



Orijinal Araştırma / Original Research

PATLATMA KAYNAKLI TİTREŞİMLERİN YAPAY SINİR AĞLARI KULLANILARAK TAHMİNİ

PREDICTION OF BLAST INDUCED GROUND VIBRATIONS BY USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

Abdulkadir Karadoğan^{a,*}, Meriç Can Özyurt^{a,**}, Ülkü Kalaycı Şahinoğlu^{a,***}, Ümit Özer^{a,****}

^a İstanbul Üniversitesi-Cerrahpaşa, Maden Mühendisliği Bölümü, İstanbul, TÜRKİYE

Geliş Tarihi / Received : 9 Haziran / June 2020

Kabul Tarihi / Accepted : 2 Kasım / November 2020

ABSTRACT

Keywords:

Patlatma,
Titreşim,
Yapay Sinir Ağları.

Bu çalışmada patlatma kaynaklı titreşim hızının tahmin edilmesinde yapay sinir ağları (YSA) kullanılmıştır. Bu kapsamda, İstanbul'da bulunan bir taşocağında yapılan patlatmalar izlenmiş ve patlatmalardan kaynaklanan titreşimler kayıt altına alınmıştır.

İzlenen ilk 12 atımda kaydedilen 24 olaya ait maksimum parçacık hızları ile ölçekli mesafeler istatistiksel analize tabi tutulmuş ve sahanın spesifik titreşim yayılım denklemi elde edilmiştir. Bu veri seti ayrıca, ölçekli mesafenin giriş, maksimum parçacık hızının ise çıkış olduğu bir YSA modelinin eğitilmesinde kullanılmış; ve ilgili sahada patlatma kaynaklı titreşimlerin tahmin edilmesinde kullanılan yeni bir model geliştirilmiştir. Titreşim yayılım denklemi ve geliştirilen YSA modeli kullanılarak, sonradan izlenen 19 atım için titreşim hızı tahminleri yapılmış, elde edilen değerler ile kaydedilen 37 olay karşılaştırılmıştır. Titreşim yayılım denklemi ile hesaplanan değerler ile kaydedilen olaylar arasında yüksek korelasyonlu doğrusal bir ilişki olduğu; YSA modelinin çıkışları ile kaydedilen olaylar arasında ise daha yüksek korelasyonlu doğrusal bir ilişki olduğu görülmüştür.

ÖZ

Anahtar Sözcükler:

Blasting,
Vibration,
Artificial Neural Networks.

In this study, artificial neural networks (ANN) were used as a tool for estimation of blast-induced vibrations. For this purpose, the blast shots carried out in a quarry in İstanbul were monitored and the blast-induced vibrations were recorded.

Peak Particle Velocities (PPV) and Scaled Distances (SD) of 24 events were recorded in the first 12 shots, subjected to statistical analysis and the site-specific ground vibration propagation equation was obtained. This data set was also used to train an ANN model while SD was an input and PPV was an output; and a new model, that used to estimate blast-induced vibrations in the related field, was developed. Using the vibration propagation equation and the developed ANN model, blast-induced vibrations were estimated for 19 shots performed subsequently, and the results were compared with 37 recorded vibration data. It was seen that there was linear relationship with a high correlation between the values calculated with the equation and recorded data; and there was linear relationship with a higher correlation between outputs of ANN model and recorded data.

