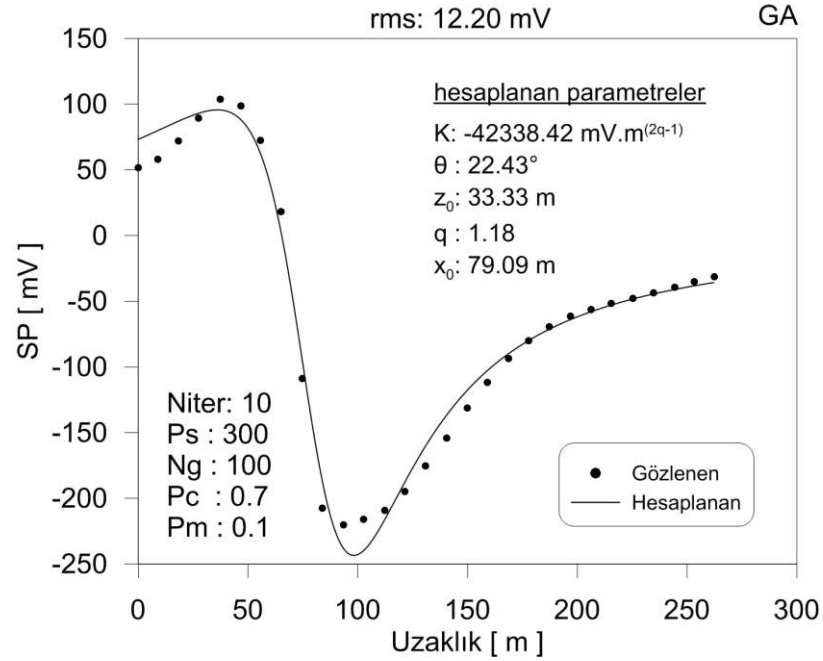
4.5.1.2 Arazi Verileriyle Yapılan Çalışmalar

Süleymanköy, Ergani (Türkiye) maden yatağındaki metalik sülfidler üzerinde ölçülmüş SP belirtileri (Abdelrahman ve diğer., 1997) ve Malachite Madeni, Colorado (ABD) üzerinde ölçülmüş SP belirtilerini (Abdelrahman ve diğer., 2009) içeren veri kümeleri için GA tarafından sentetik veriler üzerinde belirlenen en uygun parametrelerle (*Niter*: 10; *Ps*: 300; *Ng*: 100; *Pc*: 0,7; *Pm*: 0,1) hesaplanan çözümler Tablo 4.16'da verilmiştir.

Tablo 4.16 Arazi veri kümeleri için GA ile elde edilen en iyi çözümler.

Veri Kümesi	K (mV.m ^{2q-1})	θ (°)	z_0 (m)	q	x_0 (m)	rms (mV)
Süleymanköy (Türkiye)	-42338,42	22,43	33,33	1,18	79,09	12,20
Malachite Madeni (ABD)	-402,10	83,75	18,96	0,60	92,08	6,62

Şekil 4.17, Süleymanköy, Ergani (Türkiye) verisi (Abdelrahman ve diğer., 1997) için GA ile belirlenen model parametrelerini ve bu parametreler kullanılarak hesaplanan model tepkilerinin sentetik verilerle karşılaştırılmasını göstermektedir. Algoritma, 12,20 mV *rms* değeri ile çözümler üretmiştir.



Şekil 4.17 Süleymanköy, Ergani (Türkiye) verisi (Abdelrahman ve diğer., 1997) için GA ile elde edilen sonuçlar (*Niter*: iterasyon sayısı, *Ps*: popülasyon sayısı, *Ng*: kuşak sayısı, *Pc*: çaprazlama olasılığı, *Pm*: mutasyon olasılığı).

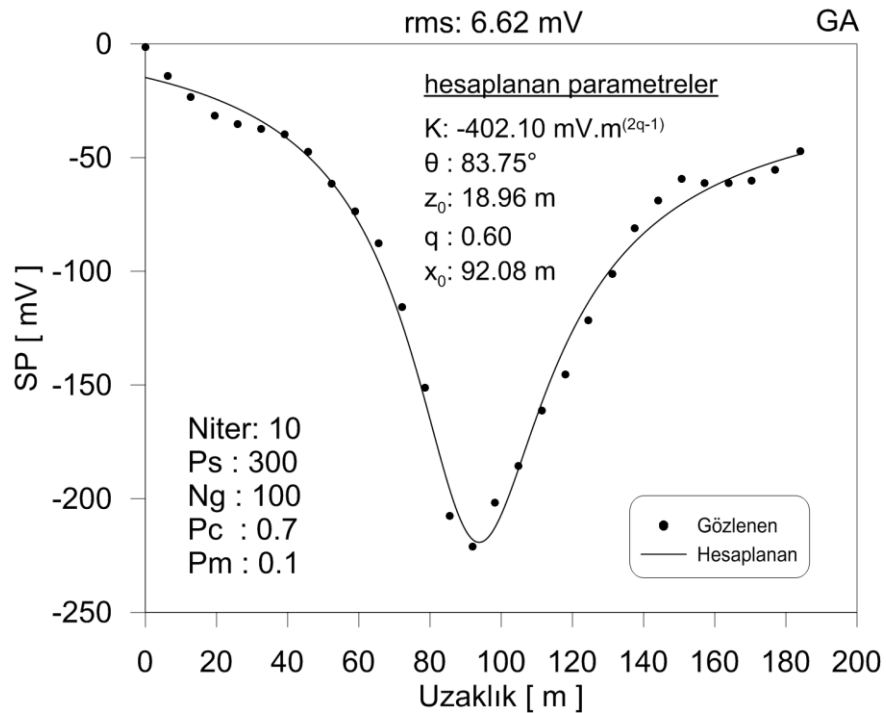
Tablo 4.17’de, Süleymanköy, Ergani (Türkiye) verisi için GA ile elde edilen sonuçlar, daha önce yapılan çalışmalarla (Abdelrahman ve diğer., 1997; Essa ve diğer., 2008; Tlas ve Asfahani, 2008) karşılaştırılmıştır. Süleymanköy anomalisi için bazı model parametrelerinin tahmininde, Abdelrahman ve arkadaşlarıyla (1997) Essa ve arkadaşları (2008), en küçük kareler yaklaşımı; Tlas ve Asfahani (2008) ise uyarlanabilir (adaptive) SA (ASA) algoritması kullanmışlardır. K , θ , z_0 ve q parametreleri için bahsedilen algoritmalarla GA’nın sonuçları Tablo 4.17’de listelenmiştir. Essa ve arkadaşları (2008), çalışmalarında q değerinin 1,0 olduğunu varsaymışlardır. Bu çalışmada, K parametresinin tahminleri diğerlerinden belirgin bir şekilde farklıdır. Öte yandan, θ , z_0 ve q değerlerinde bazı farklılıklar vardır. Tlas ve Asfahani (2008)’in q parametresi için tahmini, GA’nın sonucuna oldukça yakındır.

Tablo 4.17 Süleymanköy, Ergani (Türkiye) verisi için önceki çalışmalarla GA sonuçlarının karşılaştırılması.

Parametreler	Lokal optimizasyon		Global optimizasyon	
	Abdelrahman vd (1997)	Essa vd (2008)	Tlas ve Asfahani (2008) ASA	GA
K (mV.m ^{2q-1})	-1549,36	-12072,00	-904,03	-42338,42
θ (°)	14,67	17,80	17,76	22,43
z_0 (m)	38,78	35,90	35,41	33,33
q	1,36	1 ^a	1,19	1,18
rms (mV)	18,27	16,80	15,47	12,20

^a Şekil faktörü değeri q kabul edildi.

Şekil 4.18, Malachite Madeni, Colorado (ABD) verisi (Abdelrahman ve diğer., 2009) için GA ile belirlenen model parametrelerini ve bu parametreler kullanılarak hesaplanan model tepkilerinin gözlemsel verilerle karşılaştırılmasını göstermektedir. Algoritma, 6,62 mV rms değeri ile çözümler üretmiştir.



Şekil 4.18 Malachite Madeni, Colorado (ABD) verisi (Abdelrahman ve diğer., 2009) için GA ile elde edilen sonuçlar (Niter: iterasyon sayısı, Ps: popülasyon sayısı, Ng: kuşak sayısı, Pc: çaprazlama olasılığı, Pm: mutasyon olasılığı).

Tablo 4.18’de Malachite Madeni, Colorado (ABD) verisi için GA ile elde edilen sonuçlar, daha önce yapılan çalışmalarla (Abdelrahman ve diğer., 2009; Balkaya, 2013) karşılaştırılmıştır. Malachite Madeni anomalisi için bazı model parametrelerinin tahmininde, Abdelrahman ve arkadaşları (2009) lokal optimizasyon; Balkaya (2013) ise global optimizasyon algoritmalarından diferansiyel gelişim (differential evolution (DE)) algoritması kullanmıştır. K , θ , z_0 ve q parametreleri için bahsedilen algoritmalarla GA’nın sonuçları Tablo 4.18’de listelenmiştir. Sonuçlara bakıldığında K parametresi hariç diğer parametrelerin değerlerinde birbirine yakın sonuçlar elde edilmiştir.

Tablo 4.18 Malachite Madeni, Colorado (ABD) verisi için önceki çalışmalarla GA sonuçlarının karşılaştırılması.

Parametreler	Lokal optimizasyon	Global optimizasyon	
	Abdelrahman vd (2009)	Balkaya (2013) DE	GA
K (mV.m ^{2q-1})	-269,23	-436,11	-402,10
θ (°)	83,35	83,56	83,75
z_0 (m)	18,82	19,21	18,96
q	0,59	0,62	0,60
rms (mV)	7,13	6,56	6,62

4.5.2 DES Çalışmaları

Doğru akım elektrik öz direnç sondaj yöntemi genellikle bir Schlumberger elektrot dizilimi ile DES (Düşey Elektrik Sondajı) tekniği kullanılarak gerçekleştirilir. Çeşitli konvolüsyon filtreleri ile öz direnç dönüşüm fonksiyonunu görünür öz direnç veya tersine dönüştüren ve hızlı bir sayısal yöntem olan doğrusal filtre teorisi (örneğin Ghosh, 1971a, 1971b), yatay tabakalı ortam üzerinden Schlumberger sondaj eğrileri yorumlamak için yaygın olarak kullanılmıştır. Homojen ve izotrop katmanlı bir yer modeli varsayıldığında, Schlumberger dizilimi için görünür öz direnç, çekirdek fonksiyonunun bir Hankel integrali dönüşümünü içeren aşağıdaki denklemle ifade edilebilir (Koefoed, 1970):

$$\rho_a = s^2 \int_0^\infty T(\lambda) J_1(\lambda s) \lambda d\lambda \quad (4.3)$$

Burada, s mevcut elektrot aralığının yarısını (yani $AB/2$), λ (yani $1/s$) integral değişkenini ifade eder. J_1 ise birinci dereceden Bessel işlevini gösterir. Verilen katman parametreleri (örneğin öz direnç ve kalınlık) için dönüşük öz direnç fonksiyonu, aşağıdaki Pekeris yineleme bağıntısı ile hesaplanabilir (Koefoed, 1979; Pekeris, 1940):

$$T_i(\lambda) = \frac{T_{i+1} + \rho_i \tanh(\lambda h_i)}{[1 + T_{i+1}(\lambda) \tanh(\lambda h_i / \rho_i)]} \quad i = n - 1, n - 2, \dots, 1 \quad (4.4)$$

Burada n tabaka sayısını gösterir, ρ_i ve h_i sırasıyla i 'nci tabakanın öz direnç ve kalınlığını temsil eder. Görünür öz direnç değerleri, filtreler kullanarak yüzeydeki çekirdek fonksiyonunu gösteren $T_1(\lambda)$ 'den elde edilebilir. DES verilerinin GA ile ters çözümünde; üç katmanlı sentetik öz direnç sondaj eğrisi ve bir alüvyon akifer (Burdur, Türkiye) üzerinde ölçülmüş DES verisi (Balkaya ve diğer., 2009) kullanılmıştır.

4.5.2.1 Yapay Veriyle Yapılan Test Çalışmaları

Üç tabakadan oluşan sentetik bir model, basit bir K -tipi eğriyi temsil etmektedir. Gerçek model şu şekildedir; $(\rho_1, t_1, \rho_2, t_2, \rho_3) = (200, 5, 800, 10, 100)$. Her parametre için arama alanı (search space) ise sırasıyla; $\rho_1 \in [100, 400]$, $t_1 \in [1, 10]$, $\rho_2 \in [200, 1200]$, $t_2 \in [1, 20]$ ve $\rho_3 \in [20, 300]$ biçimindedir.

Tablo 4.19'da yapay DES verisi için farklı popülasyon sayısı (P_s) değerlerinin GA'nın sonuçları üzerindeki etkisi verilmiştir. Burada algoritmaya ait parametrelerden N_{iter} (iterasyon sayısı): 5; N_g (kuşak sayısı): 100; P_c (çaprazlama olasılığı): 0,7 ve P_m (mutasyon olasılığı) ise 0,1 alınmıştır. Bu değerlerle yapılan çalışmalarda popülasyon sayısının (P_s) artışı sonuçlara olumlu yönde yansımış ve rms değerini düşürmüştür. Bu durum Şekil 4.19'da görülmektedir.

