

Güncel Optimizasyon Yöntemleri Kullanılarak Rezidüel Gravite Anomalilerinden Parametre Kestirimi

Parameter Estimation from Residual Gravity Anomalies Using Actual Optimization Methods

FİKRET DOĞRU^{1*}

¹Dokuz Eylül Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Jeofizik Mühendisliği Bölümü, 35160, İzmir

Geliş (received) : 17 Aralık (December) 2014

Kabul (accepted) : 24 Mart (March) 2015

ÖZ

Bu çalışmada, jeofizik modellemede yaygın olarak kullanılan global ve geleneksel yöntemlere ek olarak, yapay sinir ağları yöntemleri yeraltı boşluklarına ait rezidüel gravite anomalisinden parametre kestirimi amacıyla kullanılmıştır. İleri Beslemeli Geri Yayılımlı sinir ağı günümüzde ters çözüm problemlerinde sıklıkla kullanılan bir yöntemdir. Bu yöntem ek olarak bu çalışmada İleri Kademeli Geri Yayılımlı ve Doğrusal Olmayan Otoregresif sinir ağı, parametre kestirimi için denenmiş ve sonuçlar karşılaştırılmıştır. Ayrıca global bir yöntem olan Genetik Algoritma ve geleneksel bir yöntem olan Levenberg-Marquardt algoritması ile rezidüel anomaliden derinlik ve yarıçap parametreleri hesaplanmış ve sonuçlar karşılaştırılmıştır. Hem teorik hem arazi verisi üzerinde bu yöntemler denenmiştir. Kuramsal çalışmalarda, yeraltı boşluklarını temsil eden yatay silindir modeli kullanılmıştır. Yöntemlerin etkinliği yatay silindir gravite anomalisine gürültü eklenerek sınanmıştır. Hata değerleri incelendiğinde Levenberg-Marquardt algoritması ve doğrusal olmayan otoregresif sinir ağının gürültüden en az etkilenen yöntemler olduğu görülmektedir. Arazi verisi olarak Medford (ABD) alanındaki yeraltı boşluğuna ait rezidüel gravite anomalisi kullanılmıştır. Sonuçlar incelendiğinde ileri beslemeli geri yayılımlı ve doğrusal olmayan otoregresif sinir ağının sondajdan bilinen derinlik değerine en yakın sonucu verdiği görülmektedir. Levenberg-Marquardt algoritması kullanılarak arazi verisinin ters çözümü ile en düşük ortalama karekök hata değeri hesaplanmasına rağmen, hesaplanan derinlik sondajdan bilinen derinlik değerine en uzaktır.

Anahtar Kelimeler: Yapay sinir ağları, genetik algoritma, doğrusal olmayan otoregresif sinir ağı, ileri kademeli geri yayılımlı sinir ağı.

ABSTRACT

In this study, in addition to the extensively used global and traditional methods in geophysical modeling, artificial neural network methods were used to estimate the parameters of residual gravity anomalies of the underground cavities. Feed Forward Backpropagation neural network is a frequently used method in inversion problems today. In this study, Cascade Forward Backpropagation and the Nonlinear Autoregressive neural network were tried to parameter estimation and the results were compared in addition to this method. Besides; by using the global method, Genetic Algorithm and the traditional method, Levenberg-Marquardt algorithm, the depth of residual anomalies and radius parameters were calculated and the results were compared. These methods were tested on both theoretical and field data. The horizontal cylinder model representing the underground spaces was used in the theoretical model studies. The effectiveness of the methods was tested by adding noise to the horizontal cylinder gravity anomaly. When the error values are analyzed, it is observed that the Levenberg-Marquardt algorithm and the nonlinear autoregressive neural network are the methods that are least affected by the noise. As a field data the residual gravity anomalies of the underground space is used in the Medford (USA) area. When the results are examined it is seen that the feed forward backpropagation and the nonlinear autoregressive neural network give

* F. Doğru

e-posta: fikret.dogru@deu.edu.tr

the closest results to the depth value that is known from drilling. Even though the lowest root mean square error value was calculated from the inversion of field data using by Levenberg-Marquardt algorithm, computed depth is much more distant comparing with present one which was obtained from drilling.

Keywords: Artificial neural network, genetic algorithm, the nonlinear autoregressive neural network, cascade forward backpropagation neural network.

GİRİŞ

Gravite verilerinin değerlendirilmesinde amaç, gömülü belirti kaynaklarının fiziksel özelliklerinin yatay ve düşey yönde değişimlerinin belirlenmesidir. Veri yorumlamada en önemli problemlerden biri sonucun tek ve kesin olmamasıdır. Başka bir deyişle aynı belirtiyi üretebilen sonsuz sayıda model tasarımı yapılabilmektedir (Roy, 1962). Bununla birlikte çok çözümlülük sorununun üstesinden gelmek için gömülü yapının fiziksel ve geometrik parametrelerine yönelik ön bilgilerin olması gerekir (Roy vd., 2000). Gravite belirtilerinin değerlendirilmesi için çeşitli sayısal yöntemler kullanılmaktadır. En küçük kareler yaklaşımları (Gupta, 1983; Lines ve Treitel, 1984; Abdelrahman vd., 1991; Salem vd., 2003), Euler dekonvolüsyonu (Thompson, 1982; Reid vd., 1990), sinir ağları (Elawadi vd., 2001; Osman vd., 2007; Hajian, 2004), 3B analitik sinyal genliği (Roest vd., 1992), sürekli dalgacık dönüşümü (Chamoli vd., 2006), gravite tensörünün özvektör analizi (Beiki ve Pedersen, 2010), gravite gradyan tensörünün değişmezleri (Oruç, 2010), çoklu uyarlamalı nöro-bulanık çıkarım sistemleri (Hajian vd., 2011) bu yöntemlere örnek olarak gösterilebilir.

Jeofizik yöntemlerde, çoğunlukla ters çözüm problemi doğrusal olmadığından model parametrelerinin kestirimi için doğrusallaştırılmış yinelemeli yöntemler kullanılır. Bu yöntemlerde gözlenen veri ile hesaplanan veri karşılaştırılır ve uyumun iyileştirilebilmesi için her yinelemede başlangıç parametreleri güncellenir. Bu iki veri kümesi arasında daha önce belirlenmiş bir uyum gerçekleşene kadar bu yineleme devam eder. Levenberg-Marquardt gibi türev tabanlı yöntemlerde parametrelerdeki iyileştirme işleminin başarısı başlangıç parametrelerine bağlıdır. Gerçek değerlere çok yakın başlangıç değeri verildiği halde bazı durumlarda global minimum yerine, lokal minimum veya iraksama

gözlenebilmektedir. Geleneksel yöntemlerdeki bu sorunun üstesinden gelebilmek için çözüm uzayının tamamını tarayan global optimizasyon yöntemleri geliştirilmiştir (Szu ve Hartley 1987; Landa vd., 1989; Basu ve Frazer 1990; Sen ve Stoffa 1991; Vestergaard ve Mosegaard 1991; Dosso ve Oldenburg 1991; Sen ve Stoffa 1992).

