



## **Radyal Taban Fonksiyonlu Yapay Sinir Ağları (RTFA) ve Levenberg-Marquardt(LM) Ters Çözüm Yöntemleriyle Küre Şekli Yapıların Doğal Uçlaşma Anomalilerinin Değerlendirilmesi**

### **Evaluation of Self-Potential Anomalies caused by Sphere Shaped Structures with Radial Basis Function Neural Networks (RBFNN) and Levenberg-Marquardt(LM) Inversion Methods**

**Petek Sındırgı<sup>1\*</sup>**, **İlknur Kaftan<sup>1</sup>**

<sup>1</sup> Dokuz Eylül Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Jeofizik Mühendisliği Bölümü, İzmir, TÜRKİYE  
Sorumlu Yazar / Corresponding Author \*: [petek.sindirgi@deu.edu.tr](mailto:petek.sindirgi@deu.edu.tr)

Geliş Tarihi / Received: 15.05.2022  
Kabul Tarihi / Accepted: 18.08.2022

Araştırma Makalesi/Research Article  
DOI:10.21205/deufmd.2023257313

*Atıf şekli/How to cite:* SINDIRGI, P., KAFTAN, İ. (2023). Radyal Taban Fonksiyonlu Yapay Sinir Ağları (RTFA) ve Levenberg-Marquardt(LM) Ters Çözüm Yöntemleriyle Küre Şekli Yapıların Doğal Uçlaşma Anomalilerinin Değerlendirilmesi. DEÜ FMD 25(73), 159-166.

#### **Öz**

Doğal uçlaşma (DU) uygulamalarında kaynak yapı özelliklerini belirlemek yöntemin temel amacıdır. Çeşitli yöntemler bu özelliklerin saptanmasında kullanılmaktadır. Bu çalışmada Radyal Taban Fonksiyonlu Yapay Sinir Ağları (RTFA) ve geleneksel Levenberg-Marquardt (LM) ters çözüm yöntemleri DU verilerine uygulanmıştır. Çalışma iki aşamadan oluşmaktadır. İlk aşamada, gürültüsüz ve gürültülü küre şekilli kuramsal modelin DU anomalisinin her iki yöntemle ters çözümleri yapılarak model parametreleri saptanmıştır. İkinci aşamada ise yöntemler Seferihisar (İzmir) alanından toplanmış olan DU verilerine uygulanmıştır. Elde edilen sonuçlar karşılaştırıldığında, RTFA'nın LM ters çözüm sonuçlarına göre nispeten daha küçük hata değeriyle model parametrelerini saptadığı görülmüştür. Sonuç olarak, bu çalışma, RTFA yöntemi kullanılarak DU küre modeli ters çözümünün güvenilir bir şekilde yapılabileceğini ortaya koymuştur.

**Anahtar Kelimeler:** Doğal Uçlaşma, Radyal Taban Fonksiyonlu Yapay Sinir Ağları, Levenberg-Marquardt(LM) ters çözümü

#### **Abstract**

The main purpose of the method is to determine the source structure properties in self-potential (SP) applications. Various methods are used to determine these properties. In this study, Radial Basis Function Neural Network (RBFNN) and traditional Levenberg-Marquardt (LM) inversion methods were applied to SP data. The study consists of two stages. In the first stage, the model parameters

were determined by performing inverse solutions of the SP anomaly of the noise-free and noisy spherical polarized synthetic model with both methods. In the second stage, the methods were applied to the SP data collected from the Seferihisar (İzmir) field. When the results were compared, it was seen that RBFNN determined the model parameters with a relatively smaller error value than the LM inversion results. In conclusion, this study revealed that the SP sphere model inversion can be reliably performed using the RBFNN method.

**Keywords:** *Self Potential, Radial Basis Function Neural Network (RBFNN), Levenberg-Marquardt(LM) inversion*

## 1. Giriş

Doğal uçlaşma (DU) belirtileri yerkabuğundaki sıvı, basınç ve iyon hareketlerinden türer. Yöntem, yeryüzünün herhangi iki noktası arasındaki elektiriksel gerilim farkının ölçülmesine dayanır.

DU verilerinin yorumlanmasında teknolojik gelişmelere de bağlı olarak pek çok sayısal ve grafiksel yöntem [1-3] uygulanmıştır. Bunların başında doğrusal olmayan ters çözüm yöntemleri ve metasezgisel yaklaşımlar gibi optimizasyon yöntemleri olmak üzere [4-18], Fourier, Hilbert ve dalgacık analizleri [19-22], tomografik yaklaşımlar [23-26], yapay sinir ağları[27,28], ve Euler dekonvolüsyonu [29,30] gibi analitik yöntemler sayılabilir.

Bu yöntemlerden biri olan yapay sinir ağları 1990'lı yıllardan günümüze dek çeşitli jeofizik problemlerin çözümünde uygulanmaktadır [31-

## 2. Materyal ve Metot

Kuramsal uygulamalar kapsamında, RTFA önce DU küre modeli anomalisi için uygulanarak hesaplanan parametreler Marquardt-Levenberg ters çözüm algoritması çözümleriyle karşılaştırılmıştır. Daha sonra her iki yöntem İzmir-Seferihisar bölgesinde toplanan verilerden hesaplanan anomaliden alınan bir kesit için uygulanmıştır.