* Sorumlu yazar / Corresponding author: meric.ozyurt@istanbul.edu.tr • <https://orcid.org/0000-0002-7545-7756>

** akadir@istanbul.edu.tr • <https://orcid.org/0000-0001-7321-3320>

*** ukalayci@istanbul.edu.tr • <https://orcid.org/0000-0002-2375-2550>

**** uozer@istanbul.edu.tr • <https://orcid.org/0000-0001-5930-0321>

GİRİŞ

Sayısal yöntemler, matematik problemlerinin aritmetik işlemlerle çözülebilmelerini sağlayacak şekilde formüle edildiği tekniklerdir. Bilgisayarların gelişmesi ve sayısal yöntemler ile kurdukları ortaklıklar sonucu elde edilen arttırılmış hesaplama gücü sayesinde sayısal yöntemler, bilgisayarın gücünü doğrudan çözümde elde etmede kullanarak, basitleştirmeler için varsayımlara ve zaman alıcı tekniklere gerek duymadan hesaplamaların yapılmasını, sistem duyarlılığının ve davranışının araştırılıp incelenmesi için daha fazla zaman ve sezgisel düşünce özgürlüğü imkânı sağlamıştır (Chapra ve Canale, 2015). Ancak, sayısal yöntemler ile birçok karmaşık probleme kısa sürede çözüm üretilebilmesine karşın, idrak etme ve tecrübelerle kazanılmış bilgileri kullanabilme noktasında yetersiz kalınmıştır (Elmas, 2011). Dolayısıyla, sayısal yöntemlerin sadece sınırları belirlenmiş bir sistem içerisinde bulunan karmaşık problemlerin çözümünde kullanılabileceği söylenebilir.

Araştırmacılar, çok kısa bir sürede idrak edebilen, tepki verebilen ve aynı zamanda da tecrübelerle bilgi kazanabilen bir “zekâ”nın bilgisayarlar vasıtası ile üretmenin yollarını aramışlar ve insan davranışlarının modellenmesi yolunda çalışmalar yapmışlardır. Bu çalışmalar neticesinde Uzman Sistem, Bulanık Mantık, Genetik Algoritma ve Yapay Sinir Ağları gibi akıllı sistemler geliştirilmiştir (Elmas, 2011). Özellikle Yapay Sinir Ağları (YSA) sayesinde yapay zekâ çalışmaları ivme kazanmış, sanayi toplumu yerini bilgi toplumuna bırakmaya başlamıştır (Öztemel, 2016).

Yapay Sinir Ağları (YSA), insan beyninin sinir ağlarını taklit eden bilgisayar programlarıdır. Olayların örneklerini çalışarak ilgili olay hakkında genellemeler yapmakta, bilgiler toplamakta ve daha sonra hiç görmediği örnekler ile karşılaştığında ise öğrendiği bilgileri kullanarak o örnekler hakkında karar verebilmektedir. Ancak, bu kararı nasıl verdiğine dair bir açıklama yeteneği mevcut değildir. Buna rağmen, özellikle çok sayıda bilginin değerlendirilmesini gerektiren olaylarda çok başarılı sonuçlar ürettikleri görülmüştür. Bunun sonucunda da araştırmacıların dikkatini çekmeyi başarmış, aralarında madencilikte bulunduğu birçok alanda problemlerin çözümünde tercih edilen bir teknoloji haline gelmiştir (Allahverdi, 2002; Rajasekaran ve Pai, 2005; Khandelwal ve Singh, 2006; Elmas, 2011; Öztemel, 2016). Madencilik alanında Yapay

Sinir Ağları'nın kullanıldığı çalışmaların bir bölümü aşağıda sunulmuştur.

Adeli ve We (1998) bir kazı faaliyetinin ekonomik sonuçlarını, Özyurt ve Karadoğan (2018) kazıda mekanizasyonun sağlanabilirliğini tahmin etmiş; Leu vd (2001) tahkimat sisteminin gerilmeler karşısındaki davranışını, Ambrozic ve Turk (2003), Yılmaz (2009) ve Lee vd (2012) göçük riskini, Düzgün (2005), Zhang vd. (2007) Guo vd. (2009), He vd. (2009), Hu (2010) ve Liu (2014) metan konsantrasyonundaki değişimi, Singh vd. (2004), Singh ve Singh (2005), Khandelwal ve Singh (2006), Sawmliana vd (2007), Singh vd. (2008), Mohammad (2009) ve Özer vd. (2019) patlatma ve çevresel çıktılarını modellemiş; Özyurt (2018) bir maden yatağı için en uygun üretim yöntemini belirleyen bir model, Özyurt ve Karadoğan (2019) ise tavanın kontrol altına alınması parametresini temel alan bir model geliştirmiş; Cheng vd (2005) ise bir yeraltı işletmesinin havalandırma sistemini optimize etmiştir.