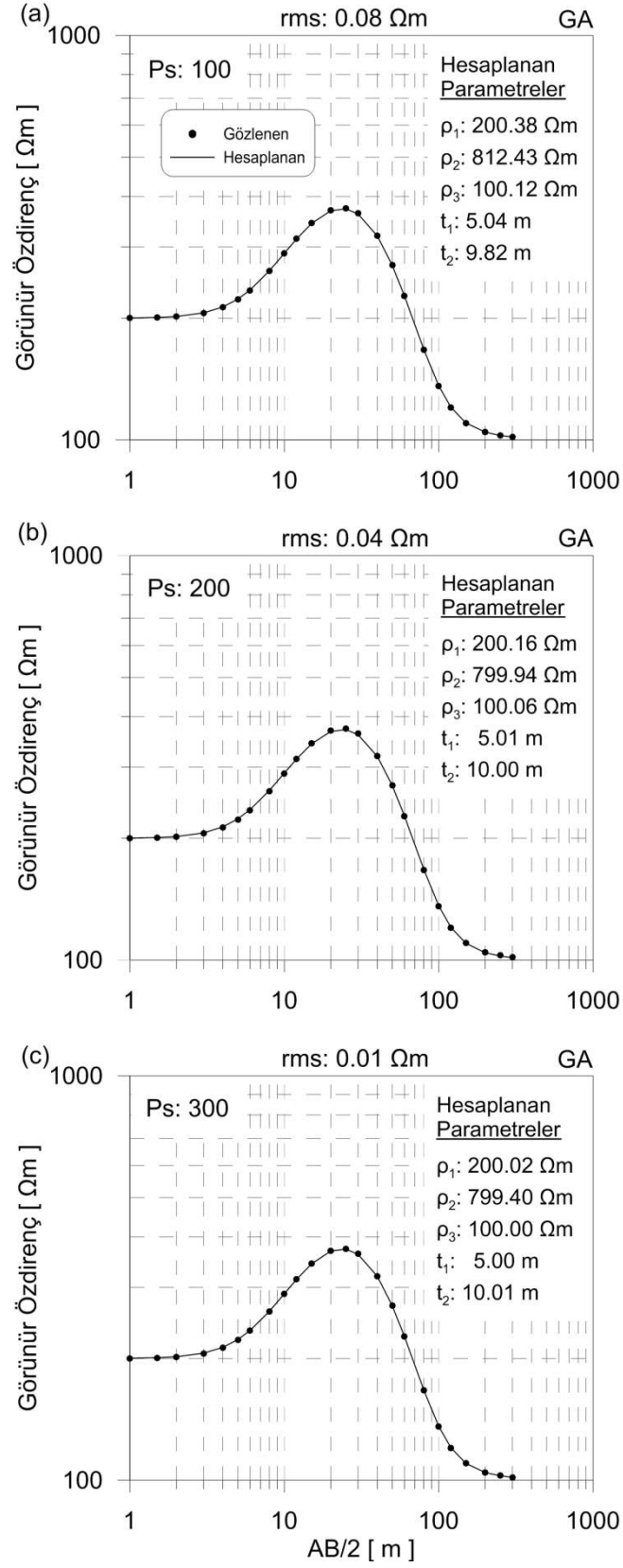
Tablo 4.19 Yapay DES verisi için GA'daki popülasyon sayısı (Ps) değişiminin çözüme etkisi (Diğer GA parametreleri; $Niter$: 5, Ng : 100, Pc : 0,7 ve Pm : 0,1 olarak alınmıştır).

Ps	Özdirenç (Ωm)			Kalınlık (m)		rms (Ωm)
	ρ_1	ρ_2	ρ_3	t_1	t_2	
100	200,38	812,43	100,12	5,04	9,82	0,08
200	200,16	799,94	100,06	5,01	10,00	0,04
300	200,02	799,40	100,00	5,00	10,01	0,01

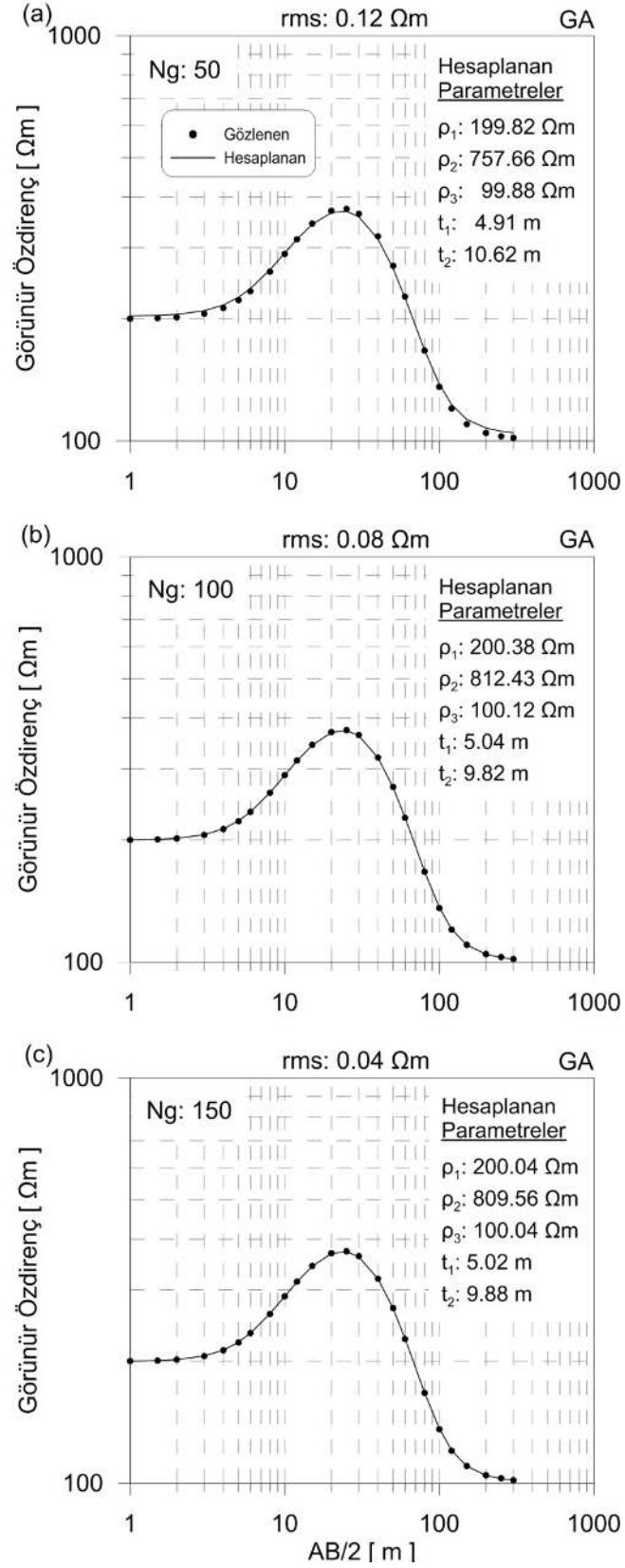
Tablo 4.20'de ise kuşak sayısının (Ng) değişimi irdelenmiştir. Burada algoritmaya ait parametrelerden $Niter$ (iterasyon sayısı): 5; Ps (popülasyon sayısı): 100; Pc (çaprazlama olasılığı): 0,7 ve Pm (mutasyon olasılığı): 0,1 alınmıştır. Bu değerlerle yapılan çalışmalarda kuşak sayısının (Ng) artışı, özdirenç ve kalınlık değerlerine olumlu yönde yansımış; bununla birlikte rms değerini düşürmüştür. Bu durum Şekil 4.20 ile de desteklenmektedir.

Tablo 4.20 Yapay DES verisi için GA'daki kuşak sayısı (Ng) değişiminin çözüme etkisi (Diğer GA parametreleri; $Niter$: 5, Ps : 100, Pc : 0,7 ve Pm : 0,1 olarak alınmıştır).

Ng	Özdirenç (Ωm)			Kalınlık (m)		rms (Ωm)
	ρ_1	ρ_2	ρ_3	t_1	t_2	
50	199,82	757,66	99,88	4,91	10,62	0,12
100	200,38	812,43	100,12	5,04	9,82	0,08
150	200,04	809,56	100,04	5,02	9,88	0,04



Şekil 4.19 Yapay DES verisi için GA'daki popülasyon sayısının (P_s) değişimi (Diğer GA parametreleri; N_{iter} : 5, N_g : 100, P_c : 0,7 ve P_m : 0,1 olarak alınmıştır).



Şekil 4.20 Yapay DES verisi için GA'daki kuşak sayısının (N_g) değişimi (Diğer GA parametreleri; N_{iter} : 5, P_s : 100, P_c : 0,7 ve P_m : 0,1 olarak alınmıştır).

4.5.2.2 Arazi Verisiyle Yapılan Çalışmalar

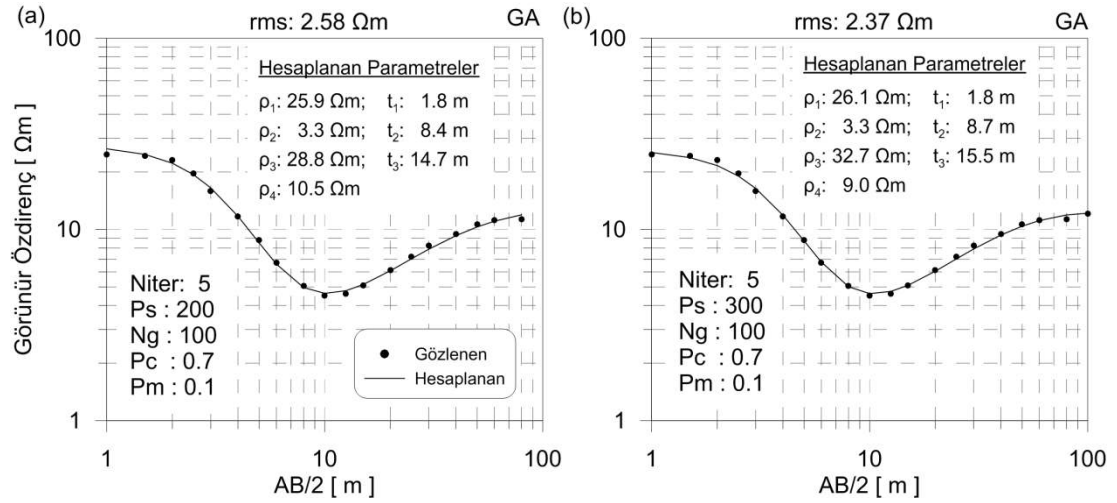
Buradaki GA uygulamalarında kullanılan arazi veri kümesi, Burdur (Türkiye) şehrinde yapılan DES çalışmasından (Balkaya, Kaya ve Göktürkler, 2009) elde edilmiştir. Bir alüvyon akifer üzerine inşa edilmiş Burdur şehri, Türkiye'nin güneybatısında sismik olarak en aktif bölgelerinden birinde yer almaktadır. Çalışma yerinde toprağın özellikleri, siltli, killi ve kumlu birimler içeren konsolide olmayan ve suya doymuş sedimanlar ile karakterize edilmiştir. Yerin diğer bir özelliği ise, sık bir yer altı su seviyesine sahip olmasıdır. Dolayısıyla, şehir büyük bir deprem esnasında zemin sıvılaşması riski altındadır (Balkaya ve diğer, 2009).

Tablo 4.21, Burdur'da yapılan DES çalışması (Balkaya ve diğer., 2009) için farklı popülasyon sayıları (P_s) kullanılarak GA ile elde edilen sonuçları içermektedir. Burada her parametre için arama alanı (search space) sırasıyla; $\rho_1 \in [20, 30]$, $t_1 \in [1, 4]$, $\rho_2 \in [1, 20]$, $t_2 \in [5, 15]$, $\rho_3 \in [10, 50]$, $t_3 \in [8, 20]$ ve $\rho_4 \in [1, 20]$ biçimindedir. Ayrıca algoritmaya ait diğer parametreler: iterasyon sayısı (N_{iter}): 5, kuşak sayısı (N_g): 100, çaprazlama olasılığı (P_c): 0,7 ve mutasyon olasılığı (P_m): 0,1 şeklinde alınmıştır.

Tablo 4.21 Burdur (Türkiye) verisi (Balkaya ve diğer., 2009) için GA ile elde edilen sonuçlar (GA parametreleri, N_{iter} : 5; N_g : 100; P_c : 0,7 ve P_m : 0,1 olarak alınmıştır).

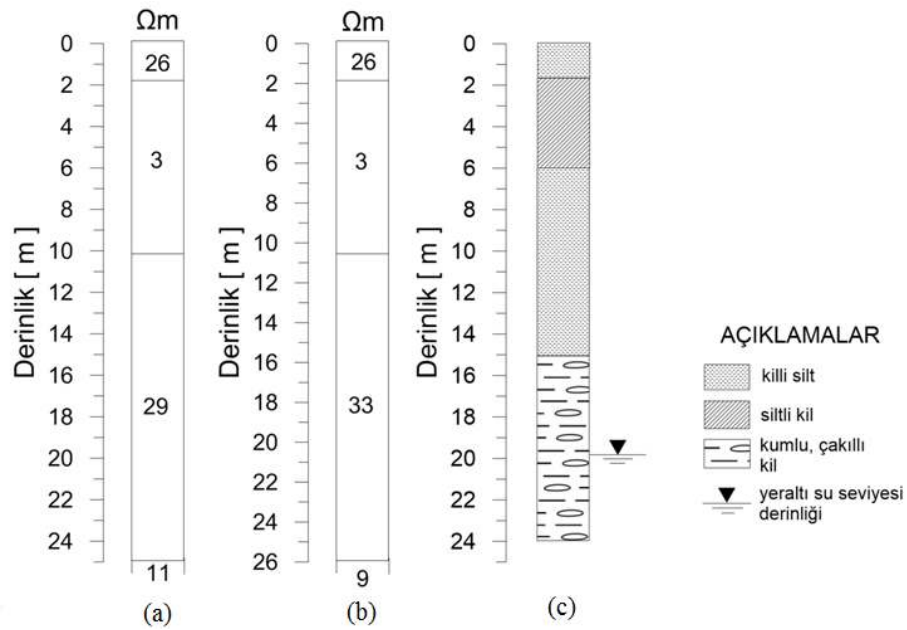
P_s	Özdirenç (Ωm)				Kalınlık (m)			rms (Ωm)
	ρ_1	ρ_2	ρ_3	ρ_4	t_1	t_2	t_3	
200	25,9	3,3	28,8	10,5	1,8	8,4	14,7	2,58
300	26,1	3,3	32,7	9,0	1,8	8,7	15,5	2,37

Şekil 4.21, Burdur (Türkiye) verisi (Balkaya ve diğer., 2009) için farklı popülasyon sayıları (P_s) kullanılarak GA ile belirlenen model parametrelerini ve bu parametreler yardımıyla hesaplanan model tepkilerinin sentetik/gözlemsel verilerle karşılaştırılmasını göstermektedir.