Global yöntemler, genel olarak doğadan esinlenilerek ortaya atılmış, mükemmel yakın biçimde gelişen süreç ve olayların matematiksel uyarlamalarıdır. Holland (1975) tarafından geliştirilen Genetik Algoritma doğada aynı türe ait canlı topluluğun içerisindeki bireylerin yaşam ortamına uyumluluklarına dayanır. Ortama uyum sağlayan bireyler hayatta kalıp karakterlerini sonraki nesle aktarabilirken, uyumlu olmayan bireyler ise ölür ve karakter bilgileri gen havuzundan silinir.

Bu çalışmada, rezidüel gravite anomalisinden derinlik ve yarıçap kestirimi için yapay sinir ağları (YSA) yöntemlerinden İleri Beslemeli Geri Yayılımlı (İBGY), İleri Kademeli Geri Yayılımlı (İKGY) ve Doğrusal Olmayan Otoregresif (DOO) sinir ağları kullanılmıştır. Ayrıca parametre kestiriminde Genetik Algoritma ve Levenberg-Marquardt Algoritması karşılaştırılmıştır. Yöntemlerin etkinliği gürültüsüz ve maksimum genliğin % 5 ile % 10'u kadar standart sapmalı rastsal gürültü eklenen veriler üzerinde test edilerek sınanmıştır. Arazi verisi olarak Hajian vd. (2012) tarafından verilen Medford (ABD) boşluk alanına ait rezidüel gravite verisi kullanılmıştır. Arazi verisi ile ilgili çalışmada yatay silindir modeli kullanılarak teorik veriler hesaplanmış, yarıçap ve derinlik kestirimi yapılmıştır. Elde edilen derinlik sonucu ile sondajdan bilinen derinlik sonucu karşılaştırılmıştır. YSA içerisindeki üç farklı yöntemin sonuçları öncelikle kendi aralarında ve daha sonra Levenberg-Marquardt ve Genetik Algoritma sonuçları ile karşılaştırılmıştır.

YAPAY SİNİR AĞLARI

Yapay sinir ađları (YSA)'nın tahmin, kestirim, sınıflandırma ve optimizasyon problemlerinde kullanımı giderek artmaktadır. YSA, elektromanyetik (Poulton vd., 1992; Zhang ve Paulson, 1997) ve sismik (Roth ve Tarantola, 1994; Langer vd., 1996; Calderón-Macías vd., 1998) verilerin ters çözümünde, kuyu logu veri analizinde (Huang vd., 1996), sismik dekonvolüsyonda (Wang ve Mendel, 1992; Calderón-Macías vd., 1997) kullanılmaktadır.

Sinir ađları insan beyninin çalışma prensibi benzetimi yapılarak geliştirilen bir algoritmadır. İnsan beyninde olduđu gibi sinir ađlarında da hücreler nöronlar içerir ve bu nöronlar kendi aralarında farklı şekillerde birbirlerine bağlanarak ađları oluştururlar. Bu ađlar öğrenme, hafızaya alma ve veriler arasında ilişkiyi ortaya çıkarabilme kapasitesine sahiptir. Matematiksel algılayıcı, McCulloch ve Pitts (1943) tarafından biyolojik nöron davranışından esinlenerek tasarlanmıştır.

Literatürde, ileri beslemeli sinir ađları, radyal temelli sinir ađları, Hopfield sinir ađları, genel regresyon sinir ađları gibi birçok YSA çeşidi bulunmaktadır. YSA'ların her birinde amaç, mevcut veriyle en iyi çözümlenebilecek ađı tespit edebilmektir (Ho, 2009). Bu çalışma kapsamında doğrusal olmayan parametre kestirimi için öncelikle İBGY sinir ađı, ardından İKGY ve DOO sinir ađları kullanılmıştır.

YSA uygulamalarının çođu; giriş, gizli ve çıkış olmak üzere en az üç katman gerektirir. Giriş katmanı bağımsız deđişkenlerin sayısını, çıkış katmanı ise bağımlı deđişkenlerin sayısını içerir. Gizli katman modelin özellik belirleyicisidir. Kullanıcı deneme-yanılma yöntemiyle en uygun gizli katman sayısını ve gizli katmandaki nöron sayısını seçmelidir. İBGY sinir ađının şematik gösterimi Şekil 1'de verilmiştir. Bu gösterimde rezidüel gravite deđerleri giriş, yarıçap ve derinlik ise çıkış deđerleri olmaktadır. Bu şematik gösterime ait formül eşitlik (1) ile verilmiştir. Problemin çözümünde tüm girişler düğümlerdeki ağırlıklar ile çarpıldıktan sonra gizli nöronlarda toplanır. Sonrasında, eşik bu toplama eklenir ve transfer fonksiyonu aracılığıyla dönüştürölüp

bir sonraki katmana aktarılır. Aynı işlemler çıkış deđerlerini elde etmek için gizli katman ile çıkış katmanı arasında tekrarlanır. İleri işlem çıkış katmanında sonlandırılırken istenilen çıkış deđeri ile ađın çıkış deđerleri arasındaki hata deđerleri hesaplanır. Çıkış katmanındaki hata beklenen çıktılar elde edilinceye kadar giriş katmanına geri yayılır (Günaydın ve Günaydın, 2008). Geri yayılım aşamasında tüm ağırlıklar hata düzeltme kuralına göre yeniden ayarlanır (Haykin, 1999).

İBGY sinir ađı,

$$y_k = \tilde{f} \left\{ \sum_{j=1}^m w_{jk} f \left[\sum_{i=1}^n (w_{ij} x_i + b_1) + b_2 \right] \right\}, \quad (1)$$

$$k = 1, 2, \dots \dots \dots l$$

eşitliđi ile verilir. Burada n giriş katmanındaki nöron sayısı, m gizli katmandaki nöron sayısı ve çıkış katmanındaki nöron sayısıdır. b_1 ilk katmanın eşik deđerleri, b_2 ikinci katmanın eşik deđerleridir. giriş ve gizli katman arasındaki aktivasyon fonksiyonu, ise gizli katman ile çıkış katmanı arasındaki aktivasyon fonksiyonudur. Tanjant sigmoid, logaritmik sigmoid ve doğrusal aktivasyon fonksiyonları (Haykin, 1999) en iyi performans elde etmek amacıyla ve için en çok tercih edilen fonksiyonlardır. Şekil 1'deki gizli katman deđerleri olmak üzere izleyen bağıntı ile verilebilir:

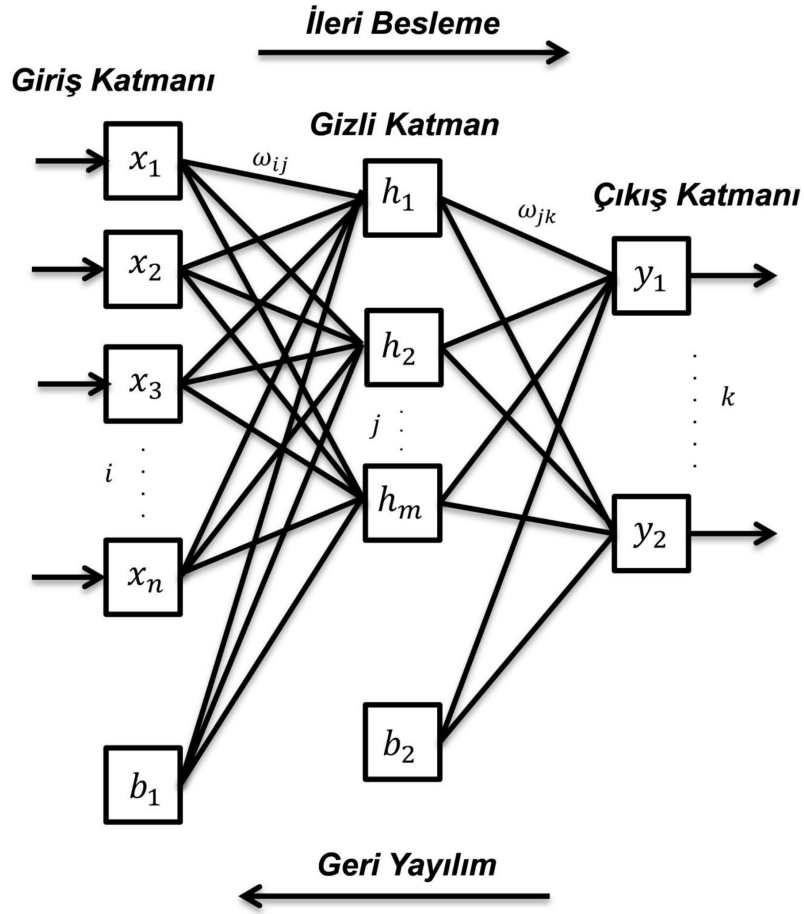
$$h_j = (w_{ij} x_i + b_1), \quad j = 1, \dots, m \quad (2)$$

Eşitlik (2)'yi eşitlik (1)'de yerine koyduğumuzda çıkış deđerlerini veren denklem izleyen şekilde verilebilir:

$$y_k = \tilde{f} \left\{ \sum_{j=1}^m w_{jk} h_j + b_2 \right\}, \quad (3)$$

$$k = 1, 2, \dots \dots \dots l$$

Bu çalışmada sinir ađında çıkış olarak yarıçap ve yeraltı boşluğunun derinlik deđerleri olmak üzere iki parametre istendiğinden eşitlik (3)'teki çıkış katmanındaki nöron sayısı, ikidir. Bu durumda (1) numaralı eşitlik izleyen şekilde ifade edilebilir:



Şekil 1. İleri Beslemeli Geri Yayılımlı sinir ağının şematik gösterimi.

Figure 1. Schematic diagram of an Feed Forward Backpropagation neural network structure.

$$R = \tilde{f} \left\{ \sum_{j=1}^m w_{j1} f \left[\sum_{i=1}^n (w_{ij} g_i + b_1) + b_2 \right] \right\}, \quad (4)$$

$$z = \tilde{f} \left\{ \sum_{j=1}^m w_{j2} f \left[\sum_{i=1}^n (w_{ij} g_i + b_1) + b_2 \right] \right\}, \quad (5)$$

Eşitlik (4) ve (5)'te değerleri rezidüel gravite değerleri, R yarıçap ve z derinlik parametreleridir.

Geri yayılım ağı, Rumelhart vd. (1986) tarafından modelin eğitimi için önerilmiştir. Sinir ağında eğitimin anlamı, tüm katmanlarda bulunan nöron bağlantılarındaki ağırlıkların değiştirilerek çıkış değerlerinin gözlenen değerlere mümkün olduğunca yakın elde edilmesidir. Eğitici sinir

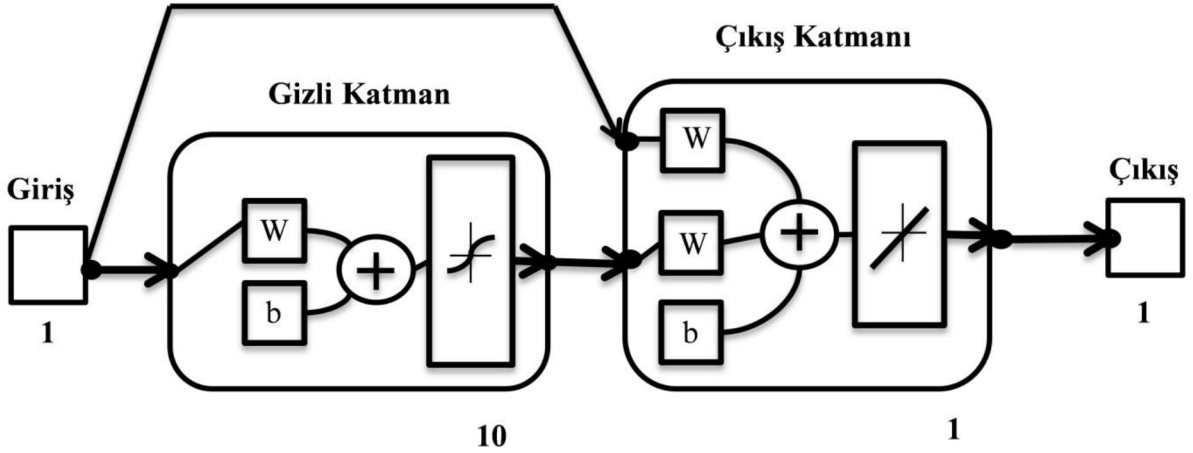
ağında çıkış değerleri gözlenen değerlere yaklaşıldıkça karesel ortalama hata veya global hata yinelemeli olarak azalmaktadır. Global hata fonksiyonu aşağıdaki eşitlik ile verilir:

$$E = \frac{1}{2p} \sum_{p=1}^p \sum_{k=1}^1 (T_{pk} - y_{pk})^2, \quad (6)$$

$p = 1, 2, \dots, P$

Burada , modelin nöronunun hedef çıkış değerleridir. ise modelin nöronunun kestirilen çıkış değerleridir. Eşitlik (6)'da P toplam eğitilen model sayısıdır ve bu çalışmada 1409 teorik model kullanılarak ağ eğitilmiştir.

İKGY sinir ağı, İBGY sinir ağına benzer şekilde çalışmaktadır. Bu sinir ağındaki giriş değerleri



Şekil 2. İleri Kademeli Geri Yayılımlı sinir ağının gösterimi.