### 2.1. DU Küre Modeli

Doğal uçlaşma yönteminde yer altındaki polarlanmış yapılar, küre, yatay ve düşey silindir, düşey ve eğimli levha gibi modellere benzetilerek yapı parametreleri tahmin edilebilir. Bu çalışmada fay ve çatlak modellemelerinde sıkça kullanılan küre modeli için değerlendirmeler yapılmıştır.

Basit küre modeli şeklinde polarize olmuş bir yapının yeryüzünde oluşturacağı anomali aşağıdaki gibi ifade edilir [5];

35]. Yapay Sinir Ağı türlerinden biri olan Radyal Taban Fonksiyonlu Yapay Sinir Ağları (RTFA) (Şekil 1), kullanılan eğitim setindeki örnekler sayesinde çözüm aranan problemi analiz etmekte ve test amacıyla ağa sunulan farklı örneklere çözüm bulabilmektedir. Böylece eğitim setindeki bir çok modelden yararlanarak problem için en iyi çözümü elde etmek yöntemin önemli avantajıdır.

Radyal Taban Fonksiyonlu Yapay Sinir Ağları (RTFA), jeofizik amaçlı olarak özellikle gravite [36,37,47], sismik ve öz direnç araştırmalarında [38-40] uygulanmıştır, ancak literatürde doğal uçlaşma yöntemi uygulamaları bulunmamaktadır. Yöntemin DU verilerinin model parametrelerini belirlenmesindeki başarısını ölçmek amacıyla bu çalışmada kuramsal ve arazi verilerine uygulaması yapılmış ve sonuçlar Levenberg-Marquardt ters çözümleri ile karşılaştırılmıştır.

$$V(x, x_0, h, K, \alpha) = K \frac{(x-x_0)\cos(\alpha)-h\sin(\alpha)}{[(x-x_0)^2+h^2]^{1.5}} \quad (1)$$

Burada,  $x$ ; x-ekseni boyunca anomalinin gözlemlendiği noktanın yerini,  $x_0$ ; gözlem noktasının orjinden uzaklığını,  $h$ ; küre merkezinin yeryüzünden olan derinliğini,  $K$ ; elektriksel dipol momentini ( $K = \rho I / 2\pi$ ),  $\alpha$  ise polarlanma açısını sembolize etmektedir (Şekil 2).

### 2.2. Levenberg-Marquardt (LM) Ters

#### Çözümü

Levenberg-Marquardt (LM) algoritması, doğrusal olmayan denklem sistemlerinin çözümünde uygulanan yinelemeli bir tekniktir. Jeofizik çalışmalarda gözlenen veri ile anomaliye neden olan modelin parametreleri arasındaki ilişki de doğrusal olmadığından LM algoritması ile parametreler saptanabilir. Yöntem ilk kez 1944 yılında Kenneth Levenberg tarafından uygulanmış [41], 1963 yılında Donald Marquardt'ın yöntemi geliştirmesiyle [42] Levenberg-Marquardt (LM) adıyla anılmıştır.

Doğrusal olmayan en küçük kareler problemleri için standart bir teknik haline gelmiştir ve En Dik İniş (Steepest-Descent) ile Gauss-Newton yönteminin bir kombinasyonu olarak düşünülebilir.

$\mathbf{d}$ ; M boyutlu gözlem vektörü,  $\mathbf{m}$  parametre vektörü iken geliştirilmiş düz çözüm bağıntısı,

$$\mathbf{d} = G(\mathbf{m}) \quad (2)$$

dır.  $\mathbf{m}_0$  başlangıç modeline ve  $\Delta\mathbf{m}$  model güncellemesine bağlı olarak  $\mathbf{m}$  parametre vektörü yeniden yazılırsa

$$\mathbf{m} = \mathbf{m}_0 + \Delta\mathbf{m} \quad (3)$$

olur.  $\|\cdot\|_2$  L<sup>2</sup> normu göstermek üzere F amaç fonksiyonu,

$$F = \|\mathbf{d} - G(\mathbf{m}_0 + \Delta\mathbf{m})\|_2 + \lambda\|\Delta\mathbf{m}\|_2 \quad (4)$$

ve Jacobiyan matrisi,

$$J = \begin{bmatrix} \frac{\partial G_i(m)}{\partial m_1} & \dots & \frac{\partial G_i(m)}{\partial m_N} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial G_M(m)}{\partial m_1} & \dots & \frac{\partial G_M(m)}{\partial m_N} \end{bmatrix} \quad (5)$$

olarak tanımlandığında  $\Delta\mathbf{m}$  yeniden yazılırsa,

$$\Delta\mathbf{m} = [J^T W J + \lambda I]^{-1} J^T W (\mathbf{d} - G(\mathbf{m}_0)) \quad (6)$$