Şekil 4.21 Burdur (Türkiye) verisi (Balkaya ve diğer., 2009) için GA ile elde edilen sonuçlar (N_{iter} : iterasyon sayısı, P_s : popülasyon sayısı, N_g : kuşak sayısı, P_c : çaprazlama olasılığı, P_m : mutasyon olasılığı).

Şekil 4.22 ise, farklı popülasyon sayıları (P_s) için GA ile hesaplanan modelleri ve çalışma yerindeki sondaj logunu (Balkaya ve diğer., 2009) göstermektedir.



Şekil 4.22 (a) P_s : 200 için hesaplanmış model (b) P_s : 300 için hesaplanmış model (c) Sondaj logu (Balkaya ve diğer., 2009).

4.6 Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO) Algoritması Uygulamaları

Bu bölümdeki PSO uygulamaları sadece yapay ve arazi verilerinden oluşan SP veri kümeleri kullanılarak yapılmış ve sonuçlar SP yöntemi bağlamında değerlendirilmiştir.

4.6.1 Yapay Verilerle Yapılan Test Çalışmaları

Bu bölümde, gürültüsüz ve gürültü eklenmiş yapay veri kümeleri üzerinde PSO algoritmasına ait kontrol parametrelerinin sonuçlara etkisi irdelenmiştir. Burada öncelikle, bazı araştırmacıların çalışmalarından derlenmiş maksimum atalet ağırlığı (w_{max}), minimum atalet ağırlığı (w_{min}) ve hızlandırma katsayılarından (c_1 ve c_2) oluşan katsayı kümelerinin problemimiz üzerindeki etkisi incelenmiştir. Bahsi geçen katsayı kümeleri ve referansları Tablo 4.22’de verilmiştir.

Tablo 4.22 PSO’da kullanılan katsayı kümeleri.

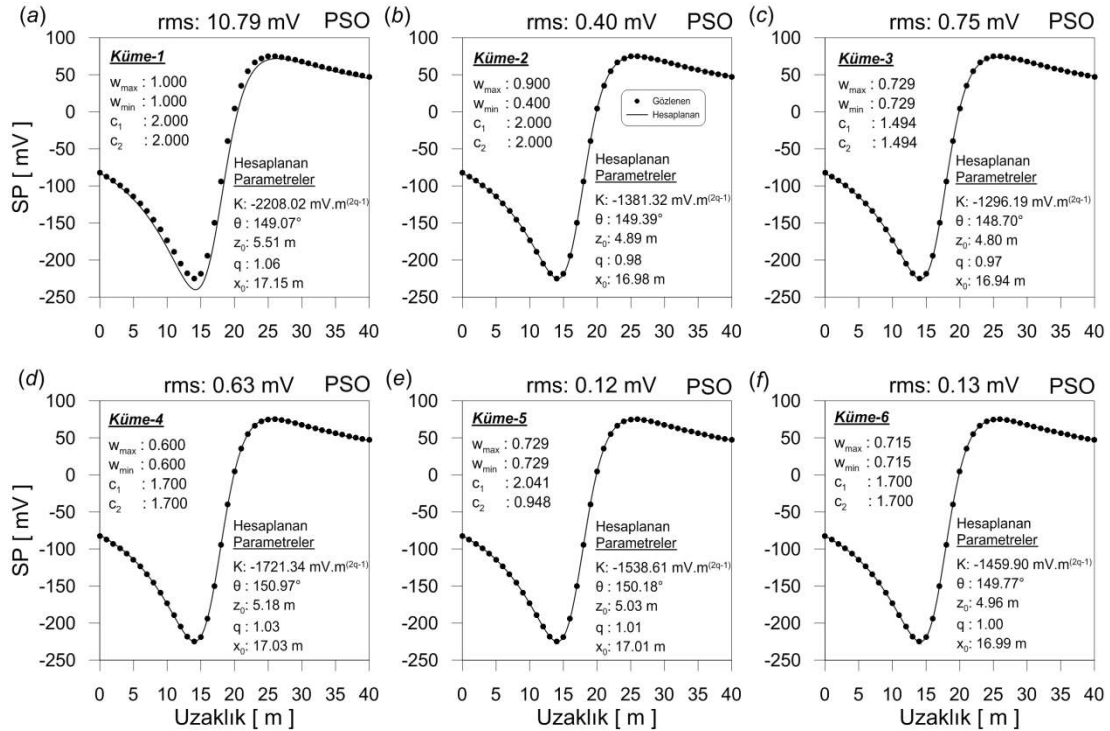
Katsayı Kümeleri	w_{max}	w_{min}	c_1	c_2	Referans
<i>Küme-1</i>	1,000	1,000	2,000	2,000	Kennedy ve Eberhart (1995)
<i>Küme-2</i>	0,900	0,400	2,000	2,000	Shi ve Eberhart (1998b)
<i>Küme-3</i>	0,729	0,729	1,494	1,494	Clerc (1999), Eberhart ve Shi (2000), Clerc ve Kennedy (2002)
<i>Küme-4</i>	0,600	0,600	1,700	1,700	Trelea (2003)
<i>Küme-5</i>	0,729	0,729	2,041	0,948	Carlisle ve Dozier (2001)
<i>Küme-6</i>	0,715	0,715	1,700	1,700	Jiang ve diğer. (2007)

Tablo 4.23’te, gürültüsüz SP veri kümesi için PSO algoritmasında atalet ağırlıkları (w_{max} , w_{min}) ve hızlandırma katsayılarından (c_1 , c_2) oluşan katsayı kümelerinin sonuçlara etkisi verilmiştir. Bu çalışmalarda, PSO algoritmasına ait diğer kontrol parametreleri; iterasyon sayısı ($Niter$): 10, maksimum iterasyon ($Itmax$): 100, popülasyon sayısı (Np): 100 olarak alınmıştır. En iyi sonuçlara, Carlisle ve Dozier (2001)’in çalışmasından elde edilen katsayılar kümesi (*Küme-5*) ile ulaşılmıştır.

Tablo 4.23 Gürültüsüz SP verisi için PSO'daki katsayı kümelerinin çözüme etkisi (Diğer PSO parametreleri; $Niter$: 10, $Itmax$: 100, Np : 100 olarak alınmıştır).

Katsayı Kümeleri	K ($mV.m^{2q-1}$)	θ ($^\circ$)	z_0 (m)	q	x_0 (m)	rms (mV)
<i>Küme-1</i>	-2208,02	149,07	5,51	1,06	17,15	10,79
<i>Küme-2</i>	-1381,32	149,39	4,89	0,98	16,98	0,40
<i>Küme-3</i>	-1296,19	148,70	4,80	0,97	16,94	0,75
<i>Küme-4</i>	-1721,34	150,97	5,18	1,03	17,03	0,63
<i>Küme-5</i>	-1538,61	150,18	5,03	1,01	17,01	0,12
<i>Küme-6</i>	-1459,90	149,77	4,96	1,00	16,99	0,13

Şekil 4.23'te, gürültüsüz SP veri kümesi üzerinde PSO algoritması yardımıyla Tablo 4.22'de yer alan katsayı kümelerinin karşılaştırılması gösterilmiştir. Şekilde de görüldüğü üzere, en iyi sonuçlara 0,12 mV rms değerine sahip '*Küme-5*' ile ulaşılmıştır.



Şekil 4.23 Gürültüsüz SP verisi için PSO'daki katsayı kümelerinin karşılaştırılması (Diğer PSO parametreleri; $Niter$: 10, $Itmax$: 100, Np : 100 olarak alınmıştır).

Tablo 4.24’te gürültüsüz SP veri kümesi için PSO algoritmasında “maksimum iterasyon (*Itmax*)” değişiminin sonuçlara etkisi verilmiştir. Burada algoritmanın iterasyon sayısı (*Niter*): 10 ve popülasyon sayısı (*Np*): 100 olarak alınmıştır. Tabloya bakıldığında, maksimum iterasyon (*Itmax*) sayısı arttıkça model parametrelerinin iyileştiği ve *rms* değerlerinin düştüğü gözlenmiştir. En iyi sonuçlara, maksimum iterasyonun (*Itmax*) 150 olması durumunda ulaşılmıştır.

Tablo 4.24 Gürültüsüz SP verisi için PSO’daki maksimum iterasyon (*Itmax*) değişiminin çözüme etkisi (Diğer PSO parametreleri; *Niter*: 10, *Np*: 100 olarak alınmıştır).

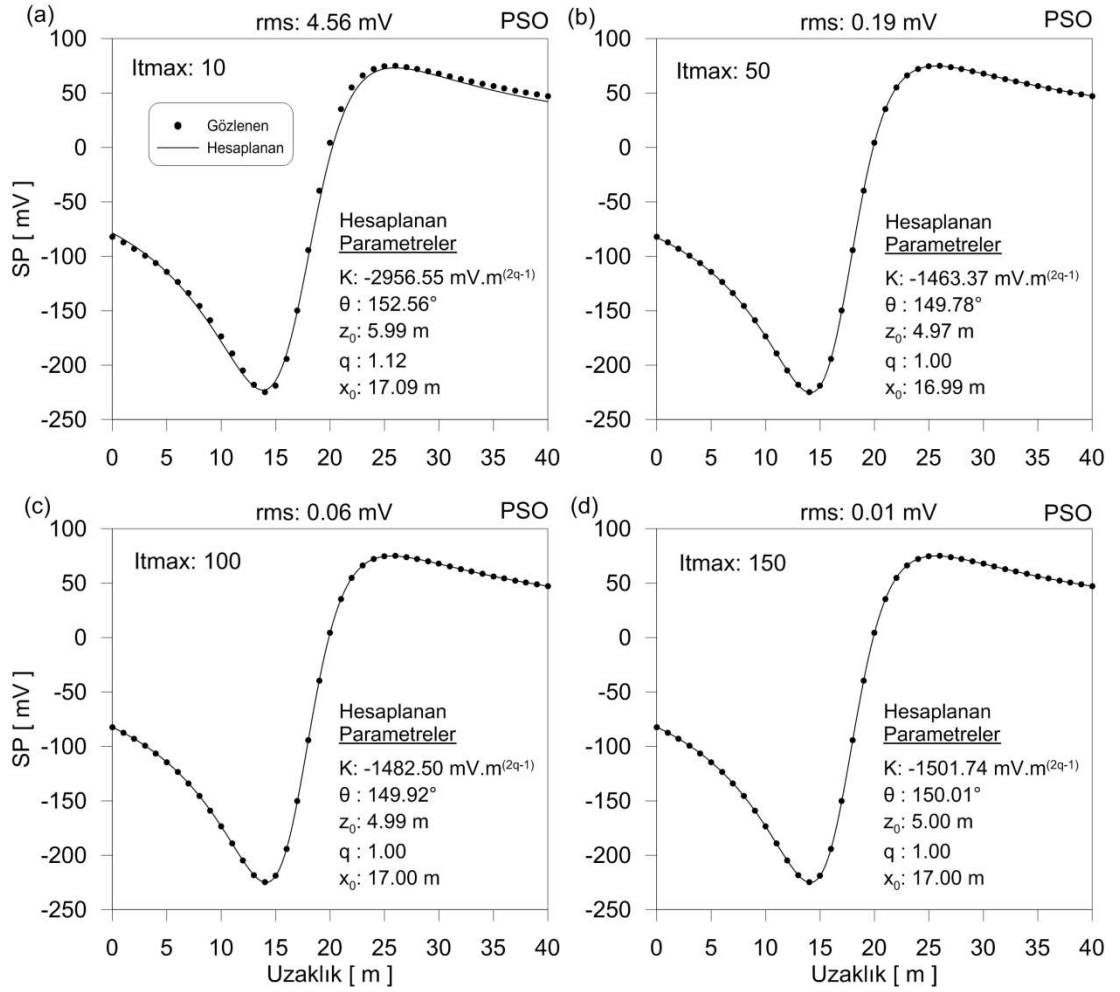
<i>Itmax</i>	<i>K</i> (mV.m ^{2q-1})	θ (°)	<i>z</i> ₀ (m)	<i>q</i>	<i>x</i> ₀ (m)	rms (mV)
10	-2956,55	152,56	5,99	1,12	17,09	4,56
50	-1463,37	149,78	4,97	1,00	16,99	0,19
100	-1482,50	149,92	4,99	1,00	17,00	0,06
150	-1501,74	150,01	5,00	1,00	17,00	0,01

Tablo 4.25’te gürültüsüz SP veri kümesi için PSO algoritmasında popülasyon sayısı (*Np*) değişiminin sonuçlara etkisi verilmiştir. Burada algoritmanın iterasyon sayısı (*Niter*) 10, maksimum iterasyon (*Itmax*) ise 100 olarak alınmıştır. Tabloya bakıldığında, popülasyon sayısı (*Np*) arttıkça model parametrelerinin iyileştiği ve *rms* değerlerinin düştüğü gözlenmiştir. En iyi sonuçlara, popülasyon sayısının (*Np*) 200 olması durumunda ulaşılmıştır.

Tablo 4.25 Gürültüsüz SP verisi için PSO’daki popülasyon sayısı (*Np*) değişiminin çözüme etkisi (Diğer PSO parametreleri; *Niter*: 10, *Itmax*: 100 olarak alınmıştır).