Figure 2. Schematic diagram of Cascade Forward Backpropagation neural network.

İBGY'den farklı olarak tüm katmanlarla bağlantılıdır. Aynı İBGY'de olduğu gibi İKGY de öğrenme özelliğine sahiptir. İki veya daha fazla katman kullanılarak ve yeterli nöron sayısı seçilmesiyle giriş ile çıkış arasındaki ilişki sağlanabilir (Şekil 2).

DOO ağında aynı zaman serisindeki geçmiş değerler ve geri beslemeli giriş kullanılarak ağı eğitimi gerçekleştirilir. Bu öğrenme kabiliyeti ile başka bir zaman serisi için kestirim yapabilmektedir. Bu sinir ağında diğer ağlardan farklı olarak giriş ve geri besleme için gecikme zamanları verilmektedir. Kendi içerisinde de bu ağ farklı türlerle ayrılmaktadır (Şekil 3).

GENETİK ALGORİTMA

Genetik algoritma ilk olarak Holland (1975) tarafından geliştirilmiştir. Genetik algoritma, sezgisel bir global optimizasyon metodudur. Yöntem, doğada geçerli olan en iyinin yaşaması kuralına dayanarak sürekli iyileşen çözümler üretir.

Genetik algoritmada yeni bireylerin seçilimi yeni ve eskisinden daha iyi toplumların üretilmesi amacıyla yapılmaktadır. Seçilen, yeni yavrular (çözümler) üretecek olan her birey uygunluklarına göre seçilmektedir. Uygunluk fonksiyonu, popülasyondaki her bir elemanın (olası bir çözümün) aranan elemana (doğru çözüme) yakınlığının ölçüsünü verecek şekilde seçilir ve

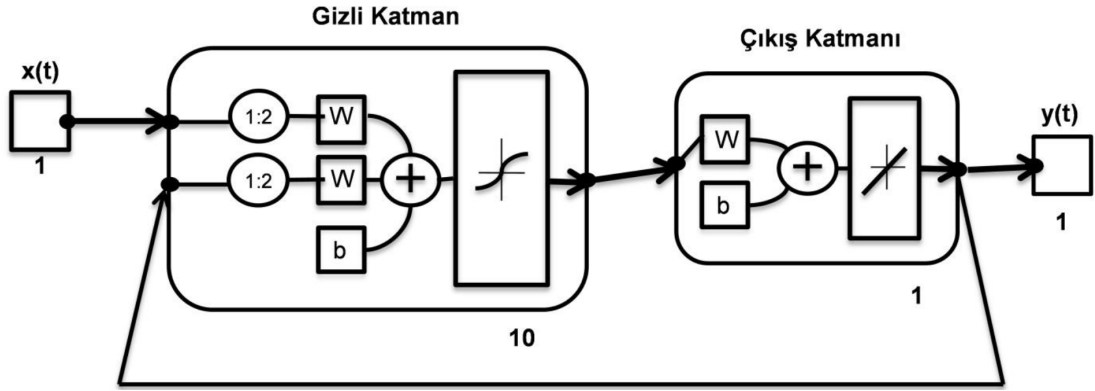
toplumdaki her bireyin ne kadar iyi olduğu gösteren fonksiyondur. Genetik algoritmada amaç, uygunluk fonksiyonunun maksimum yapılmasıdır. Uygunluk fonksiyonunun tersinin alınmasıyla amaç fonksiyonu veya hata fonksiyonu en küçüklenmektedir. Genetik algoritmada seçim, çaprazlama ve mutasyon operatörleri bulunmaktadır. Bu operatörler başlangıç popülasyonundan daha iyi uygunluk değerine sahip yeni popülasyonlar elde etmek için kullanılır. Algoritma defalarca popülasyondaki bireylerin çözümünü değiştirerek en iyi sonucu arar. Her adımda popülasyon içerisinde yeni bireyler seçer ve onları bir sonraki jenerasyon için yeni bireyler üretmek üzere çaprazlar. Algoritma jenerasyon sayısının sonlanmasıyla biter. Bu süreç içerisinde en iyi uygunluk değeri çözüm olarak kabul edilir (Luke, 2009; Lee ve Mohamed, 2002).

LEVENBERG-MARQUARDT ALGORİTMASI

Jeofizik problemlerde model parametreleri ile gözlemsel değerler arasındaki ilişki doğrusal olmadığından problem çoğu defa doğrusallaştırılarak çözülür. Doğrusal olmayan denklem sistemleri için genelleştirilmiş en küçük kareler çözümü,

$$\Delta p = (A^T A)^{-1} A^T \Delta d \quad (7)$$

olarak verilir.



Şekil 3. Doğrusal Olmayan Otoregresif sinir ağının gösterimi.

Figure 3. Schematic diagram of The Nonlinear Autoregressive neural network.

Veri bazı parametrelerin çözümü için tam bilgi içermiyorsa veri ayrımlılık düzeyinin bu parametrelere karşılık gelen sütunları sıfıra yakın olur. Bu parametrelere ait özdeğerler de sıfıra yakın olur. Yineleme sırasında küçük özdeğerlerin neden olduğu salınımların *sönümlenmesi gerekir*. Eşitlik (7)'de $A^T A$ düzeyinin köşegenlerine düzeyin özelliğine göre seçilen bir sayısal değer eklenerek:

$$\Delta p = (A^T A + \varepsilon^2 I)^{-1} A^T \Delta d \quad (8)$$

elde edilir (Lines ve Treitel, 1984). Bu çözüm Levenberg-Marquardt ters çözümü ya da *sönümlü en küçük kareler* olarak bilinir. Eşitlik (8)'de I birim düzey, ε^2 gerçel bir sayı ve *sönüm faktörü* olarak adlandırılır (Levenberg, 1944; Marquardt, 1963). *Sönüm faktörünün* alabileceği değerler, sıfır veya göreceli olarak özdeğerlerden büyük bir sayı olabilir. Eğer *sönüm faktörü* büyük ise, Endik İniş *yöntemine* benzer şekilde sonuca gidilir. $\varepsilon^2 = 0$ olursa Gauss-Newton yöntemi olarak sonuca ulaşılır (Başokur, 2002; Oruç, 2012).