olur. Burada  $I$  birim matris,  $\lambda$ ; yinelemeler boyunca güncellenebilen sönüm parametresidir ve her bir yineleme adımında boyutu değişir. Bu çalışmada yer alan uygulamalarda  $\lambda$ 'nın başlangıç değeri 1 olarak seçilmiştir. Kalıntılar hızlı azalıyor, algoritma Gauss-Newton algoritmasına yaklaştırılarak daha küçük bir değer kullanılabilir,  $\lambda$  sıfır olduğunda (4) eşitliği Gauss-Newton çözümüne dönüşür, yineleme sonucunda kalıntıda yetersiz azalma sağlanırsa  $\lambda$  artırılır [43].  $W$  pozitif tanımlı ağırlık fonksiyonudur ve aşağıdaki şekilde tanımlanır [43],

$$W = \frac{1}{M} \mathbf{d}_i^2, \quad i=1, 2, \dots, M \quad (7)$$

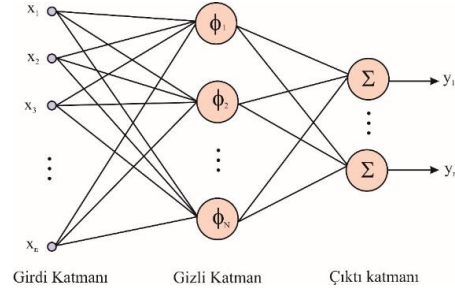
Kalıntıların ortalama standart sapması olarak tanımlanan Hata Kareler Ortalamasının Karekökü (RMSE) ise,

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (\mathbf{d}_i - G(\mathbf{m})_i)^2} \quad (8)$$

olarak hesaplanır [44].

### 2.3. Radyal Taban Fonksiyonlu Ağlar (RTFA)

Birçok araştırmacı tarafından Çok katmanlı Algılayıcı'ya alternatif olarak önerilen Radyal Taban Fonksiyonlu yapay sinir ağları (RTFA) öğretmenli öğrenme temeline dayanır. ÇKA'ya göre çok daha kısa sürede öğrenme setini öğrenmektedir. RTFA genel olarak ileri besleme ağ yapısındadır. Dış çevreyi ağa bağlayan bir girdi katmanı, bir gizli katman ve bir doğrusal çıktı katmanı olmak üzere 3 katmandan oluşmaktadır. Ağ yapısı Şekil 1' de verilmektedir. RTFA'nın temeli 1985 yılında Powell tarafından yapılan çalışmaya dayanmaktadır [45]. Powell (1985) çalışmasında düzensiz olarak dağıtılan noktaların RTFA ile çok değişkenli interpolasyonunu göstermiştir.



Şekil 1. Radyal Taban Fonksiyonlu ağ yapısı

Figure 1. Radial Basis Function Network structure

Bu alandaki daha güncel çalışma ise Light (1992) tarafından yapılmıştır [46]. Bu ağ türünde kullanılan aktivasyon fonksiyonu genellikle Gaussian dağılıma dayanmakta ve (9) bağıntısıyla ifade edilmektedir.

$$\varphi_j(x) = \exp\left(\frac{-x^2}{\sigma^2}\right) \quad (9)$$

Bağıntıdaki  $\sigma$  radyal tabanlı fonksiyonların genişliğini kontrol eden merkez yayılım parametresidir. RTFA'ın çıktı katmanındaki herhangi bir nöronun çıktısı (10) bağıntısıyla hesaplanmaktadır.

$$y_i = \sum_{j=1}^n w_{ij} \varphi_j(\|x - c_j\|_2) \quad j = 1, 2, \dots, m \quad (10)$$

Bağıntıda  $\varphi_j$   $j$ . nöronun çıktısı,  $x$  girdi vektörü,  $c_j$   $j$ . radyal tabanlı fonksiyonların merkezleri göstermektedir. Ayrıca  $w_{ij}$  gizli katmandaki  $j$  nöronunu çıktı katmanındaki  $i$  nöronuna bağlayan ağırlıklar ve  $n$  ise gizli katmandaki nöron sayısıdır. RTFA'nın eşleme özelliği çıktı katmanındaki ağırlıklar, RTFA'nun merkez

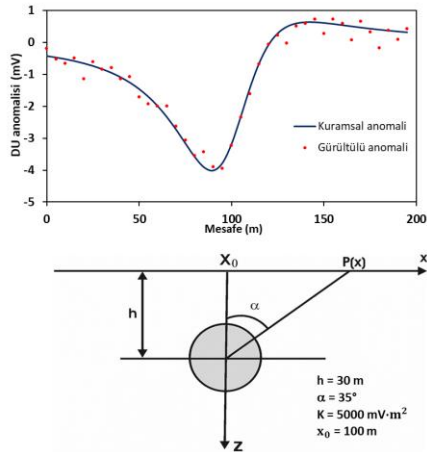
vektörleri ve Gaussian fonksiyonunun genişliği ile değiştirilebilir. RTFA ağı en basit eğitim şekli merkezlerin sayılarının sabitlenmesidir. Eğer merkezlerin sayısı girdi vektörünün sayısına eşitlenirse, tam (exact) RTFA olarak isimlendirilir. Bu durumda eğitim seti için istenilen çıktı ve hesaplanan çıktı arasındaki hata sıfır olacaktır [47].

### 3. Kuramsal Çalışmalar

Radyal taban fonksiyonlu yapay sinir ağlarının doğal uçlaşma verileri üzerindeki performansını test etmek amacıyla yöntemler öncelikle kuramsal modellere uygulanmıştır.