Bu çalışmada ise, Yapay Sinir Ağları (YSA) ile İstanbul'da bulunan bir taşocağında yapılan patlatmalardan kaynaklı titreşimlerin tahmin edilmesi amaçlanmıştır. YSA ile elde edilen bulgular, literatürde yaygın bir şekilde kabul görmüş ampirik maksimum parçacık hızı yayılım denklemi ile hesaplanan değerler ve gerçek sonuçlar ile kıyaslanarak YSA kullanımının verimliliği incelenmiştir.

1. MATERYAL VE METOD

1.1. Maksimum Parçacık Hızı ve Yayılım Denklemi

Patlatma kaynaklı titreşim yayılımının belirlenmesi üzerine birçok önemli çalışma ortaya konmuştur (Ambraseys ve Hendron, 1968; Dowding, 1985; Ghosh ve Daemen, 1983; Gupta vd., 1988; Jimeno vd., 1995; Nicholls vd., 1971). Araştırmacılar titreşim yayılımlarını belirlemek üzere farklı ampirik yaklaşımlar kullanmışlardır.

Bu çalışmalarda, maksimum parçacık hızı (PPV) yapısal hasarın önemli bir göstergesi olarak kabul edilmiştir. Maksimum parçacık hızı, gecikme başına maksimum şarj miktarına, patlama noktasından ölçüm noktasına olan mesafeye ve çevrenin özellikleri bağlıdır (Ak vd., 2009).

Literatürde kabul görmüş çalışmalarda, çeşitli ampirik sarsıntı yayılım denklemleri kullanılarak maksimum parçacık hızları tahmin edilir. Bu eşitlikler, sahanın jeolojik ve teknolojik koşulları ve ölçekli mesafenin bir fonksiyonu olarak PPV'yi verir (Kuzu, 2008).

PPV'yi tahmin etmede en yaygın kullanılan formül Eşitlik 1'de verilmiştir. Burada; PPV maksimum parçacık hızını (mm/sn), k ve B saha sabitlerini, SD ise ölçekli mesafeyi ifade etmektedir (Dowding, 1985).

$$PPV = k (SD)^{-\beta} \quad (1)$$

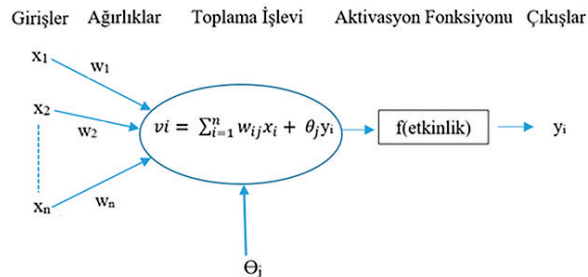
Ölçekli mesafenin belirlenmesinde literatürde en sık kullanılan formül Eşitlik 2'de verilmektedir. Burada; SD ölçekli mesafeyi, R patlatma noktasından uzaklığı (m), W ise gecikme başına maksimum patlayıcı madde miktarını (kg) ifade etmektedir (Dowding, 1985).

$$SD = R / \sqrt{W} \quad (2)$$

1.2. Yapay Sinir Ağları

Yapay Sinir Ağları (YSA), insan beyninin sinir ağlarını taklit eden bilgisayar programlarıdır. Olayların örneklerini çalışarak ilgili olay hakkında genellemeler yapmakta, bilgiler toplamakta ve daha sonra yeni örnekler karşısında ise öğrendiği bilgileri kullanarak o örnekler hakkında karar verebilmektedir. Ancak, bu kararı nasıl verdiğine dair bir açıklama yeteneği mevcut değildir. (Rajasekaran ve Pai, 2005; Öztemel, 2016).