LM yönteminde *sönüm faktörü* başlangıç olarak matrisinin en küçük (özdeğeri) alınmıştır. Sonrasında yinelemeli olarak *sönüm faktörü* bağıntısı ile güncellenmektedir. Burada ,

$$\Delta X = \frac{X_{goz} - X_{hes}}{X_{goz}} \quad (9)$$

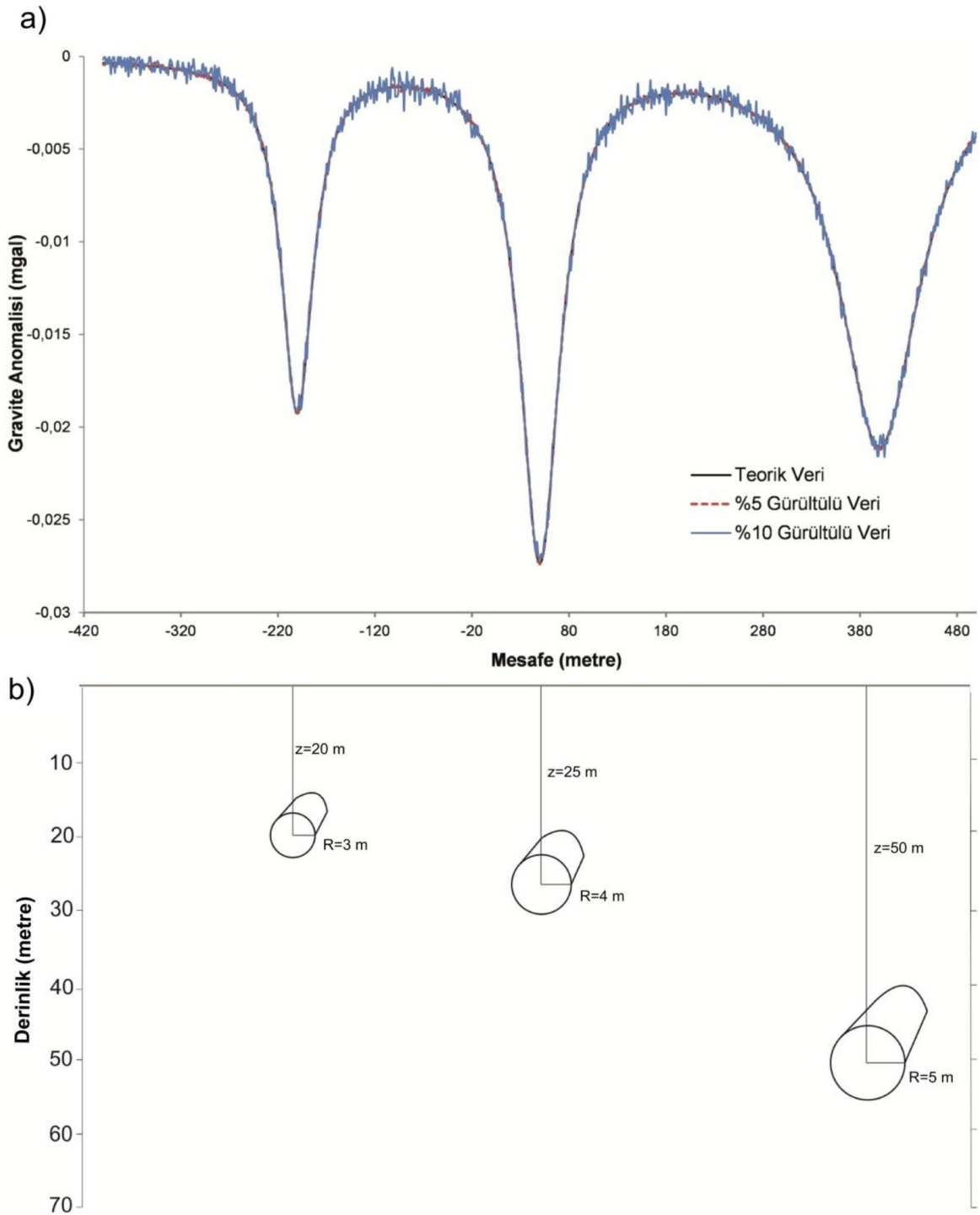
olarak verilir (Başokur, 2002). Eşitlik (9)'da her bir yinelemedeki hesaplanan ile gözlenen arasındaki çakışmazlık ölçütünün değeridir. Hata,

$$rmse = \left(\sqrt{\sum_{i=1}^n (b_i^{göz} - b_i^{kur})^2} \right) \quad (10)$$

olarak verilir. Eşitlik (10)'da *gözlenen değerler*, ise kuramsal rezidüel gravite değerleridir.

Kuramsal Model Çalışmaları

Teorik veri olarak, farklı yatay ve düşey konumlardaki 3 adet yatay silindir kullanılarak oluşturulan modele ait teorik gravite anomalisi kullanılmıştır. Modelde kullanılan silindirlerin yarıçap değerleri sırasıyla 3 m, 4 m, 5 m, derinlik değerleri 20 m, 25 m, 50 m ve yatay konumları ise sırasıyla -200., 50. ve 400. metrelere dir. Her bir silindir için yoğunluk farkı -1 gr/cm^3 olarak alınmıştır (Şekil 4a ve b). Ayrıca teorik veriye sırasıyla % 5 ve % 10 gürültü eklenmiştir. Her bir YSA metodunun eğitim aşaması tamamlandıktan sonra gürültüsüz, gürültülü teorik veriler ağa girilerek yarıçap ve derinlik değerleri elde edilmiştir. Ağın eğitimi için profil uzunluğu 900 m ve örnekleme aralığı 1'er metre olan 900 adet teorik veri üretilmiştir. YSA yöntemlerinin hepsinde momentum ve uyarlanabilir öğrenme oranı geri yayımlı gradyan iniş eğitim fonksiyonu kullanılmıştır. YSA eğitim aşamasında öğrenme oranı 0.01 ve momentum katsayısı 0.9 alınmıştır. Tek gizli katman kullanılmıştır ve nöron sayısı 10



Şekil 4. a) Gürültülü ve gürültüsüz teorik rezidüel gravite anomalileri ve b) Yatay silindir modellerin derinlik kesiti.
Figure 4. a) Noise-corrupted and noise-free theoretical residual gravity anomalies and b) Depth section of the horizontal cylinder models.

olarak alınmıştır. DOO ağında eğitim aşamasında gecikme zamanları [0,1] ve [1,2] olarak varsayılan değer kullanılmıştır. YSA yöntemleri için 10000 yineleme sayısı ağıın eğitiminde ortalama karakök hata değerinin sıfıra yaklaşmasından dolayı yeterli görülmüştür.

GA'da populasyon ve çaprazlama sayısı 100 olarak belirlenmiştir. Populasyon dışındaki parametreler varsayılan olarak alınmıştır. Bu parametreler sırasıyla jenerasyon sayısı 100, çaprazlama fonksiyonu dağınık ve yeniden üretim için 0.8, seçim fonksiyonu stokastik uniform ve mutasyon fonksiyonu Gaussian fonksiyon alınmıştır. GA, 51 yinelemede yeterli hata değerine ulaştığından algoritma durdurulmuştur.

LM'de ise yineleme sayısı 100 olarak verilmiş ancak yineleme sayısı 6'dan sonra hata veya

parametrelerde bir değişim gözlenmemiştir. Başlangıç değerleri için yarıçap ve derinlik parametreleri her seferinde 10 metre alınmıştır ve ilk olarak 20 yineleme verilmiştir. Ancak sonuçlar gözlemlendiğinde gürültülü ve gürültüsüz teorik veriler için 6 yineleme sayısından sonra parametre ve hata sabit kalmaktadır.