#### 3.1. Gürültüsüz Kuramsal Model

Kuramsal model üretmek amacıyla 200 metrelik bir profil boyunca örnekleme aralığı ( $\Delta x$ ) 5 metre seçilerek, Bölüm 2.1'deki (1) nolu DU küre modeli bağıntısı;  $x_0=100\text{m}$ ,  $h=30\text{m}$ ,  $K=5000$  ve  $\alpha=35^\circ$  için hesaplanmıştır (Şekil 2).



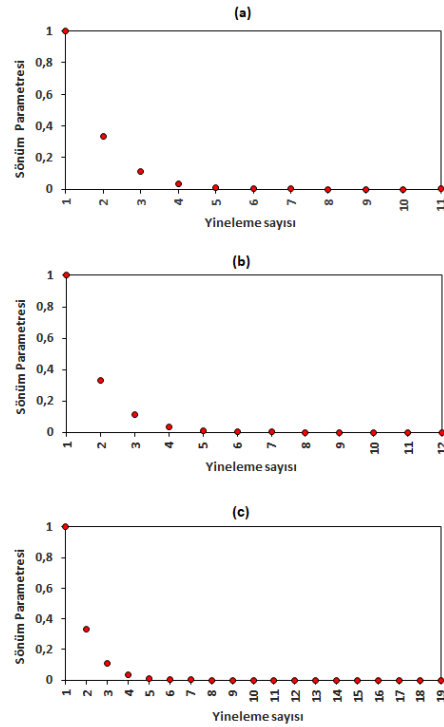
Şekil 2. Kuramsal küre modeli, parametreleri ve gürültüsüz ve gürültülü anomalileri

Figure 2. Conceptual sphere model, its parameters and noise-free and noisy anomalies

RTFA'nın DU küre modeli parametrelerini tahmin etmedeki başarısını ölçmek amacıyla hesaplanan bu kuramsal anomali RTFA ve LM algoritmaları ile değerlendirilmiştir.

Doğal uçlaşma anomali değerleri radyal taban fonksiyonlu yapay sinir ağının girdisi, bu doğal potansiyel anomalisine neden olan yapının parametreleri ise çıktı olarak düzenlenmiştir. Bu parametreler yapının derinliğini ( $h$ ), polarizasyon açısını ( $\alpha$ ), bulunduğu

lokasyonunu ( $x_0$ ) ve elektriksel dipol momentini ( $K$ ) bilgilerini içermektedir. Ağı eğitmek için 2000 farklı doğal uçlaşma anomalisi Tablo 1'de verilen parametre aralıkları kullanılarak düz çözüm yoluyla hesaplanmıştır. Bu aralıklar seçilirken, çözümü hedeflenen anomali tipine yakın anomali oluşturacak parametre setlerinin kullanımı tercih edilmiştir. Eğitim setinin girdisi birbirinden farklı 2000 doğal uçlaşma anomalisinden, çıktısı ise bu anomalilere ait  $h$ ,  $\alpha$ ,  $x_0$  ve  $K$  parametreleri oluşturulmuştur. Eğitim seti [-1 1] arasında normalize edilmiştir.



Şekil 3. (a) Kuramsal gürültüsüz küre modeli LM çözümünün, (b) Kuramsal gürültülü küre modeli LM çözümünün, (c) Arazi verisinin LM çözümünün sönüm parametresi değişimleri

Figure 3. Changing of damping parameter of (a) LM solution of the theoretical noise-free sphere model, (b) LM solution of the theoretical noisy sphere model, (c) LM solution of the field data

Şekil 2'de verilen doğal uçlaşma verisi ise test amacıyla kullanılmış ve anomaliye sebep olan parametreler RTFA ile elde edilmiştir. Aynı anomali ayrıca LM ters çözüm yöntemiyle de değerlendirilmiştir. Bu yöntemle model parametreleri 11 yineleme sonunda tahmin

edilmiştir. Sönüm parametresinin yinelemeler boyunca değişimi ise Şekil 3(a)'da verilmiştir. Her iki yöntemden elde edilen sonuçlar Tablo 1'de verilmektedir.

### 3.2. Gürültülü Kuramsal Model

Arazi verileri genellikle gürültü içerdiği için yöntemin gürültülü DU küre parametrelerini tahminindeki başarısını sınamak amacıyla üretilen kuramsal modele standart sapması