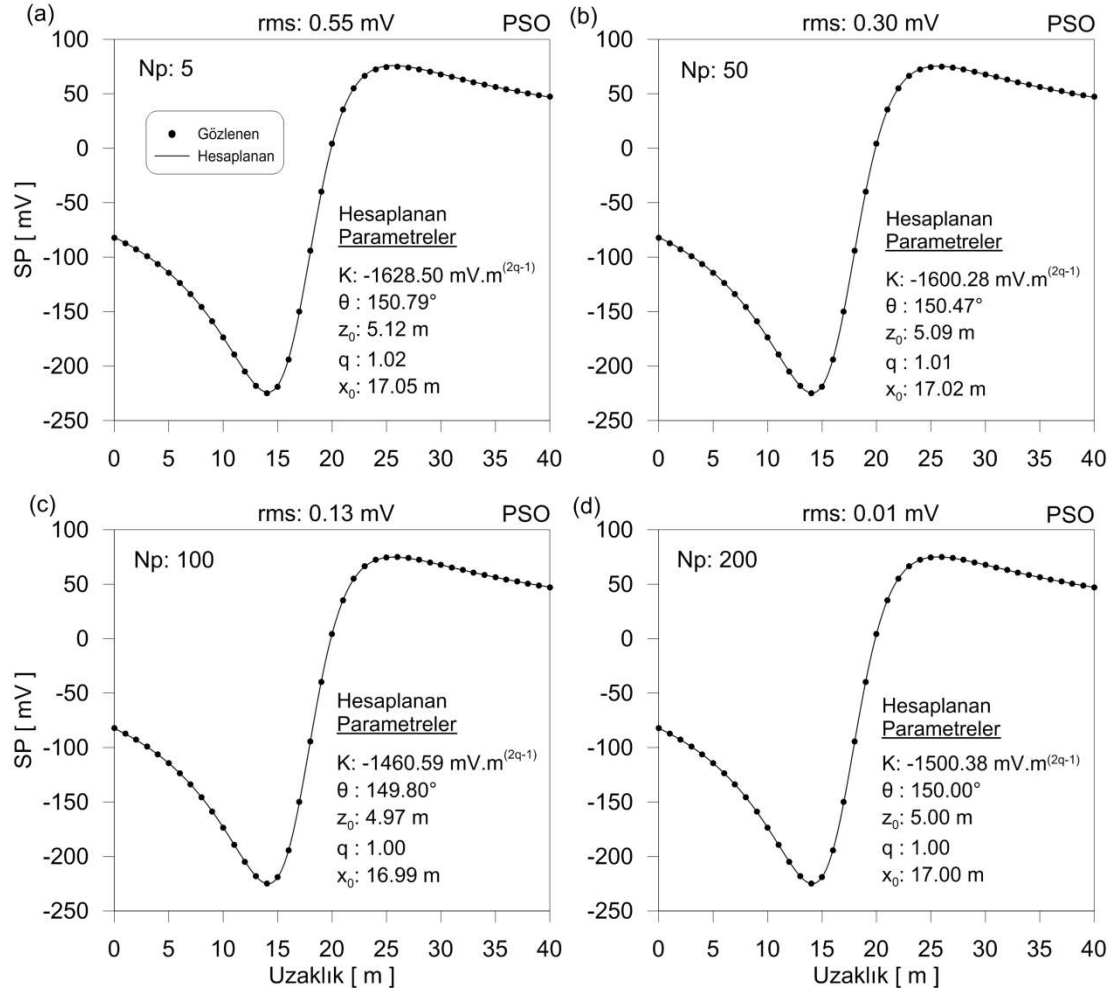
<i>Np</i>	<i>K</i> (mV.m ^{2q-1})	θ (°)	<i>z</i> ₀ (m)	<i>q</i>	<i>x</i> ₀ (m)	rms (mV)
5	-1628,50	150,79	5,12	1,02	17,05	0,55
50	-1600,28	150,47	5,09	1,01	17,02	0,30
100	-1460,59	149,80	4,97	1,00	16,99	0,13
200	-1500,38	150,00	5,00	1,00	17,00	0,01

Şekil 4.24, gürültüsüz SP veri kümesi için PSO algoritmasında maksimum iterasyon ($Itmax$) değişimini göstermektedir. Burada algoritmanın iterasyon sayısı ($Niter$) 10, popülasyon sayısı (Np) ise 100 alınmıştır. Şekilde de görüldüğü gibi, gözlenen ile hesaplanan model arasındaki en iyi çakışma maksimum iterasyonun ($Itmax$) 150 olması durumunda gözlenmiş; hesaplanan model parametrelerinde de çok iyi sonuçlar elde edilmiştir.



Şekil 4.24 Gürültüsüz SP verisi için PSO'daki maksimum iterasyonun ($Itmax$) değişimi (Diğer PSO parametreleri; $Niter: 10$, $Np: 100$ alınmıştır).

Şekil 4.25, gürültüsüz SP veri kümesi için PSO algoritmasında popülasyon sayısı (Np) değişimini göstermektedir. Burada algoritmanın iterasyon sayısı ($Niter$) 10, maksimum iterasyon ($Itmax$) ise 100 alınmıştır.



Şekil 4.25 Gürültüsüz SP verisi için PSO'daki popülasyon sayısının (N_p) değişimi (Diğer PSO parametreleri; $Niter$: 10, $Itmax$: 100 olarak alınmıştır).

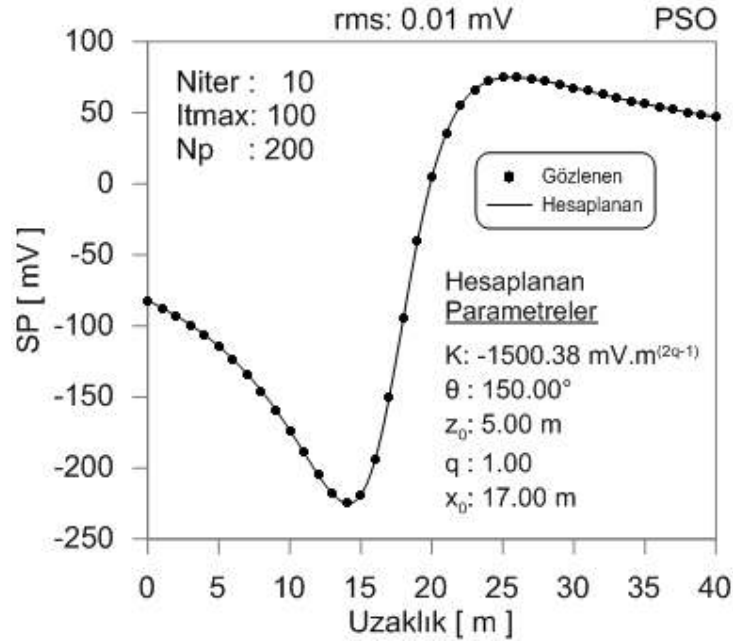
Şekil 4.25'e bakıldığında, gözlenen ile hesaplanan model arasındaki en iyi çıkışma popülasyon sayısının (N_p) 200 olması durumunda gözlenmiştir. Hesaplanan model parametrelerinde de mükemmel yakın sonuçlar elde edilmiştir.

Tablo 4.26'da gürültüsüz ve gürültü eklenmiş yapay veri kümeleri için PSO algoritmasıyla elde edilen en iyi çözümler verilmiştir. Burada, yukarıdaki çalışmalarla belirlenen en iyi kontrol parametreleri kullanılmıştır. Bu parametreler; iterasyon sayısı ($Niter$): 10, maksimum iterasyon ($Itmax$): 100 ve popülasyon sayısı (N_p): 200 şeklindedir. Sonuçlarda rms değeri; gürültüsüz veri kümesi için 0,01 mV, gürültü eklenmiş veri kümesi için ise 9,93 mV olarak bulunmuştur.

Tablo 4.26 Yapay veri kümeleri için PSO algoritmasıyla elde edilen en iyi çözümler (PSO parametreleri; $Niter$: 10, $Itmax$: 100, Np : 200 olarak alınmıştır).

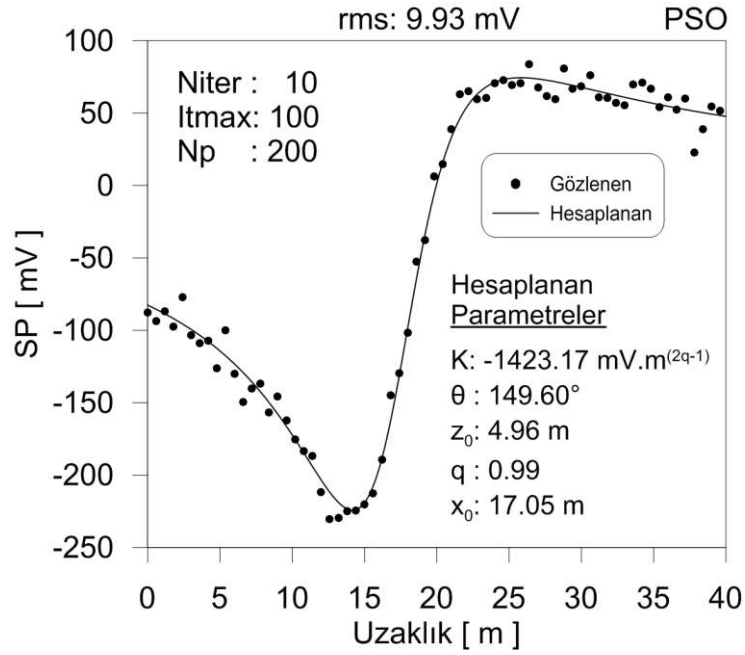
Veri Kümesi	K (mV.m ^{2q-1})	θ (°)	z_0 (m)	q	x_0 (m)	rms (mV)
Gürültüsüz yapay veri	-1500,38	150,00	5,00	1,00	17,00	0,01
Gürültülü yapay veri	-1423,17	149,60	4,96	0,99	17,05	9,93

Şekil 4.26, gürültüsüz SP verisi için yukarıda belirlenen en iyi kontrol parametreleri kullanılarak PSO algoritması ile elde edilen sonuçları göstermektedir. Şekilde, bu algoritmanın SP belirtisini oluşturan parametreleri çok iyi kestirdiği açıkça görülmektedir.



Şekil 4.26 Gürültüsüz SP verisi için PSO algoritması ile elde edilen sonuçlar ($Niter$: iterasyon sayısı, $Itmax$: maksimum iterasyon, Np : popülasyon sayısı).

Şekil 4.27 ise, gürültü eklenmiş SP verisi için yukarıdaki çalışmalarda belirlenen kontrol parametreleri kullanılarak PSO algoritması ile elde edilen sonuçları göstermektedir.



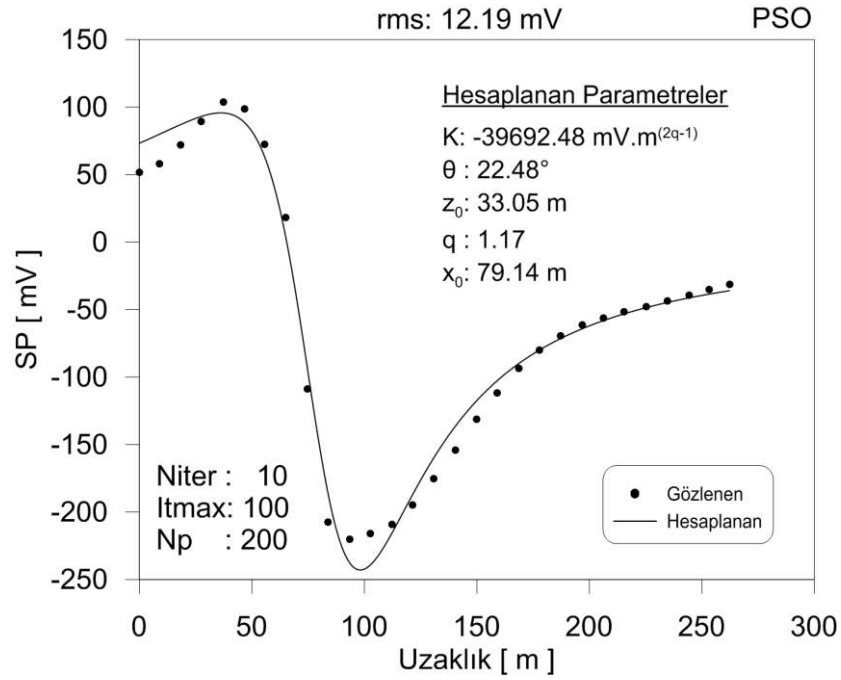
Şekil 4.27 Gürültü eklenmiş SP verisi için PSO algoritması ile elde edilen sonuçlar (*Niter*: iterasyon sayısı, *Itmax*: maksimum iterasyon, *Np*: popülasyon sayısı).

4.6.2 Arazi Verileriyle Yapılan Çalışmalar

Süleymanköy, Ergani (Türkiye) maden yatağındaki metalik sülfidler üzerinde ölçülmüş SP belirtileri (Abdelrahman ve diğer., 1997) ve Malachite Madeni, Colorado (ABD) üzerinde ölçülmüş SP belirtilerini (Abdelrahman ve diğer., 2009) içeren veri kümeleri için PSO algoritması tarafından sentetik veri kümeleri üzerinde belirlenen en uygun parametreler; iterasyon sayısı (*Niter*): 10, maksimum iterasyon (*Itmax*): 100 ve popülasyon sayısı (*Np*): 200 ile hesaplanan çözümler Tablo 4.27’de verilmiştir.

Tablo 4.27 Arazi verileri için PSO algoritmasıyla elde edilen sonuçlar (PSO parametreleri; *Niter*: 10, *Itmax*: 100, *Np*: 200 olarak alınmıştır).