Tüm yöntemler için gürültüsüz teorik verinin ters çözümünden doğru model parametrelerine çok yakın değerler hesaplanmıştır. Gürültülü teorik verilerin ters çözüm sonucu ortalama karakök hata değerlerine bakıldığında, İKGY ağıının gürültüye en duyarlı yöntem olduğu gözlenmiştir. GA, DOO sinir ağı ve özellikle LM algoritmasının gürültülü teorik verinin ters çözümü sonuçlarından doğru modele en yakın sonuçları verdiği görülmektedir (Çizelge 1).

Çizelge 1. Gürültülü ve gürültüsüz veri için uygulama sonuçları.

Table 1. The application results for noise-free and noise-corrupted data.

YÖNTEM	Yarıçap (m)	Derinlik (m)	Yarıçap (m)	Derinlik (m)	Yarıçap (m)	Derinlik (m)	Rmse (%)	Yineleme Sayısı
Parametreler	3	20	4	25	5	50	-	-
İBGY	3	19,99	4	24,99	4,99	50	0,073	10000
İBGY (%5)	3,16	20,01	3,83	24,97	4,92	49,97	1,88	10000
İBGY (%10)	2,66	20,04	4,32	24,96	5,56	49,54	5,77	10000
İKGY	2,99	20	3,99	24,99	4,99	49,99	0,13	10000
İKGY (%5)	2,9	19,81	3,78	24,77	4,99	50,06	1,87	10000
İKGY (%10)	3,4	20,36	4,73	24,85	5,93	50,35	10,7	10000
DOO	2,99	20	4	25	4,99	50	0,1	10000
DOO (%5)	2,94	19,94	3,95	24,93	4,92	49,94	0,83	10000
DOO (%10)	2,79	19,79	3,81	24,76	4,74	49,78	2,57	10000
GA	2,99	20	3,99	25	4,99	50,09	0,15	51
GA (%5)	2,9	19,94	3,8	24,9	4,92	50,07	1,89	51
GA (%10)	2,78	20,86	3,8	24,93	4,74	50,07	3,07	51
LM	3	20	4	25	4,99	49,99	0,12	100
LM (%5)	2,99	19,97	4	25	4,99	49,97	0,26	100
LM (%10)	2,99	20,02	4	25,17	4,99	49,83	1,06	100

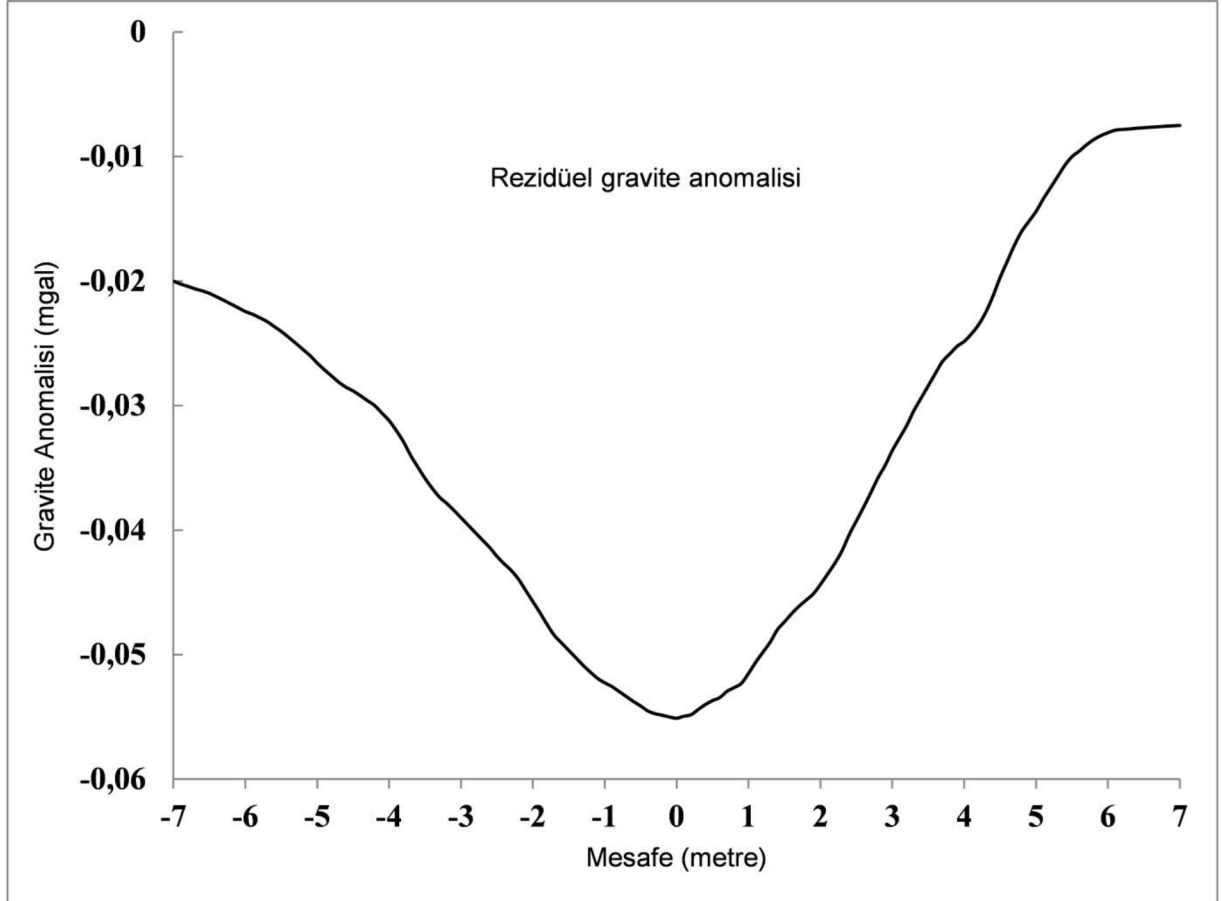
Arazi Verisi Uygulaması

Şekil 5'te Amerika'nın Florida eyaletindeki Medford bölgesindeki yeraltı boşluğunun rezidüel gravite anomali eğrisi (Butler, 1984) verilmiştir. Bu bölgedeki yeraltı boşluklarının önceki jeolojik çalışmalarından küre veya silindire (yatay veya düşey) yakın bir geometriye sahip olduğu bilinmektedir. Hajian vd., (2012) tarafından yapılan çalışma sonucunda Medford alanındaki yeraltı boşluğunun şekli yatay silindir olarak belirlenmiştir. Sondajdan elde edilen derinlik değeri ise 3.57 m'dir.