**Tablo 1.** Gürültüsüz ve gürültülü kuramsal DU küre modeli çözümleri

**Table 1.** Noise-free and noisy theoretical SP sphere model solutions

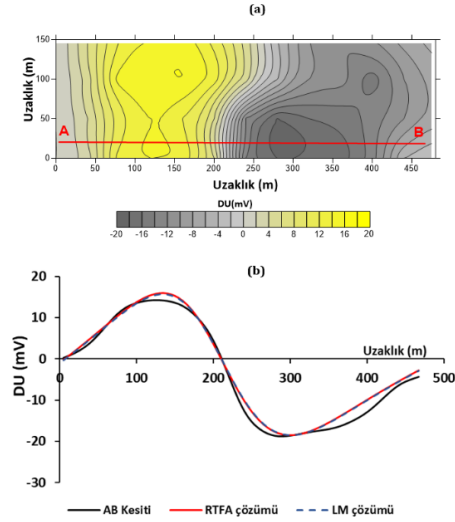
ANOMALİ TİPİ		PARAMETRELER				
		h	$\alpha$	$x_0$	K	RMSE
Kuramsal		30	35	100	5000	
Gürültüsüz	LM çözümü	30,00	35,00	10,10	5002,51	0,0017
	RTFA çözümü	30,01	34,99	100,01	5002,17	$5,32 \times 10^{-7}$
Gürültülü	LM çözümü	28,91	28,82	101,42	4817,81	1,0576
	RTFA çözümü	30,46	30,98	100,69	5205,01	1,0306
RTFA Veri Aralığı		$5 \leq h \leq 70$	$5 \leq \alpha \leq 90$	$70 \leq x_0 \leq 150$	$4000 \leq K \leq 8000$	

### 4. Arazi Verisi Uygulamaları

Her iki yöntemin arazi verisi için başarısının karşılaştırılması amacıyla İzmir ili Seferhisar ilçesi sınırları içinde kalan Cumalı fayı civarında toplanmış doğal potansiyel verisi kullanılmıştır. Şekil 4a'da verilen DU kontur haritasından seçilen AB kesitine Levenberg-Marquardt ters çözümü ve RTFA uygulanmıştır. Kesit verisi ve her iki algoritma ile saptanan parametrelere göre hesaplanan anomaliler Şekil 4b'de verilmiştir. Bu yöntemlerle tahmin edilen parametreler ise Tablo 2'dedir. Parametreler, LM algoritmasıyla 19 yineleme sonunda tahmin edilmiştir. Sönüm parametresinin yinelemeler boyunca değişimi Şekil 3(c)'de verilmiştir.

$\pm 0,25\text{mV}$  olan sıfır ortalamalı normal dağılım gösteren rasgele gürültü eklenerek gürültülü anomali elde edilmiştir (Şekil 2). Gürültülü kuramsal anomalinin RTFA ve LM tahminleri Tablo 1'de verilmiştir.

Gürültülü modelin parametreleri, LM algoritmasıyla 12 yineleme sonunda tahmin edilmiştir. Sönüm parametresinin yinelemeler boyunca değişimi Şekil 3(b)'de verilmiştir.



**Şekil 4. (a)** 2B Arazi anomalisi ve AB kesiti, **(b)** AB kesiti anomalisi, RTFA ve LM çözümleri

**Figure 4. (a)** 2D measured field anomaly and AB cross-section, **(b)** Anomaly of the AB cross-section, RBF, and LM solutions

**Tablo 2.** Arazi verisi çözümleri**Table 2.** Field dataset solutions

Parametreler	LM çözümü	RTFA çözümü	RTFA Veri Aralığı
h	136,83	100,08	$90 \leq h \leq 270$
$\alpha$	187,60	146,04	$90 \leq \alpha \leq 270$
$x_0$	206,50	223,58	$170 \leq x_0 \leq 250$
K	1048042,4	1176292	$8 \times 10^5 \leq K \leq 13 \times 10^5$
RMSE	1,8643	1,8475	

### 5. Tartışma ve Sonuç

Bu çalışmada, doğal uçuşma model parametrelerinin saptanması amacıyla yapay sinir ağlarının bir türü olan RTFA üç aşamada uygulanmıştır. Elde edilen sonuçlar LM ters çözümü ile karşılaştırılmıştır.

Birinci aşamada gürültüsüz kuramsal DU küre modeli için yöntemin başarısı sınanmıştır. Bu model için RTFA'nın gürültü bulunmaması durumunda oldukça başarılı olduğu RMSE değerlerinden anlaşılmaktadır. Kuramsal parametrelere oldukça yakın değerler hesaplayan RTFA ile saptanan kuramsal parametreler için hesaplanan RMSE  $5,32 \times 10^{-7}$  iken LM için 0,0017'dir.

İkinci aşamada, birinci aşamada oluşturulan gürültüsüz kuramsal anomaliye standart sapması  $\pm 0,25mV$  olan sıfır ortalamalı normal dağılım gösteren rasgele gürültü eklenerek oluşturulan gürültülü anomali ile yöntemin gürültü içeren DU anomali için performansını sınanmıştır. RTFA'nın gürültü bulunması durumunda başarısının azaldığı, ancak yine de LM'a kıyasla nispeten uygun çözüm sunduğu söylenebilir. Gürültülü anomali için RTFA çözümünün RMSE değeri 1,0306 iken LM için 1,0576'dır. Üçüncü aşamada yöntem Seferihisar civarında toplanan arazi verisine uygulanmıştır. Anomali haritasından seçilen kesit verilerine uygulanan RTFA ve LM birbirine yakın çözümler sunmuştur. RMSE değerleri karşılaştırıldığında (RTFA:1,8475 ve LM: 1,8643); RTFA'nın göreceli olarak ölçülen değerlere daha yakın anomaliye sebep olan parametreleri saptadığı görülmüştür. Bu alanda, DU yöntemi uygulaması içeren Drahor ve diğerlerinin [48] 1999 yılında yaptığı çalışması incelendiğinde, Cumalı kaplıcaları bölgesinde, kesitimiz ile çıkarılan 4 nolu profil

çözümlerini içeren uçuşma derinlik kesitinde, bu profil için saptanan yaklaşık uçuşma açısı  $135^\circ$  derinlik ise 100 m'dir. Bu değerler, Tablo 2'de yer alan ve RTFA ile hesaplanan parametrelere oldukça yakın olduğu görülmektedir.