Veri Kümesi	K (mV.m ^{2q-1})	θ (°)	z ₀ (m)	q	x ₀ (m)	rms (mV)
Süleymanköy (Türkiye)	-39692,48	22,48	33,05	1,17	79,14	12,19
Malachite Madeni (ABD)	-439,49	83,53	19,26	0,62	92,29	6,56



Şekil 4.28 Süleymanköy, Ergani (Türkiye) verisi (Abdelrahman ve diğer., 1997) için PSO algoritması ile elde edilen sonuçlar (*Niter*: iterasyon sayısı, *Itmax*: maksimum iterasyon, *Np*: popülasyon sayısı).

Şekil 4.28, Süleymanköy, Ergani (Türkiye) veri kümesi (Abdelrahman ve diğer., 1997) için PSO algoritmasıyla belirlenen model parametrelerini ve bu parametreler kullanılarak hesaplanan model tepkilerinin gözlemsel verilerle karşılaştırılmasını göstermektedir. Algoritma 12,19 mV *rms* değeri ile çözümler üretmiştir.

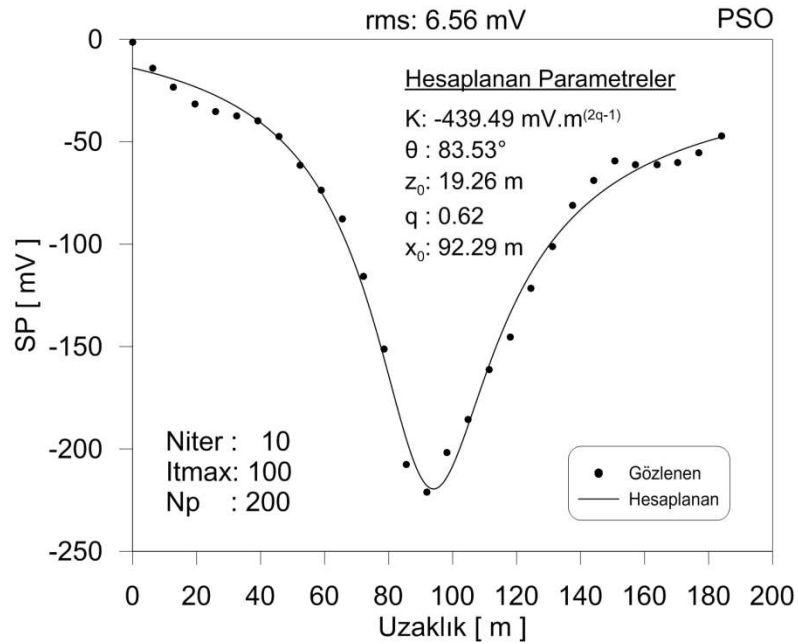
Tablo 4.28’de, Süleymanköy, Ergani (Türkiye) verisi için PSO algoritması ile elde edilen sonuçlar, daha önce yapılan çalışmalarla (Abdelrahman ve diğer., 1997; Essa ve diğer., 2008; Tlas ve Asfahani, 2008) karşılaştırılmıştır. Süleymanköy anomalisi için bazı model parametrelerinin tahmininde, Abdelrahman ve arkadaşlarıyla (1997) Essa ve arkadaşları (2008), en küçük kareler yaklaşımı; Tlas ve Asfahani (2008) ise uyarlanabilir (adaptive) SA (ASA) algoritması kullanmışlardır. K , θ , z_0 ve q parametreleri için bahsedilen algoritmalarla YII algoritmasının sonuçları Tablo 4.28’de listelenmiştir. Essa ve arkadaşları (2008), çalışmalarında q değerinin 1,0 olduğunu varsaymışlardır. Bu çalışmada, K parametresinin tahminleri diğerlerinden belirgin bir şekilde farklıdır. Öte yandan; θ , z_0 ve q değerlerinde bazı farklılıklar vardır. Tlas ve Asfahani (2008)’in q parametresi için tahmini, PSO algoritmasının sonucuna oldukça yakındır.

Tablo 4.28 Süleymanköy, Ergani (Türkiye) verisi (Abdelrahman ve diğer., 1997) için PSO sonuçlarının önceki çalışmalarla karşılaştırılması.

Parametreler	Lokal optimizasyon		Global optimizasyon	
	Abdelrahman vd (1997)	Essa vd (2008)	Tlas ve Asfahani (2008) ASA	PSO
K (mV.m ^{2q-1})	-1549,36	-12072,00	-904,03	-39692,48
θ (°)	14,67	17,80	17,76	22,48
z_0 (m)	38,78	35,90	35,41	33,05
q	1,36	1 ^a	1,19	1,17
rms (mV)	18,27	16,80	15,47	12,19

^a Şekil faktörü değeri q kabul edildi.

Şekil 4.29, Malachite Madeni, Colorado (ABD) verisi (Abdelrahman ve diğer., 2009) için PSO algoritmasıyla belirlenen model parametrelerini ve bu parametreler kullanılarak hesaplanan model tepkilerinin gözlemsel verilerle karşılaştırılmasını göstermektedir. Algoritma, 6,56 mV *rms* değeri ile çözümler üretmiştir.



Şekil 4.29 Malachite Madeni, Colorado (ABD) verisi (Abdelrahman ve diğer., 2009) için PSO algoritması ile elde edilen sonuçlar (*Niter*: iterasyon sayısı, *Itmax*: maksimum iterasyon, *Np*: popülasyon sayısı).

Tablo 4.29’da Malachite Madeni, Colorado (ABD) verisi için PSO algoritmasıyla elde edilen sonuçlar, daha önce yapılan çalışmalarla (Abdelrahman ve diğer., 2009; Balkaya, 2013) karşılaştırılmıştır. Malachite Madeni anomalisi için bazı model parametrelerinin tahmininde, Abdelrahman ve arkadaşları (2009) lokal optimizasyon; Balkaya (2013) ise global optimizasyon algoritmalarından diferansiyel gelişim (differential evolution (DE)) algoritması kullanmıştır. K , θ , z_0 ve q parametreleri için bahsedilen algoritmalarla PSO algoritmasının sonuçları Tablo 4.29’da listelenmiştir.

Tablo 4.29 Malachite Madeni, Colorado (ABD) verisi (Abdelrahman ve diğer., 2009) için PSO sonuçlarının önceki çalışmalarla karşılaştırılması.

Parametreler	Lokal optimizasyon	Global optimizasyon	
	Abdelrahman <i>vd</i> (2009)	Balkaya (2013) DE	PSO
K (mV.m ^{2q-1})	-269,23	-436,11	-439,49
θ (°)	83,35	83,56	83,53
z_0 (m)	18,82	19,21	19,26
q	0,59	0,62	0,62
rms (mV)	7,13	6,56	6,56

Sonuçlar Abdelrahman ve arkadaşlarının (2009) çalışmasıyla karşılaştırıldığında, K parametresi hariç diğer parametrelerin değerlerinde birbirine oldukça yakın sonuçlar elde edildiği görülmüştür. PSO sonuçları Balkaya (2013)’ün çalışmasıyla karşılaştırıldığında ise, tüm parametrelerde neredeyse birebir sonuçlar elde edildiği açıkça görülmektedir.

4.7 Tartışma

Bu bölümde, sentetik veri kümeleri ve arazi veri kümeleri için yukarıdaki bölümlerde elde edilen sonuçlar karşılaştırılmıştır.

4.7.1 Yapay Veri Örneği

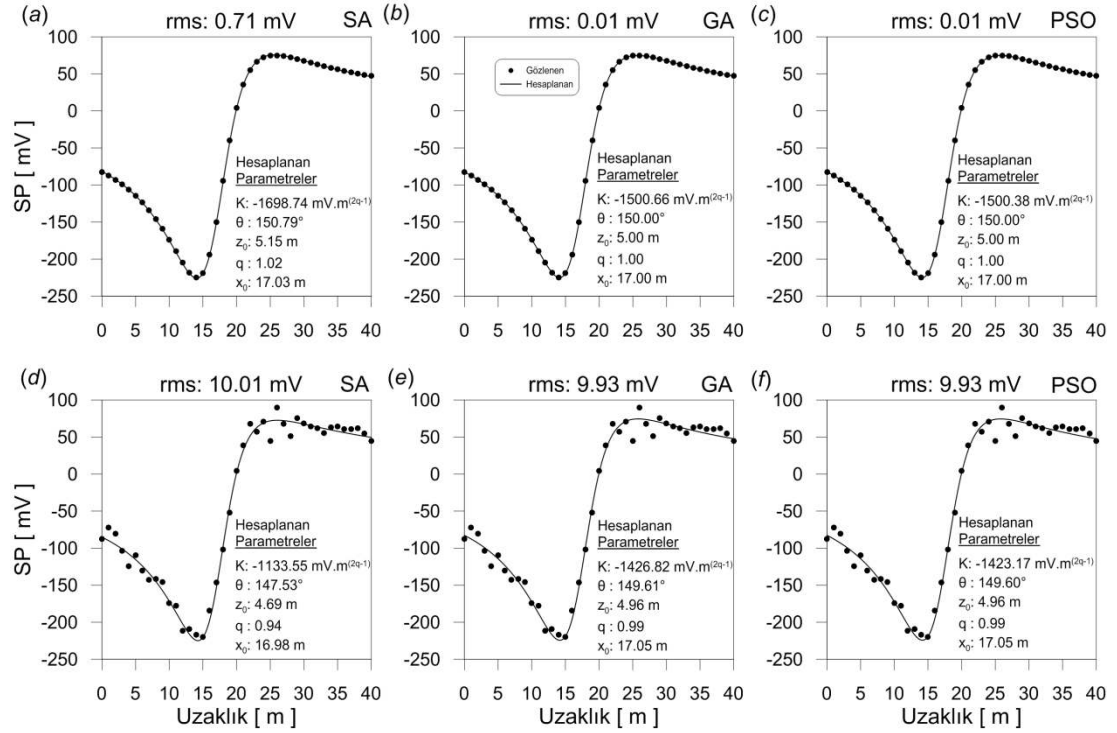
40 m profil boyunca SP değerlerini içeren gürültü içermeyen sentetik veri kümesi, $K = -1500 \text{ mV.m}^{(2q-1)}$, $\theta = 150^\circ$, $z_0 = 5 \text{ m}$, $q = 1$, $x_0 = 17 \text{ m}$ parametreleri ile sonsuz uzunluktaki yatay silindir göz önünde bulundurularak elde edilmiştir. Gürültülü sentetik veri kümesini oluşturmak için, sentetik veri kümesine sıfır ortalamalı, standart sapması $\pm 10 \text{ mV}$ olan normal dağılıma (Gaussian) sahip rastgele gürültü (pseudo random number) eklenmiştir.

Bu çalışmada Yİİ (SA), GA ve PSO tarafından kullanılan, parametre arama alanına (search space) ait sınır değerleri daha önce Tablo 4.1’de verilmişti. Gürültüsüz ve gürültü eklenmiş sentetik veri kümeleri için Yİİ, GA ve PSO ile elde edilen parametre tahminlerinin sonuçları Tablo 4.30’da verilmiştir. Sentetik ve hesaplanan anomalilerin karşılaştırmaları ise, Şekil 4.30’da gösterilmektedir. Tablo ve şekillerdeki *rms* değerleri, (4.2) denkleminin karekökü alınarak hesaplanmıştır.

Her bir algoritma ile gürültüsüz veri üzerinde (Şekil 4.30(a)-(c)) benzer sonuçlar elde edilmiştir. En küçük *rms* değeri (0,01 mV), GA ve PSO ile elde edilmiştir. Yİİ algoritması ise, diğerlerine nazaran daha yüksek *rms* değeri (0,71 mV) üretmiştir. Gürültülü veri için çözümlerde (Şekil 4.30(d)-(f)), en küçük rms değerine (9,93 mV) yine GA ve PSO ile ulaşılmıştır. Yİİ algoritmasıyla, öbürlerine nazaran daha kötü sonuçlar ve daha yüksek *rms* değeri (10,01 mV) elde edilmiştir.

Tablo 4.30 Gürültüsüz ve gürültü eklenmiş sentetik veri kümeleri için Yİİ (SA), GA ve PSO ile elde edilen sonuçlar.

Parametreler	Gürültüsüz Veri			Gürültü Eklenmiş Veri		
	Yİİ (SA)	GA	PSO	Yİİ (SA)	GA	PSO
$K \text{ (mV.m}^{2q-1}\text{)}$	-1698,74	-1500,66	-1500,38	-1133,55	-1426,82	-1423,17
$\theta \text{ (}^\circ\text{)}$	150,79	150,00	150,00	147,53	149,61	149,60
$z_0 \text{ (m)}$	5,15	5,00	5,00	4,69	4,96	4,96
q	1,02	1,00	1,00	0,94	0,99	0,99
$x_0 \text{ (m)}$	17,03	17,00	17,00	16,98	17,05	17,05
rms (mV)	0,71	0,01	0,01	10,01	9,93	9,93



Şekil 4.30 En iyi çıkan parametreler kullanılarak Yİ (SA), GA ve PSO algoritmalarından elde edilen gürültüsüz (a)-(c) ve gürültü eklenmiş (d)-(f) sentetik veri kümeleri ile hesaplanmış anomalilerin karşılaştırmaları.

4.7.2 Arazi Verisi Örnekleri

Süleymanköy, Ergani (Türkiye) ve Malachite Madeni, Colorado (ABD) üzerinde toplanan SP ölçümlerinden bazıları arazi verilerini test etmek için kullanılmıştır.