Ağın eğitimi için profil uzunluğu 14 m ve örneklem aralığı 0.1 m olan 1409 tane teorik veri kullanılmıştır. Teorik veriler, yatay silindir modeline uygun biçimde ve boşluklar yüzeye yakın olduğundan sığ derinlik değerleri ile üretilmiştir. YSA

yöntemlerinin hepsinde momentum ve uyarlanabilir öğrenme oranlı geri yayımlı gradyan iniş eğitim fonksiyonu kullanılmıştır. YSA eğitim aşamasında öğrenme oranı 0.01 ve momentum katsayısı 0.9 alınmıştır. Tek gizli katman kullanılmıştır ve nöron sayısı 10 alınmıştır. DOO ađında eğitim aşamasında gecikme zamanları [0,1] ve [1,2] olarak varsayılan değeri kullanılmıştır.

Uygulanan YSA yöntemlerinden aynı yineleme sayısında çalışma mekanizmaları çok farklı olmasına rağmen İBGY ve DOO yaklaşık olarak aynı sonuçları vermiş olup, bu yöntemlerden sondajdan bilinen derinlik değerine çok yakın değerler elde edilmiştir. Sondajdan bilinen derinlik değeri 3.57 m, İBGY ve DOO sinir ağlarının ters çözüm sonuçları ise yaklaşık olarak 3.52 m'dir. Teorik çalışmada da olduğu gibi İKGY



Şekil 5. Medford test sahasındaki boşluğun rezidüel gravite profil eğrisi (Butler, 1984).

Figure 5. Residual gravity profile over a cavity at the Medford test site (Butler, 1984).

Çizelge 2. Arazi verisi için uygulama sonuçları.
Table 2. The application results for field data.

YÖNTEM	Yarıçap (m)	Derinlik (m)	Rmse (%)	Yineleme Sayısı
İBGY	1,8504	3,5241	5,9	10000
İKGY	1,979	3,8045	8,1	10000
DOO	1,8501	3,526	5,9	10000
GA	1,829	3,656	5,4	51
LM	1,851	3,8373	5,3	100

sinir ağında ters çözüm sonucundan % 8.1 ortalama karekök hata ile en yüksek hata değeri elde edilmiştir.

GA için popülasyon sayısı 100, çaprazlama parametresi ise 0.8 alınmıştır. GA sonucunda elde edilen parametre değerlerine ve % 5.4 ortalama karekök hata değerine bakıldığında sonucun kabul edilebilir ve derinlik değerinin sondajdan elde edilen derinlik değeri ile yakın olduğu görülmektedir. GA derinlik değerini, İBGY ve DOO sinir ağının sonucuna göre daha yüksek ancak yarıçap değerini ise daha düşük bulmuştur.

LM yönteminde en düşük ortalama karekök değerine ulaştığımız görülmektedir. Bu çalışmada ek bilgi olarak sondajdan elde edilen derinlik değeriyle daha sağlıklı yorumlama yapılmıştır. Başlangıç parametreleri yarıçap ve derinlik ters çözüm başlangıcında 10'ar metre alınmıştır. LM yönteminin en düşük hata vermesine rağmen sondajdan elde edilen derinlik bilgisiyle karşılaştırdığımızda tüm yöntemler arasında derinlik değeri bakımından bilinen sondaj değerine en uzak değeri vermiş olduğu görülmektedir. LM'de 4 yinelemeden sonra hata değerinde daha fazla azalma gözlenmemiştir. Tüm yöntemlerin sonuçları Çizelge 2'de verilmiştir.

SONUÇLAR VE TARTIŞMA

Bu çalışmada rezidüel gravite anomalisinden yarıçap ve derinlik parametre kestirimi için güncel sinir ağları yöntemleri (İKGY, DOO) denenmiştir. Bu yöntemlere ek olarak İBGY sinir ağı, GA ve LM algoritması kullanılmış ve sonuçlar karşılaştırılmıştır. Yöntemlerin etkinliği;

gürültülü, gürültüsüz teorik ve arazi verilerinde denenerek sınanmıştır. Gürültülü ve gürültüsüz teorik verilere yöntemlerin uygulanması sonrasında hata değerleri kabul edilebilir ölçüde düşük elde edilmiştir. GA ve LM yöntemlerine göre eğitim aşamasından dolayı YSA yöntemlerinin çok daha fazla hesap zamanı gerektirdiği bu çalışmada gözlenmiştir. DOO sinir ağının çalışma prensibi İBGY sinir ağı yönteminden farklı olmasına rağmen ters çözüm sonucu birbirine çok yakın değerler elde edilmiştir. İKGY sinir ağı hem gürültülü teorik hem arazi uygulamasında en yüksek hata değerlerini veren yöntem olmuştur. LM algoritması ile arazi verisinin ters çözüm sonucu en düşük hata değeri elde edilmesine rağmen sondajdan bilinen derinlik değerine en uzak değer elde edilmiştir. Geleneksel yöntem olan LM veya artık jeofizikte sıkça kullanılan global yöntem olan GA gibi YSA yöntemlerinin de jeofizik problemlerinin ters çözümünde başarılı sonuçlar verdiği görülmüştür. YSA, GA ve LM yöntemlerinin çalışma prensipleri çok farklı olmasına rağmen aynı problemlere uygulanabilirliği ve jeofizik problemlerin çözümünde DOO ve İKGY ağlarının da, İBGY yöntemine ek olarak kullanılabileceği görülmüştür.

KATKI BELİRTME

Yazar makaleye değerli, gerekli ve yapıcı eleştirileri ile katkı sağlayan hakemler Doç. Dr. Bülent ORUÇ ve Dr. Muzaffer Özgü ARISOY'a teşekkür eder.