Kuramsal ve arazi verilerine uygulanan LM algoritmasının sönüm parametresinin değişimi incelenmiş ve bu parametrenin yinelemeler sonunda sıfıra yaklaşması Gauss-Newton çözümüne dönüştüğünü göstermiştir.

Her iki yöntemin değerlendirmeleri karşılaştırılırken, LM gibi türev tabanlı yöntemlerin bir ön kestirim değerine ihtiyaç duymaları ve iraksama olasılıklarının olduğu göz önünde bulundurulmalıdır. RTFA'da herhangi bir ön kestirim değerine bağlı olmaksızın uygun eğitim seti ve veri aralığı sağlandığı sürece başarılı sonuçlar verdiği söylenebilir.

Sonuç olarak bu çalışma, DU küre modeli ters çözümünde RTFA yönteminin geleneksel LM ters çözüm yöntemine kıyasla daha güvenilir bir şekilde kullanılabileceğini ortaya koymuştur.

### 6. Results and Discussion

In this study, RBFNN, a type of artificial neural network, was applied in three stages in order to determine the self-potential coupling model parameters. Obtained results were compared with LM inversion.

In the first stage, the success of the method is tested for the theoretical noise-free SP sphere model. It is understood from the RMSE values that RBFNN for this model is quite successful in the absence of noise. While the RMSE calculated for the theoretical parameters determined by RBFNN, which calculates values very close to the theoretical parameters, is  $5.32 \times 10^{-7}$ , it is 0.0017 for the LM.

In the third stage, the method was applied to the field data collected around Seferihisar. RBFNN and LM applied to the cross-section data selected from the anomaly map presented similar solutions. Comparing the RMSE values (RBFNN: 1.8475 and LM: 1.8643); it has been observed that RBFNN estimates parameters that are relatively close to the measured values. In 1999 Drahor et al. [48] were applied the SP method in Seferihisar area. The approximate polarization angle was obtained as 135°, and the depth as 100 m from their parameter solution from profile 4 in Cumali thermal springs region. It is seen that these values are quite close to the parameters in Table 2 and calculated by RBFNN. The variation of the damping parameter of the LM algorithm applied to the theoretical and field data was examined, and this parameter's approaching zero at the end of the iterations showed that it turned into a Gaussian-Newton solution.

The fact that the damping parameter of the LM algorithm applied to the theoretical and field data approached zero at the end of the iterations showed that it turned into a Gaussian-Newton solution.

When comparing the evaluations of both methods, it should be considered that derivative-based methods such as LM need a predictive value and have divergence possibilities. It can be said that RBFNN gives successful results as long as the appropriate training set and data range are provided, regardless of any predictive value.

In conclusion, this study revealed that the RBFNN method can be used more reliably than the traditional LM inversion method in SP sphere model inversion.

#### 7. Etik kurul onayı ve çıkar çatışması beyanı

“Hazırlanan makalede etik kurul izni alınmasına gerek yoktur”

“Hazırlanan makalede herhangi bir kişi/kurum ile çıkar çatışması bulunmamaktadır”

#### Teşekkür

Yazar makaleye katkı sağlayan ve geliştiren hakemlere teşekkür eder.