4.7.2.1 Süleymanköy, Ergani (Türkiye) Metalik Sülfat Yatakları

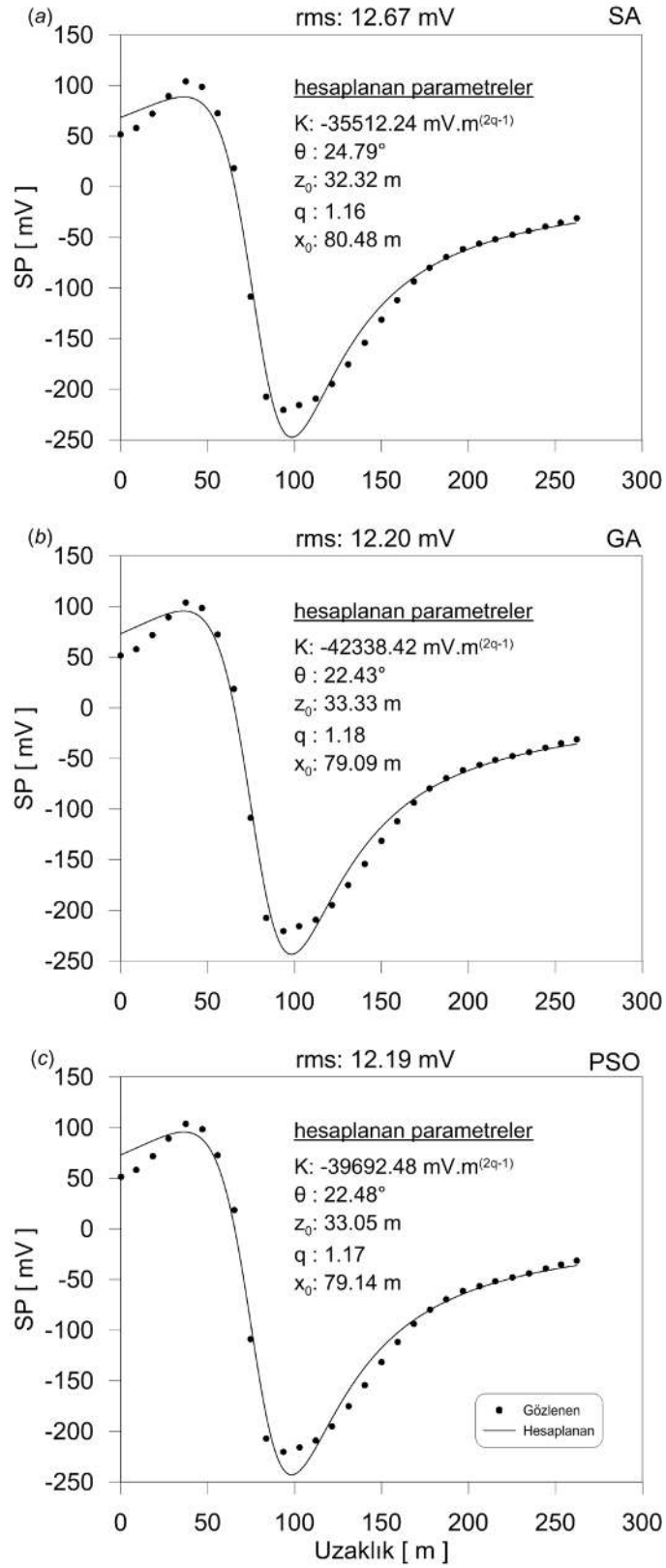
Süleymanköy, Ergani (Türkiye) maden yatağındaki metalik sülfatlar üzerinde ölçülmüş SP verisinin (Abdelrahman ve diğer., 1997) model parametrelerinin kestirimi Yİ, GA ve PSO algoritmalarıyla gerçekleştirilmiştir. Buradaki SP ölçümleri, Yüngül (1950) tarafından Türkiye'nin doğusunda Elazığ'ın 65 km güney doğusunda bulunan Ergani ilçesine bağlı Süleymanköy'de gerçekleştirilmiştir (Göktürkler ve Balkaya, 2012).

Şekil 4.31, 260 m profil boyunca polarize olmuş bakır cevheri üzerinde gözlenen SP anomalisini göstermektedir (Bhattacharya ve Roy, 1981). Anomali, profil boyunca pozitiften (maksimum genlik 100 mV civarında) negatife (maksimum genlik -225 mV civarında) değişen SP değerleri ile karakterizedir. Gözlenen anomali ile en iyi uyumu sağlayan parametrelerden elde edilmiş hesaplanan anomalilerin karşılaştırılması Şekil 4.31’de gösterilmektedir.

Her bir algoritma, 12 mV civarında *rms* değerleri ile sonuçlar üretmiştir. En küçük *rms* değerine (12,19 mV) PSO ile ulaşılmıştır. Diğer algoritmalar az da olsa daha yüksek *rms* değerleri üretmişlerdir (SA: 12,67 mV ve GA: 12,20 mV). Algoritmalar, birbirinden küçük farklılıklarla model parametrelerini vermiştir. Ancak K değerlerinde bu fark biraz daha açıktır (SA: -35512,24 mV.m^(2q-1), GA: -42338,42 mV.m^(2q-1) ve PSO: -39692,48 mV.m^(2q-1)). K değerlerinde gözlenen bu uyumsuzlukların sebebi, bu parametre için kullanılan birimdeki tutarsızlıklardan kaynaklanmaktadır. Diğer bir ifade ile farklı araştırmacılar bu parametrenin birimi için farklı kabuller yapmışlardır.

Tablo 4.31’de, Süleymanköy, Ergani (Türkiye) verisi (Abdelrahman ve diğer., 1997) için YII, GA ve PSO algoritmaları ile elde edilen sonuçlar, daha önce yapılan çalışmalarla (Abdelrahman ve diğer., 1997; Essa ve diğer., 2008; Tlas ve Asfahani, 2008) karşılaştırılmıştır. Süleymanköy anomali için bazı model parametrelerinin tahmininde, Abdelrahman ve arkadaşlarıyla (1997) Essa ve arkadaşları (2008), en küçük kareler yaklaşımı; Tlas ve Asfahani (2008) ise uyarlanabilir (adaptive) SA (ASA) algoritması kullanmışlardır. K , θ , z_0 ve q parametreleri için bahsedilen algoritmalarla YII (SA), GA ve PSO algoritmalarının sonuçları Tablo 4.31’de listelenmiştir. Essa ve arkadaşları (2008), çalışmalarında q değerinin 1,0 olduğunu varsaymışlardır.

Sonuçlar daha önce yapılan çalışmalarla karşılaştırıldığında, çalışmamızda kullandığımız global optimizasyon algoritmalarının daha küçük *rms* değerleri ile çözümler ürettiği görülmüştür (SA: 12,67 mV, GA: 12,20 mV ve PSO: 12,19 mV).



Şekil 4.31 Süleymanköy, Ergani (Türkiye)*’de gözlenen SP anomalisi (Abdelrahman ve diğer., 1997) için sonuçlar. Çözümler, en iyi çıkan parametrelerle Yİİ (SA), GA ve PSO algoritmalarından elde edilmiştir.

Tablo 4.31 Süleymanköy, Ergani (Türkiye) verisi (Abdelrahman ve diğer., 1997) için Yİİ, GA ve PSO sonuçlarının önceki çalışmalarla karşılaştırılması.

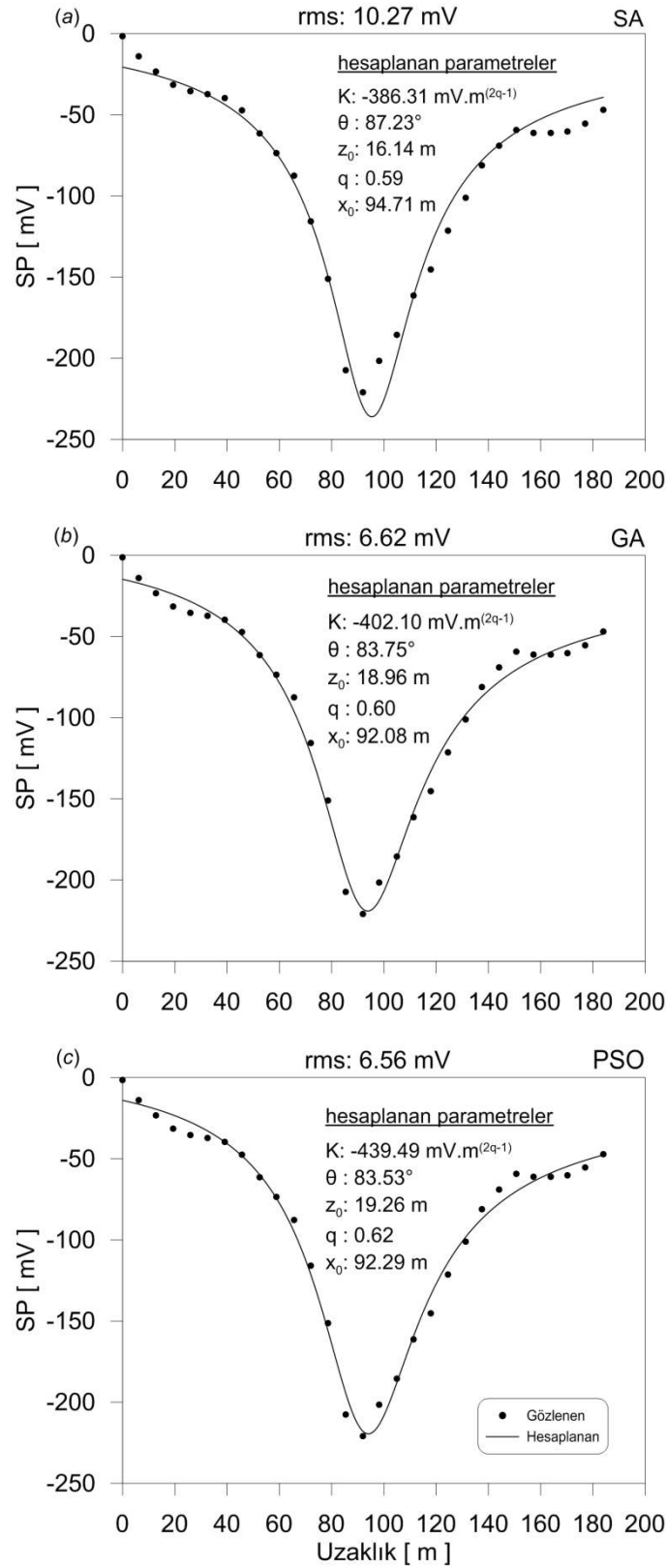
Parametreler	Lokal optimizasyon		Global optimizasyon			
	Abdelrahman vd (1997)	Essa vd (2008)	Tlas ve Asfahani (2008) ASA	Yİİ (SA)	GA	PSO
K (mVm ^{2q-1})	-1549,36	-12072,00	-904,03	-35512,24	-42338,42	-39692,48
θ (°)	14,67	17,80	17,76	24,79	22,43	22,48
z_0 (m)	38,78	35,90	35,41	32,32	33,33	33,05
q	1,36	1 ^a	1,19	1,16	1,18	1,17
rms (mV)	18,27	16,80	15,47	12,67	12,20	12,19

^a Şekil faktörü değeri q kabul edildi.

Tablo 4.31 daha dikkatli incelendiğinde, K parametresi tahminlerinin diğerlerinden belirgin bir şekilde farklı olduğu açıkça görülmektedir (SA: -35512,24 mV.m^(2q-1), GA: -42338,42 mV.m^(2q-1) ve PSO: -39692,48 mV.m^(2q-1)). Bu durumun nedeni yukarıda açıklanmıştır. Öte yandan; θ , z_0 ve q değerlerinde bazı farklılıklar vardır. Tlas ve Asfahani (2008)'in q parametresi için tahmini, sonuçlarımıza oldukça yakındır.

4.7.2.2 Malachite Madeni, Jefferson County, Colorado (ABD)

Malachite Madeni, Jefferson County, Colorado (ABD) üzerinde ölçülmüş SP verisinin (Abdelrahman ve diğer., 2009) model parametrelerinin kestirimi Yİİ, GA ve PSO algoritmalarıyla gerçekleştirilmiştir. Buradaki SP anomalileri, 1938 ve 1939'da Colorado Maden Fakültesi'nden (Colorado School of Mines) bir grup öğrenci tarafından keşfedilen Malachite Madeni, sülfür cevherinin oksidasyonundan kaynaklanmaktadır. Bu anomaliler o dönemde bilinen cevherin doğu kısmında bulunmuş ve jeofizik çalışmalar sonucunda cevherin gerçek sınırları doğruya doğru genişletilmiştir. İlerleyen yıllarda, Heiland ve arkadaşları (1945) SP anomalisine rastlamıştır (Huff, 1963). Anomali, yaklaşık 185 m profil boyunca -225 mV civarında maksimum genlik ile negatif SP değerleri göstermiştir (Şekil 4.32).



Şekil 4.32 Malachite Madeni, Jefferson County, Colorado (ABD)'de gözlenen SP anomalisi (Abdelrahman ve diğer., 2009) için sonuçlar. Çözümler, en iyi çakışan parametrelerle Yİİ (SA), GA ve PSO algoritmalarından elde edilmiştir.

Gözlenen anomali ile en iyi uyumu sağlayan parametrelerden elde edilmiş hesaplanan anomalilerin karşılaştırılması Şekil 4.32’de gösterilmiştir. Şekil incelendiğinde, en küçük *rms* değerine (6,56 mV) PSO ile ulaşıldığı görülmektedir. Diğer algoritmalar daha yüksek *rms* değerleri üretmişlerdir (SA: 10,27 mV ve GA: 6,62 mV). Algoritmalar, Yİİ (SA) dışında birbirinden küçük farklılıklarla model parametrelerini vermiştir. Ancak *K* değerlerinde gözlenen fark biraz daha açıktır (SA: -386,31 mV.m^(2q-1), GA: -402,10 mV.m^(2q-1) ve PSO: -439,49 mV.m^(2q-1)).