KAYNAKLAR

- Abdelrahman, E.M., Bayoumi, A.I., ve El-Araby, H.M., 1991. A least-squares minimization approach to invert gravity data, *Geophysics*, 56, 1, 115-118.
- Basu, A., ve Frazer, L.N., 1990. Rapid determination of critical temperature in simulated annealing inversion, *Science*, 249, 1409-1412.
- Başokur, A.T., 2002. Doğrusal ve Doğrusal Olmayan Problemlerin Ters-Çözümü. Jeofizik Mühendisleri Odası Eğitim Yayınları, Ankara.
- Beiki, M., ve Pedersen, L.B., 2010. Eigenvector analysis of gravity gradient tensor to locate geologic bodies, *Geophysics*, 75, 6, I37-I49.
- Butler, D.K., 1984. Microgravimetric and gravity gradient techniques for detection of subsurface cavities, *Geophysics*, 49, 7, 1084-1096.
- Calderón-Macías, C., Sen, M.K., ve Stoffa, P.L., 1997. Hopfield neural networks, and mean field annealing for seismic deconvolution and multiple attenuation, *Geophysics*, 62, 3, 992-1002.
- Calderón-Macías, C., Sen, M.K. ve Stoffa, P.L., 1998. Automatic NMO correction and velocity estimation by a feedforward neural network, *Geophysics*, 63, 5, 1696-1707.
- Chamoli, A., Srivastava, R.P. ve Dimri, V.P., 2006. Source depth characterization of potential field data of Bay of Bengal by continuous wavelet transform, *Indian Journal of Marine Sciences*, 35, 3, 195-204.
- Dosso, S.E., ve Oldenburg, D.W., 1991. Magnetotelluric appraisal using simulated annealing, *Geophysical Journal International*, 106, 370-85.
- Elawadi, E., Salem, A., ve Ushijima, K., 2001. Detection of cavities and tunnels from gravity data using a neural network, *Exploration Geophysics*, 32, 4, 204-208.
- Gupta, O.P., 1983. A least-squares approach to depth determination from gravity data, *Geophysics*, 48, 3, 357-360.
- Günaydın, K., ve Günaydın, A., 2008. Peak ground acceleration prediction by artificial neural networks for Northwestern Turkey, *Mathematical Problems in Engineering*, 2008.
- Hajian, A., 2004. Depth Estimation of Gravity Anomalies by Neural Network, M.Sc. Thesis, Tehran University, Iran (in Persian).
- Hajian, A., Styles, P. ve Zomorrodian, H., 2011. Depth estimation of cavities from microgravity data through multi adaptive neuro fuzzy interference system. In: "Near Surface" 2011, Proc. 17th European Meeting of Environmental and Engineering Geophysics, 12-14 September 2011, Leicester, UK.
- Hajian, A., Zomorrodian, H., ve Styles, P., 2012. Simultaneous Estimation of Shape Factor and Depth of Subsurface Cavities from Residual Gravity Anomalies using Feed-Forward Back-Propagation Neural Networks, *Acta Geophysica*, 60, 1043-1075.
- Haykin, S., 1999. *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, 2nd ed., Prentice-Hall Inc., Englewood Cliffs.
- Ho, T. L., 2009. 3-D inversion of borehole-to-surface electrical data using a back-propagation neural network, *Journal of Applied Geophysics*, 68, 4, 489-499.
- Holland, J., 1975. *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, University of Michigan Press.
- Huang, Z., Shimeld, J., Williamson, M., ve Katsube, J., 1996. Permeability prediction with artificial neural network modeling in the Ventura gas field, offshore eastern Canada, *Geophysics*, 61, 2, 422-436.
- Landa, E., Beydoun, W., ve Tarantola, A., 1989. Reference velocity model estimation from prestack waveforms: coherency optimization by simulated annealing, *Geophysics*, 54, 984-990.
- Langer, H., Nunnari G., ve Occhipinti L., 1996. Estimation of seismic waveform governing parameters with neural networks,

- Journal of Geophysical Research, 101, B9, 20109-20118.
- Lee, K. Y., ve Mohamed, P. S., 2002. A real-coded genetic algorithm involving a hybrid crossover method for power plant control system design, in Proceedings of the 2002 Congress on Evolutionary Computation, pp. 1069-1074.
- Levenberg, K., 1944. A Method for the solution of certain nonlinear problems in least squares. The Quarterly of Applied Mathematics, 2, 164-168.
- Lines, L.R. ve Treitel, S., 1984. A review of least-squares inversion and its application to geophysical problems, Geophysical Prospecting, 32, 2, 159-186.
- Luke, S., 2009. Essentials of metaheuristics. Lulu, Retrieved January 20th, 2012, from <http://cs.gmu.edu/~sean/book/metaheuristics/>.
- Marquardt, D.W., 1963. An algorithm for least-squares estimation of nonlinear parameters, Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics, 11(2): 431-441.
- McCulloch, W.S., ve Pitts, W., 1943. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity, Bulletin of Mathematical Biology, 5, 4, 115-133.
- Oruç, B., 2010. Depth estimation of simple causative sources from gravity gradient tensor invariants and vertical component, Pure and Applied Geophysics, 167, 10, 1259-1272.
- Oruç, B., 2012. Teori ve Örneklerle Jeofizikte Modelleme. Umuttepe Yayınları, Kocaeli.
- Osman, O., Albora, A.M., ve Ucan O.N., 2007. Forward modeling with forced neural networks for gravity anomaly profile, Mathematical Geology, 39, 6, 593-605.
- Poulton, M.M., Sternberg, B.K., ve Glass, C.E., 1992. Location of subsurface targets in geophysical data using neural networks, Geophysics, 57, 12, 1534- 1544.
- Reid, A.B., Allsop, J.M., Granser, H., Millett, A.J., ve Somerton, I.W., 1990. Magnetic interpretation in three dimensions using Euler deconvolution, Geophysics, 55, 1, 80-91.
- Roest, W. R., Verhoef, J., ve Pilkington, M., 1992. Magnetic interpretation using 3-D analytic signal: Geophysics, 57, 116-125.
- Roth, G., ve Tarantola, A., 1994. Neural networks and inversion of seismic data, Journal of Geophysical Research, 99, B4, 6753-6768.
- Roy, A., 1962. Ambiguity in geophysical interpretation, Geophysics, 27, 1, 90-99.
- Roy, L., Agarwal, N.P., ve Shaw, R.K., 2000. A new concept in Euler deconvolution of isolated gravity anomalies, Geophysical Prospecting, 48, 3, 559-575.
- Rumelhart, D.E., Hinton, G.E., ve Williams, R.J., 1986. Learning internal representation by error back propagation. In: D.E. Rumelhart and J.L. Mc Clelland (eds.), Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition. Vol. 1. Foundations, MIT Press, Cambridge, USA, 318-362.
- Salem, A., Elawadi, E., ve Ushijima, K., 2003. Short note: Depth determination from residual gravity anomaly data using a simple formula, Computer and Geoscience, 29, 6, 801-804.
- Sen, M. K., ve Stoffa, P. L., 1991. Nonlinear multiparameter optimization using genetic algorithms: Inversion of plane wave seismograms, Geophysics, 56, 1794-1810.
- Sen, M.K., ve Stoffa, P. L., 1992. Seismic waveform inversion using global optimization. Journal of Seismic Exploration, 1, 9-27.
- Szu, H., ve Hartley, R., 1987. Fast Simulated Annealing, Physical Letters A, 122, No. 3, 157-162.
- Thompson, D.T., 1982. EULDPH: A new technique for making computer-assisted depth estimates from magnetic data, Geophysics, 47, 1, 31-37.
- Vestergaard, P. D., ve Mosegaard, K. 1991. Inversion of post-stack seismic data

- using simulated annealing, *Geophysical Prospecting*, 39, 613-624.
- Wang, L.X., ve Mendel, J.M., 1992. Adaptive minimum prediction-error deconvolution and source wavelet estimation using Hopfield neural networks, *Geophysics*, 57, 5, 670-679.
- Zhang, Y., ve Paulson K.V., 1997. Magnetotelluric inversion using regularized Hopfield neural networks, *Geophysical Prospecting*, 45, 5, 725-743.