#### Kaynakça

- [1] Yüngül, S.H. 1950. Interpretation of Spontaneous Polarization Anomalies Caused by Spheroidal Orebodies, *Geophysics*, Cilt. 15, s. 237-246.
- [2] Paul, M.K. 1965. Direct Interpretation of Self-potential Anomalies Caused by Inclined Sheets of Infinite Extensions, *Geophysics*, Cilt. 30, s. 418-423.
- [3] Bhattacharyya, B.B., Roy, N. 1981. A Note on the Use of a Nomogram for Self Potential Anomalies, *Geophysical Prospecting*, Cilt. 29, s. 102-107.
- [4] Fitterman, D.V., Corwin, R.F. 1982. Inversion of Self-potential Data from the Cerro-Prieto Geothermal Field Mexico, *Geophysics*, Cilt. 47, s. 938-945.
- [5] Ram Babu, H.V., Rao, D.A., 1988. Inversion of Self-potential Anomalies in Mineral Exploration, *Computers and Geosciences*, Cilt. 14, s.377-388.
- [6] Abdelrahman, E.M., Sharafeldin, S. M. 1997. A Least-square Approach to Depth Determination from Residual Self-potential Anomalies Caused by Horizontal Cylinders and Spheres, *Geophysics* Cilt. 62, s. 44-48.
- [7] Shalivahan, B., Bhattacharya, B.B., Mrinal Sen, K. 1998. Interpretation of Self Potential Anomalies by Nonlinear Inversion, *J. Geophy.*, Cilt. 19(4), s. 219-224.
- [8] Asfahani, J., Tlas, M., 2002. A Nonlinear Programming Technique for the Interpretation of Self-potential Anomalies, *Pure and Applied Geophysics*, Cilt. 159, s. 1333-1343.
- [9] El-Araby, H., 2004. A New Method for Quantitative Interpretation of Self-potential Anomalies, *Journal of applied Geophysics*, Cilt. 55, s.211-224.
- [10] Essa, K., Mehane, S., 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*, Cilt. 39, s. 155-163.
- [11] Pekşen, E., Yas, T., Kayman, A.Y., Özkan, C. 2011. Application of Particle Swarm Optimization on Self-potential Data, *Journal of Applied Geophysics*, Cilt. 75(2), 305-318.
- [12] Abedi, M., Hafizi, M.K., Norouzi, G.H. 2012. 2D Interpretation of Self-potential Data Using Normalized Full Gradient, a Case Study: Galena Deposit, *Bollettino di Geofisica Teorica ed Applicata*, Cilt. 53, s. 213-230.
- [13] Göktürkler, G., Balkaya, Ç., 2012, Inversion of Self-potential Anomalies Caused by Simple-geometry Bodies Using Global Optimization Algorithms, *Journal of Geophysics and Engineering*, Cilt. 9, s. 498-507. DOI:10.1088/1742-2132/9/5/498.
- [14] Biswas, A., Sharma, S.P. 2014. Optimization of Self-Potential interpretation of 2-D Inclined Sheet-type Structures Based on Very Fast Simulated Annealing and Analysis of Ambiguity, *Journal of Applied Geophysics*, Cilt. 105, s. 235-247.
- [15] Mehane, S.A. 2015. Tracing of Paleo-shear Zones by Self-potential Data Inversion: Case Studies from the KTB, Rittsteig, and Grossensees Graphite-bearing Fault Planes, *Earth, Planets and Space*, Cilt. 67(1), s. 1-33. DOI 10.1186/s40623-014-0174-y
- [16] Karaoğlan, S.T., Göktürkler, G., 2021. Cuckoo Search Algorithm for Model Parameter Estimation from Self-potential Data, *Journal of Applied Geophysics*, Cilt. 194, s. 104461, DOI:10.1016/j.jappgeo.2021.104461
- [17] Ekinci, Y. L., Balkaya, Ç., Göktürkler, G. 2020. Global Optimization of Near-Surface Potential Field Anomalies through Metaheuristics. ss 155-188.