Tablo 4.32’de Malachite Madeni, Colorado (ABD) verisi (Abdelrahman ve diğer., 2009) için Yİİ (SA), GA ve PSO algoritmasıyla elde edilen sonuçlar, daha önce yapılan çalışmalarla (Abdelrahman ve diğer., 2009; Balkaya, 2013) karşılaştırılmıştır. Malachite Madeni anomali için bazı model parametrelerinin tahmininde, Abdelrahman ve arkadaşları (2009) lokal optimizasyon; Balkaya (2013) ise global optimizasyon algoritmalarından diferansiyel gelişim (differential evolution (DE)) algoritması kullanmıştır. *K*, θ , z_0 ve *q* parametreleri için bahsedilen algoritmalarla Yİİ, GA ve PSO algoritmasının sonuçları Tablo 4.32’de listelenmiştir.

Sonuçlar daha önce yapılan çalışmalarla karşılaştırıldığında, Yİİ algoritmasının en yüksek *rms* değeri (10,27 mV) ile çözümler ürettiği görülmüştür. Öte yandan GA ve PSO, daha kabul edilebilir rms değerleri (GA: 6,62 mV ve PSO: 6,56 mV) ile çözümler üretmiştir.

Tablo 4.32 Malachite Madeni, Colorado (ABD) verisi (Abdelrahman ve diğer., 2009) için Yİİ (SA), GA ve PSO sonuçlarının önceki çalışmalarla karşılaştırılması.

Parametreler	Lokal optimizasyon	Global optimizasyon			
	Abdelrahman <i>vd</i> (2009)	Balkaya (2013) DE	Yİİ (SA)	GA	PSO
<i>K</i> (mV.m ^{2q-1})	-269,23	-436,11	-386,31	-402,10	-439,49
θ (°)	83,35	83,56	87,23	83,75	83,53
z_0 (m)	18,82	19,21	16,14	18,96	19,26
<i>q</i>	0,59	0,62	0,59	0,60	0,62
rms (mV)	7,13	6,56	10,27	6,62	6,56

Tablo 4.32'ye daha dikkatli bakıldığında, GA ile elde edilen sonuçların Abdelrahman ve arkadaşlarının (2009) sonuçlarıyla K parametresi hariç benzerlik gösterdiği; PSO sonuçlarının ise, Balkaya (2013)'ün sonuçlarıyla çok benzerlik gösterdiği açıkça görülmektedir.

BÖLÜM BEŞ

SONUÇLAR

Jeofizikte karşılaşılan en iyileme (optimizasyon) uygulamalarının pek çoğu doğrusal olmayan problemlerden oluşmaktadır ve bu tip problemlerin çözümünde genellikle yerel optimizasyon yöntemlerinden olan doğrusallaştırılmış ters çözüm algoritmaları yaygın bir şekilde kullanılmaktadır. Verilen bir başlangıç modelini yinelemeli bir şekilde iyileştirerek çözüm üreten bu algoritmaların başarısı başlangıç modeline ait parametrelerin, problemin çözümü olan doğru model parametrelerine ne oranda yakın olarak seçildiğiyle doğrudan ilişkilidir.

Türev temelli olan bu yaklaşımların problemin çözümüne bir yerel minimum yakınında başlamaları durumunda doğru çözümün bulunduğu global minimuma ulaşamama durumu söz konusudur. Bu sıkıntıları aşmak için son yıllarda global optimizasyon yöntemleri jeofizik verilerin ters çözümünde giderek artan bir sıklıkta kullanılmaya başlanmıştır. Bu yöntemler parametre uzayını, doğadaki bazı süreçlerden esinlenerek geliştirilmiş doğrudan arama algoritmalarıyla tarayıp en iyi çözümü bulmayı hedeflemektedir. Örneğin yapay ısıtma işlem (YII) algoritması, metaller üzerine uygulanan ısıtma işleminden (tavlama) esinlenerek ortaya çıkmıştır. Genetik algoritma (GA) ise, biyolojideki evrim ve genetiğin kavramlarını kullanan bir algoritmadır. Diğer yandan parçacık sürü optimizasyonu (PSO), sürüler halinde yaşayan canlı topluluklarının sosyal davranışlarından esinlenilerek geliştirilmiştir.

Bu çalışmada, SP ve DES verilerinin ters çözümü YII, GA ve PSO'yu içeren üç global optimizasyon yaklaşımıyla gerçekleştirilmiştir. Çalışma kapsamında, hem yapay hem de arazi verilerinden oluşan veri kümeleri kullanılarak SP ve DES uygulamalarına ait parametre kestirimi çalışmaları yapılmıştır. YII, GA ve PSO ile SP belirtisinin yeri, elektrik dipol momenti, biçim faktörü, uçuş açısı ve derinlik parametreleri kestirilmeye çalışılmıştır. Ayrıca GA ile DES belirtisinden tabakalı yapıya ait öz direnç ve kalınlık parametreleri kestirilmeye çalışılmıştır.

Gürültüsüz ve gürültü eklenmiş yapay verilerle yapılan testler sırasında her bir algoritma, doğru model parametrelerine çok yakın değerleri başarıyla verdiği görülmüştür. Arazi verileri ile yapılan testlerde elde edilen parametreler, daha önceki çalışmalarda çeşitli en küçük kareler yaklaşımları kullanılarak elde edilen parametrelerle karşılaştırılmıştır. Global optimizasyon yaklaşımlarıyla oluşturulan bu çözümler K parametresi tahminleri dışında, diğer parametrelerle iyi bir uyum göstermiştir. K parametresinin değerinde gözlenen uyumsuzlukların sebebi bu parametre için kullanılan birimdeki tutarsızlıklardan kaynaklanmaktadır. Diğer bir ifade ile farklı araştırmacılar bu parametrenin birimi için farklı kabuller yapmışlardır.

Bu test çalışmalarıyla, model parametre kestiriminde kullanılan global optimizasyon algoritmalarının, birbirleriyle uyumlu ve lokal optimizasyon algoritmalarıyla karşılaştırılabilir sonuçlar ürettiği görülmüştür. Ayrıca global optimizasyon algoritmalarının iyi bir başlangıç modeline ihtiyaç duymamaları ve lokal minimumlardan çıkabilme yetenekleri bu yaklaşımlar için önemli bir üstünlüktür.

KAYNAKLAR

- Aarts, E. ve Korst, J. (1989). *Simulated annealing and Boltzman machines: A stochastic approach to combinatorial optimization and neural computing*. Chichester: Wiley and Sons.
- Aarts, E. H. L. ve Van Laarhoven, P. J. M. (1985). Statistical cooling: A general approach to combinatorial optimization problems. *Philips Journal of Research*, 40, 193-226.
- Abdelrahman, E. M., El-Araby, T. M., Ammar, A. A. ve Hassanein, H. I. (1997). A least-squares approach to shape determination from residual self-potential anomalies. *Pure and Applied Geophysics*, 150, 121–128.
- Abdelrahman, E. M., Soliman, K. S., Abo-Ezz, E. R., Essa, K. S. ve El-Araby, T. M. (2009). Quantitative interpretation of self-potential anomalies of some simple geometric bodies. *Pure and Applied Geophysics*, 166, 2021–2035.
- Aladağ, Ç. H. (2009). *Yapay sinir ağlarının mimari seçimi için tabu arama algoritması*. Doktora Tezi, Hacettepe Üniversitesi, Ankara.
- Allaoua, B., Gasbaoui, B. ve Mebarki, B. (2009). Setting up PID DC motor speed control alteration parameters using particle swarm optimization strategy. *Leonardo Electronic Journal of Practices and Technologies*, ISSN 1583-1078, 14, 19-32.
- Altınöz, Ö. T. ve Yılmaz, A. E. (2009). Parçacık sürü optimizasyonunda yeni bir birey davranış biçimi önerisi. *Elektrik-Elektronik-Bilgisayar ve Biyomedikal Mühendisliği 13. Ulusal Kongresi*.

- Angeline, P. J. (1995). Evolution revolution: an introduction to the special track on genetic and evolutionary programming. *IEEE Expert Intelligent Systems and their Applications 10, June 6-10*.
- April, J., Glover, F., Kelly, J. ve Laguna, M. (2001). Simulation/optimization using real-world applications. In B. A. Peters, J. S. Smith, D. J. Medeiros ve M. W. Rohrer, (Eds.) *Proceedings of the 2001 Winter Simulation Conference* (134-138). NY: ACM Order Department.
- Avcı, Y. (2008). *Sonlu eleman modeli güncellemesi tekniğinde benzetilmiş tavlama algoritması kullanılarak mekanik sistemlerde hasar tespiti*. Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi, İstanbul.
- Awad, H. A. (2006). A novel particle swarm-based fuzzy control scheme. *IEEE International Conference on Fuzzy Systems, July 16-21, Canada*.
- Aydın, A. (2009). *Metasezgisel yöntemlerle uçak çizelgeleme problemi optimizasyonu*. Doktora Tezi, Marmara Üniversitesi, İstanbul.
- Balkaya, Ç., Kaya, M. A. ve Göktürkler, G. (2009). Delineation of shallow resistivity structure in the city of Burdur, SW Turkey by vertical electrical sounding measurements. *Environmental Geology*, 57, 571-581.
- Balkaya, Ç., Göktürkler, G., Erhan, Z. ve Ekinci, Y. L. (2012). Exploration for a cave by magnetic and electrical resistivity surveys: Ayvacık Sinkhole example, Bozdağ, İzmir (western Turkey). *Geophysics*, 77, B135–B146.
- Balkaya, Ç. (2013). An implementation of differential evolution algorithm for inversion for geoelectrical data. *Journal of Applied Geophysics*, 98, 160-175.
- Başokur, A. T. (2010). *Düşey elektrik sondajı verilerinin yorumu*. Ankara: TMMOB Jeofizik Mühendisleri Odası Eğitim Yayınları.

- Bhattacharya, B. B. ve Roy, N. (1981). A note on the use of a nomogram for self-potential anomalies. *Geophysical Prospecting*, 29, 102-107.
- Bilgili, L. (2011). *Düşey Elektrik Sondajı (DES) verilerinin ters çözümü*. Lisans Tezi, Dokuz Eylül Üniversitesi, İzmir.
- Bilgili, L. ve Göktürkler, G. (2014). Jeoelektrik verilerinde global optimizasyon uygulamaları. 5. *Yer Elektrik Çalıştayı Genişletilmiş Bildiri Özleri Kitabı* içinde (41-44). İstanbul: İstanbul Üniversitesi.
- Birattari, M., Paquette, L., Stützle, T. ve Varrentrapp, K. (2001). Classification of metaheuristics and design of experiments for the analysis of components. *Teknik Rapor, AIDA-01-05*.
- Blum, C. ve Roli, A. (2003). Metaheuristics in combinatorial optimization: Overview and conceptual comparison. *ACM Computing Surveys*, 35 (3), 268-308.
- Bogoslovsky, V. A. ve Ogilvy, A. A. (1970a). Natural potential anomalies as a quantitative index of the rate of seepage from water reservoirs. *GP*, 18, 261-268.
- Bogoslovsky, V. A. ve Ogilvy, A. A. (1970b). Application of geophysical methods for studying the technical status of earth dams. *GP*, 18, 758-773.
- Bogoslovsky, V. A. ve Ogilvy, A. A. (1972). The study of streaming potential on fissured media model. *GP*, 20, 109-118.
- Bogoslovsky, V. A. ve Ogilvy, A. A. (1973). Deformations of natural electric fields near drainage structures. *GP*, 21, 716-723.
- Bogoslovsky, V. A. ve Ogilvy, A. A. (1977). Geophysical methods for investigation of landslides. *Geophysics*, 42, 562-571.

- Bolat, B., Erol, K. O. ve İmrak, C. E. (2004). Genetic algorithms in engineering applications and the function of operators. *Journal of Engineering and Natural Sciences*, 4, 264-271.
- Bolève, A., Janod, F., Revil, A., Lafon, A. ve Fry, J-J. (2011). Localization and quantification of leakages in dams using time-lapse self-potential measurements associated with salt tracer injection. *Journal of Hydrology*, 403, 242–252.
- Canbek, G. ve Akcayol, M. A. (2006). İnternet gazetesi sayfa düzeninin gerçek zamanlı eniyilemesinin benzetilmiş tavlama algoritmasıyla gerçekleştirilmesi. *Gazi Üniversitesi Mühendislik-Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 21 (2), 341-348.
- Candansayar, E. (2010). *I-Doğal uçuşma yöntemi*. JFM316 Elektrik Yöntemler Lisans Ders Notu, Ankara Üniversitesi, Ankara.
- Carlisle, A. ve Dozier, G. (2001). An off-the-shelf PSO. *Proceedings Workshop on Particle Swarm Optimisation (Indianapolis, IN)*, 1–6.
- Clerc, M. (1999). The swarm and the queen: Towards a deterministic and adaptive PSO. *IEEE Congress on Evolutionary Computation*, 1951-1957.
- Clerc, M. ve Kennedy, J. (2002). The particle swarm – explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 6 (1), 58-73.
- Colorni, A., Dorigo, M., Maffioli, F., Maniezzo, V., Righini, G. ve Trubian, M. (1996). Heuristics from nature for hard combinatorial optimization problems. *International Transactions In Operational Research*, 3 (1), 1-21.
- Corwin, R. F. ve Hoover, D. B. (1979). The self-potential method in geothermal exploration. *GE*, 44, 226-245.