- [18] Biswas, A., Sharma, S., ed. 2020. *Advances in Modeling and Interpretation in Near Surface Geophysics*, Springer, Cham, 414s. DOI:10.1007/978-3-030-28909-6\_7
- [19] Sundararajan, N., Arun Kumar, I., Mohan, N.L., Seshagiri Rao, S.V. 1990. Use of the Hilbert Transform to Interpret Self-potential Anomalies due to Two-dimensional Inclined Sheets, *Pure and Applied Geophysics*, Cilt. 133, s. 117-126.
- [20] Asfahani, J., Tlas, M., Hammadi, M. 2001. Fourier Analysis for Quantitative Interpretation of Self-potential Anomalies Caused by Horizontal Cylinder and Sphere, *Journal of King Abdulaziz University-Earth Sciences*, Cilt. 13, s.41-53.
- [21] Gilbert, D., Pessel, M. 2001. Identification of Sources of Potential Fields with the Continuous Wavelet Transform: Application to Self-potential Profiles, *Geophys. Res. Lett.*, Cilt. 28, s. 1863-1866.
- [22] Al-Garni, M., Sundararajan, N. 2011. Hartley Spectral Analysis of Self-potential Anomalies Caused by a 2-D Horizontal Circular Cylinder, *Arabian Journal of Geosciences*, Cilt. 5(6) DOI: 10.1007/s12517-011-0285-8
- [23] Di Maio, R., Piegari, E., Rani, P., Avella, A. 2016. Self-potential Data Inversion Through the Integration of Spectral Analysis and Tomographic Approaches, *Geophysical Journal International*, Cilt. 206, 1204-1220.
- [24] Patella D (1997). Introduction to ground surface self-potential tomography. *Geophysical Prospecting* Cilt. 45, 653-681
- [25] Revil, A., Ehouarne, L., Thyreault, E. 2001. Tomography of Self-potential Anomalies of Electrochemical Nature, *Geophys. Res. Lett.*, Cilt. 28(23), s. 4363-4366.
- [26] Juliano, T., Mauriello, P., Patella, D. 2002) Looking Inside Mount Vesuvius by Potential Fields Integrated Probability Tomographies, *J. Volcanol. Geotherm. Res.*, Cilt. 113, s.363-378.
- [27] El-Kaliouby, H.M., Al-Garni, M.A. 2009. Inversion of Self-potential Anomalies Caused by 2D Inclined Sheets using Neural Networks, *J. Geophys. Eng.*, Cilt. 6, s. 29-34.
- [28] Kaftan, I., Sındırgı, P., Akdemir, Ö. 2014. Inversion of Self Potential Anomalies with Multilayer Perceptron Neural Networks, *Pure and Applied Geophysics*, Cilt. 171, s.1939-1949.
- [29] Agarwal, B.N.P., Srivastava, S. 2009. Analyses of Self-potential Anomalies by Conventional and Extended Euler Deconvolution Techniques, *Computers & Geosciences*, Cilt. 35, s. 2231-2238.
- [30] Sındırgı, P. Özyalın, Ş. 2019. Estimating the Location of a Causative Body from a Self-potential Anomaly using 2D and 3D Normalized Full Gradient and Euler Deconvolution, *Turkish J Earth Sci.*, Cilt. 28, s. 640-659. DOI:10.3906/yer-1811-14
- [31] Romeo, G. 1994. Seismic Signals Detection and Classification Using Artificial Neural Networks, *Annali di Geofisica*, Cilt. 37, s. 343-353.
- [32] Röth, G., Tarantola, A., 1994, Neural Networks and Inversion of Seismic Data, *J. Geophys. Res.*, Cilt. 99, s. 6753-6768.
- [33] Zhang, Y., Paulson, K. V., 1997, Magnetotelluric Inversion using Regularized Hopfield Neural Networks, *Geophys. Prosp.*, Cilt. 45, s. 725-743.
- [34] Al-Garni, M. 2009. Interpretation of Spontaneous Potential Anomalies from Some Simple Geometrically Shaped Bodies Using Neural Network Inversion, *Acta Geophysica*, Cilt. 58(1), s.143-162.
- [35] El-Kaliouby, H., Al-Garni, M.A. 2009. Inversion of Self-potential Anomalies Caused by 2D Inclined Sheets Using Neural Networks, *J. Geophys. Eng.*, Cilt. 6, s. 29-34.
- [36] Kaftan, İ., Şalk, M., 2009. Determination of Structure Parameters on Gravity Method by Using Radial Basis Functions Networks Case Study : Seferihisar Geothermal Area (Western Turkey). *SEG Technical Program Expanded Abstracts*, Cilt. 28(1), s. 991-994. DOI: 10.1190/1.3255917
- [37] Kaftan, İ., Şalk, M., Şenol, Y. 2011. Evaluation of Gravity Data by Using Artificial Neural Networks Case Study: Seferihisar Geothermal Area (Western Turkey), *Journal of Applied Geophysics*, Cilt. 75, s. 711-718.
- [38] Baddari, K., A'ıfa, T., Djarfour, N., Ferahtia, J. 2009. Application of a Radial Basis Function Artificial Neural Network to Seismic Data Inversion, *Computers&Geosciences*, Cilt. 35, s. 2338-2344. DOI: 10.1016/j.cageo.2009.03.006
- [39] Van der Baan, M., Jutten, C. 2000. Neural Networks in Geophysical Applications, *Geophysics*, Cilt. 65 (4), s. 1032-1047. DOI: 10.1190/1.1444797
- [40] Qian-Wei, D., Fei-Bo, J., Li, D. 2014. RBFNN Inversion for Electrical Resistivity Tomography Based on Hannan-Quinn Criterion, *Chinese Journal Geophysics*, Cilt. 57(4), s. 1335-1344. DOI:10.6038/cjg20140430
- [41] Levenberg, K. 1944. A Method for the Solution of Certain Non-Linear Problems in Least Squares. *Quarterly of Applied Mathematics*, Cilt. 2 (2), s. 164-168. DOI:10.1090/qam/10666
- [42] Marquardt, D.W. 1963. An Algorithm for Least Squares Estimation of Nonlinear Parameters, *Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics*, Cilt. 11, s.431-441.
- [43] Jupp, D.L.B., Vozoff, K. 1975. Stable Iterative Methods for the Inversion of Geophysical Data, *Geophysical Journal of the Royal Astronomical Society*, Cilt. 42(3), s.957-976.DOI:10.1111/j.1365-246x.1975.tb06461.x
- [44] Zellner, A. 1986. A Tale of Forecasting 1001 Series. The Bayesian Knight Strikes Again, *International Journal of Forecasting*, Cilt. 2, s. 491-494.
- [45] Powell, M.J.D. 1985. Radial Basis Functions for Multivariable Interpolation. ss.143-167. Watson, J.C., Cox, M.G., ed. 1985. A Review, IMA Conference on Algorithms for the Approximation of Functions and Data, Royal Military College of Science, Shrivenham, England.
- [46] Light, W.A. 1992. Some Aspects of Radial Basis Function Approximation. ss. 163-190. Singh, S.P., ed. 1992. *Approximation Theory, Spline Functions, and Applications*, NATO ASI Series, Kluwer Academic Publishers, Boston, MA, 256s.
- [47] Kaftan, İ. 2010. Batı Türkiye Gravite ve Deprem Katolog Verilerinin Yapay Sinir Ağları ile Değerlendirilmesi. *Dokuz Eylül Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Doktora Tezi*, 92s, İzmir.
- [48] Drahor, M.G., Sarı, C., Şalk, M. 1999. Seferihisar jeotermal Alanında Doğal Gerilim(SP) ve Gravite Çalışmaları: Dokuz Eylül Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Fen ve Mühendislik Dergisi, Cilt.1(3), s.97-112.