- Croce, F. D., Tadei, R. ve Volta, G. (1995). A genetic algorithm for the job shop problem. *Computers and Operations Research*, 22 (1).
- Cura, T. (2008). *Modern sezgisel teknikler ve uygulamaları* (1. Baskı). İstanbul: Papatya Yayıncılık.
- Çağlar, İ. (1991). *Jeofizikte doğal polarizasyon (SP) yöntemi*. İstanbul: İstanbul Teknik Üniversitesi Matbaası.
- Çayıroğlu, İ. (2013). *İleri algoritma analizi – genetik algoritma*. 10 Ekim 2014, <http://www.ibrahimcayiroglu.com/Dokumanlar/IleriAlgoritmaAnalizi/IleriAlgoritmaAnalizi-7.Hafta-GenetikAlgoritma.pdf>.
- Drahor, M. G. (2004). Application of the self-potential method to archaeological prospection: some case histories. *Archaeological Prospection*, 11, 77–105.
- Drahor, M. G. ve Berge, M. A. (2006). Geophysical investigation of the Seferihisar geothermal area, Western Anatolia, Turkey. *Geothermics*, 35, 302–320.
- Eberhart, R. ve Kennedy, J. (1995). A new optimizer using particle swarm theory. *Sixth International Symposium on Micro Machines and Human Science*, 39-43.
- Eberhart, R. C. ve Shi, Y. (2000). Comparing inertia weights and constriction factors in particle swarm optimization. *IEEE Congress on Evolutionary Computation*, 84-88.
- Eiben, A. E. ve Smith, J. E. (2003). *Introduction to evolutionary computing*. Berlin: Springer.
- Eksin, I. ve Erol, O. K. (2001). Evolutionary algorithm with modifications in the reproduction phase. *IEE Proceedings-Software*, 148 (2), 75-80.

- El-Qady, G., Sakamoto, C. ve Ushijima, K. (1999). 2-D inversion of VES data in Saqqara archaeological area, Egypt. *Earth Planets Space*, 51, 1091–1098.
- Ercan, A. (1981). *Germencik – Ömerbeyli sıcak alanında doğal u laşma  alışmaları*. MTA i in yapılan  alışma, İstanbul Teknik  niversitesi Maden Fak ltesi, İstanbul.
- Essa, K., Mehane, S ve Smith, P. D. (2008). A new inversion algorithm for estimating the best fitting parameters of some geometrically simple body to measured self-potential anomalies. *Exploration Geophysics*, 39, 155-163.
- Fı lalı, A. ve Engin, O. (2002). Genetik algoritmalarla akıř tipi  izelgelemede  reme y ntemi optimizasyonu. *İstanbul Teknik  niversitesi Dergisi*, 1-6.
- Ghosh, D. P. (1971a). The application of linear filter theory to the direct interpretation of geoelectrical resistivity sounding measurements. *Geophysical Prospecting*, 19, 192-217.
- Ghosh, D. P. (1971b). Inverse filter coefficients for the computation of apparent resistivity standard curves for a horizontally stratified earth. *Geophysical Prospecting*, 19, 769–775.
- Ghoshal, S. P. (2004). Optimizations of PID gains by particle swarm optimizations in fuzzy based automatic generation control. *Electric Power Systems Research*, 72 (3), 203-212.
- Goldberg, D. E. (1989). *Genetic algorithm in search, optimisation and machine learning*. Reading: Addison-Wesley Publishing.
- G kt rkler, G. (2011). A hybrid approach for tomographic inversion of crosshole seismic first-arrival times. *Journal of Geophysics and Engineering*, 8, 99-108.

- Göktürkler, G., Balkaya, Ç., Erhan, Z. ve Yurdakul, A. (2008). Investigation of a shallow alluvial aquifer using geoelectrical methods: a case from Turkey. *Environmental Geology*, 54, 1283-1290.
- Göktürkler, G. ve Balkaya, Ç. (2012). Inversion of self-potential anomalies caused by simple-geometry bodies using global optimization algorithms. *Journal of Geophysics and Engineering*, 9, 498-507.
- Hamzah, U., Samsudin, A. R. ve Malim, A. P. (2007). Groundwater investigation in Kuala Selangor using vertical electrical sounding (VES) surveys. *Environmental Geology*, 51, 1349-1359.
- Heiland, C. A., Tripp, R. M., Dart ve Wantland (1945). Geophysical surveys at the Malachite Mine, Jefferson County, Colorado. *American Institute of Mining and Metallurgical Engineers*, 164, 142–154.
- Holland, J. H. (1975). *Adaptation in natural and artificial systems*. Ann Arbor: University of Michigan Press.
- Huff, L. C. (1963). Comparison of geological, geophysical, and geochemical prospecting methods at the Malachite mine, Jefferson County, Colorado: *United States Geological Survey*, Bulletin 1098-C, scale 1:2400.
- Jang, J. S. R. (1997). Chapter 7: Derivative-free optimization. In *Neuro-fuzzy and soft computing: a computational approach to learning and machine intelligence* (173-196). USA: Prentice-Hall.
- Jiang, Y., Tiesong, H., ChongChao, H. ve Xianing, W. (2007). An improved particle swarm optimization algorithm. *Applied Mathematics and Computation*, 193, 231-239.

- Johnson, M. (1988). Simulated annealing and optimization: modern algorithms with VLSI. *A Special Issue of American Journal of Mathematical and Management Sciences*, 8, 3-4.
- Johnson, S., Aragon, C., McGeoch, L., ve Schevon, C. (1989). Optimization by simulated annealing: an experimental evaluation, part I, graph partitioning. *Operations Research*, 37, 865-892.
- Juang, C. F. ve Lu, C. F. (2006). Load-frequency control by hybrid evolutionary fuzzy PI controller. *IEEE Proceedings-Generation, Transmission and Distribution*, 153 (2).
- Kalınlı, A. ve Karaboğa, N. (2004). Benzetilmiş tavlama algoritması kullanarak yüksek dereceden IIR filtrelerin tasarlanması. *Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, 20 (1-2), 20-27.
- Karaboğa, D. (2011). *Yapay zeka optimizasyon algoritmaları* (2. Baskı). Ankara: Nobel Yayın Dağıtım.
- Kennedy, J. ve Eberhart, R. (1995). Particle swarm optimization. *IEEE International Conference on Neural Networks*, 1942-1948.
- Kennedy, J. ve Eberhart, R. (1997). A discrete binary version of the particle swarm algorithm. *IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, 4104-4108.
- Kirkpatrick, S., Gelatt, C. D. ve Vecchi, P. M. (1983). Optimization by simulated annealing, *Science*, 220, 671-680.
- Koefoed, O. (1970). A fast method for determining the layer distribution from the raised kernel function in geoelectrical sounding. *Geophysical Prospecting*, 18, 564-570.

- Koefoed, O. (1979). Vol. 14A: Geosounding principles. 1. resistivity sounding measurements. In *Methods in Geochemistry and Geophysics*. Amsterdam: Elsevier.
- Koza, J. R. (1992). *Genetic programming: on the programming of computers by means of natural selection*. MIT Press.
- Kurt, M. ve Semetay, C. (2001). Genetik algoritma ve uygulama alanları. *Mühendis ve Makina*, 42 (501), 19-24.
- Meiser, P. (1962). A method for quantitative interpretation of self potential measurements. *Geophysical Prospecting*, 10, 203-218.
- Metropolis, N., Rosenbluth A. W., Rosenbluth, M. N., Teller, A. H. ve Teller, E. (1953). Equation of state calculations by fast computing machines. *The Journal of Chemical Physics*, 21, 1087-1092.
- Nourbehecht, B. (1963). *Irreversible thermodynamic effects in inhomogenous media and their application in certain geoelectric problems*. PhD Thesis, MIT, Cambridge.
- Ogilvy, A. A., Ayed, M. A. ve Bogoslovsky, V. A. (1969). Geophysical studies of water Leakages from reservoirs. *GP*, 17, 36-62.
- Onan, A. (2013). Metasezgisel yöntemler ve uygulama alanları. *Çukurova Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 17 (2), 113-128.
- Osman, İ. H. (1991). *Metastrategy simulated annealing and tabu search algorithms for combinatorial optimization problems*. PhD Thesis, London University, London.

- Osman, İ. H. ve Kelly J. P. (Eds.). (1996). *Meta-Heuristics: Theory and applications*. USA: Kluwer Academic Publishers.
- Özsağlam, M. Y. ve Çunkaş, M. (2008). Optimizasyon problemlerinin çözümü için parçacık sürü optimizasyonu algoritması. *Politeknik Dergisi*, 11 (4), 299-305.
- Özurlan, G., Candansayar, M. E. ve Şahin, M. H. (2006). Deep resistivity structure of the Dikili-Bergama region, west Anatolia, revealed by two-dimensional inversion of vertical electrical sounding data. *Geophysical Prospecting*, 54, 187–197.
- Park, Y. H., Doh, S. J. ve Yun, S. T. (2007). Geoelectric resistivity sounding of riverside alluvial aquifer in an agricultural area at Buyeo, Geum River watershed, Korea: an application to groundwater contamination study. *Environmental Geology*, 53, 849-859.
- Pekeris, C. L. (1940). Direct method of interpretation in resistivity prospecting. *Geophysics*, 5, 31-46.
- Pham, D. T. ve Karaboğa, D. (2000). Intelligent optimization techniques. *Springer-Verlag, London, UK*.
- Rechenberg, I. (1973). *Evolutionstrategie (Evolution Strategy)*. Stuttgart: Frommann-Holzboog.
- Reeves, C. R. (1995). *Modern heuristic techniques for combinatorial problems*. McGraw-Hill, UK: Maidenhead.
- Roy, A. ve Apparao, A. (1971). Depth of investigation indirect current methods. *Geophysics*, 36, 943-959.
- Salmon, S. (2011). Particle swarm optimization in scilab available at <http://forge.scilab.org/index.php/p/pso-toolbox/downloads/>

- Sato, M. ve Mooney, H. M. (1960). The electrochemical mechanism of sulfide self-potential. *Geophysics*, 25, 226-249.
- Schiavone, D. ve Quarto, R. (1984). Self-potential prospecting in the study of water movements. *GEOEXP*, 22, 47-58.
- Shi, Y. ve Eberhart, R. C. (1998a). A modified particle swarm optimizer. *IEEE Congress on Evolutionary Computation*, 69-73.
- Shi, Y. ve Eberhart, R. C. (1998b). Parameter selection in particle swarm optimization. *Evolutionary Programming VII, Springer, Lecture Notes in Computer Science 1447*, 591-600.
- Shi, Y. ve Eberhart, R. C. (1999). Empirical study of particle swarm optimization. *IEEE Congress on Evolutionary Computation*, 1945-1950.
- Siyam, N. W. A. (2002). *Elektrik ve elektromanyetik verilerin genetik algoritma ile birleşik ve ardışık ters-çözümleri*. Doktora Tezi, Ankara Üniversitesi, Ankara.
- Slichter, L. B. (1933). The interpretation of the resistivity prospecting method for horizontal structures. *Physics*, 4, 307-322.
- Söke, A. (2003). *Genetik Algoritma ve Benzetilmiş Tavlama ile iki boyutlu giyotinsiz kesme problemlerine olasılıksal yaklaşım*. Yüksek Lisans Tezi, Kocaeli Üniversitesi, Kocaeli.
- Söke, A. ve Bingöl, Z. (2005). İki boyutlu giyotinsiz kesme problemlerinin benzetilmiş tavlama algoritması ile çözümlerinin incelenmesi. *Politeknik Dergisi*, 8 (1), 25-35.

- Stefanescu S. S., Schlumberger, C. ve Schlumberger, M. (1930). Sur la distribution electrique potentielle autour d'une prise de terre ponctuelle dans un terrain a couches horizontals, homogenes et isotropes. *Journal de Physique et du Radium*, 1(4), 132-140.
- Stoffa, P. L. ve Sen, M. K. (1991). Nonlinear multiparameter optimization using genetic algorithms: Inversion of plane wave seismograms. *Geophysics*, 56, 1794-1810.
- Talbi, E. G. (2009). *Metaheuristics: From design to implementation* (2nd ed.). New Jersey: John Wiley & Sons.
- Tamer S. ve Karakuzu C. (2006). Paracık srs optimizasyon algoritması ve benzetim rnekleri. *ELECO 2006 Elektrik – Elektronik - Bilgisayar Mhendislięi Sempozyumu Bildiri Kitabı* içinde (302-306). Bursa: TMMOB Elektrik Mhendisleri Odası.
- Tapkan, P. Z. (2010). *Kombinatorial optimizasyon problemlerinde arı sistemi yaklařımı*. Doktora Tezi, Erciyes niversitesi, Kayseri.
- Tlas, M. ve Asfahani, J. (2008). Using of the adaptive simulated annealing (ASA) for quantitative interpretation of self-potential anomalies due to simple geometrical structures. *JKAU: Earth Sciences*, 19, 99-118.
- Trelea, I. C. (2003). The particle swarm optimization algorithm: convergence analysis and parameter selection. *Information Processing Letters*, 83, 317-325.
- Van den Bergh, F. ve Engelbrecht, P. A. (2001). Effects of swarm size on cooperative particle swarm optimizers. *In Proceedings of GECCO-2001, San Francisco, CA*, 892-899.

- Vichabian, Y. ve Morgan, F. D. (2002). Self potentials in cave detection. *The Leading Edge*, 21, 866–871.
- Weise, T. (2011). *Global Optimization Algorithms – Theory and Application* (3rd Ed). Retrieved September 29, 2014, from <http://www.it-weise.de/projects/bookNew.pdf>.
- Wikipedia (2011). *Different classifications of metaheuristic*. Retrieved November 3, 2014, from http://en.wikipedia.org/wiki/File:Metaheuristics_classification.svg.
- Xiaohui, H. (2006). *PSO Tutorial*. Retrieved September 29, 2014, from <http://www.swarmintelligence.org/tutorials.php>.
- Yeniay, Ö. (2001). An overview of genetic algorithms. *Anadolu Üniversitesi Bilim ve Teknoloji Dergisi*, 2 (1), 37-49.
- Yüngül, S. (1950). Interpretation of spontaneous polarization anomalies caused by spheroidal orebodies. *Geophysics*, 15, 237-246.
- Yüngül, S. (1954). Spontaneous potential survey of a copper deposit at Sarıyer, Turkey. *Geophysics*, 19, 455-458.
- Zhao, F., Ren, Z., Yu, D. ve Yang, Y. (2005). Application of an improved particle swarm optimization algorithm for neural network training. *IEEE 0-7803-9422*.