Yapay sinir ağlarının ana öğeleri; girişler (x_i), ağırlıklar (w_i), toplama işlevi sonucu elde edilen hücrenin net giriş değeri (v_i), eşik değeri (θ_j) ve çıkışlardır (y_j). Şekil 1'de de görüldüğü üzere, girişler ağırlıkları ile çarpılır, elde edilen değerler eşik değeri ile toplanır ve net giriş değeri elde edilir. Net giriş değerinin aktivasyon fonksiyonunda işlem görmesi ile çıktı alınır (Elmas, 2011).



Şekil 1. Bir yapay sinir ağları modeli (Elmas, 2011)

Problemin karmaşıklığı ve/veya zorluğu arttıkça, istenen çıkışlara (hedeflere) ulaşılabilme için giriş ve çıkış katmanına ek olarak gizli katman(lar) modele dahil edilebilir. Probleme uygun gizli katman sayısı ve bu katman(lar)daki nöron adedi deneme ve yanılma yolu ile belirlenir, literatürde buna yönelik bir yaklaşım bulunmamaktadır.

Yapay sinir ağları, bir olaya ait örnekler kullanılarak eğitilir. Eğitim, istenen bir işlevi yerine getirecek şekilde bağlantılar arasındaki ağırlıkların ayarlanması sürecidir. Bu süreçte, bir sonraki iterasyonda çıkışların hedeflere daha yakın değer alacak şekilde ağırlıklar dinamik olarak güncellenir. Çıkışlar ile hedefler arasındaki hataların kareleri toplamının (MSE) minimize edildiği noktada öğrenme tamamlanır (Elmas, 2011).

Danışmanlı öğrenme yöntemleri içerisinde, hata minimizasyonu konusunda en etkili çözümleri sunan yöntem geri yayılım algoritmalarıdır. Bu algoritmaların başarısı, her yeni iterasyonda elde edilen hata bilgisinin geri beslenerek, bir sonraki iterasyonda ağırlıkların bu bilgiye göre optimize edilmesine dayanmaktadır. En önemli geri yayılım algoritmaları ise Levenberg Marquadt (LM), Bayes (BR) ve Ölçekli Eşlenik İndirgeme (SCG) algoritmalarıdır (Mathworks, 2017; Baghirli, 2015; Pan vd., 2013).

Bu çalışmada, hata kareleri toplamının en düşük olduğu ve hedefler ile çıkışlar arasında en yüksek korelasyonlu ilişkilerin sunulduğu model, Bayes (BR) algoritması kullanılarak gerçekleştirilmiş bir eğitim prosesi sonucunda elde edilmiştir. Bu nedenle, sadece Bayes algoritması detaylandırılmıştır.

1.2.1. Bayes (BR) Algoritması

BR, hataları minimize etmek için hata karelerinden ve ağırlık karelerinden oluşan bir kombinasyonu kullanır (Eşitlik 3). Burada; EW ağırlık kareleri toplamı, ED hata kareleri toplamı (MSE), α ve β ise fonksiyon parametreleridir.

$$F(w) = \alpha E_W + \beta E_D \quad (3)$$

α ve β 'nin belirlenmesinde ise Bayes teoremi kullanılır. Bayes teoremi, öncelikli ve arka olasılıkları temel alan iki değişken ile ilişkilidir (Eşitlik 4). $P(A|B)$ A'nın B üzerindeki arka olasılığı, $P(B|A)$ ise B'nin A üzerindeki öncelikli olasılığıdır.

(B), B'nin sıfıra eşit olmayan öncelikli olasılığıdır ve normalize sabiti olarak tanımlanır.

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)} \quad (4)$$

Ağırlıkları optimize etmek için ise Eşitlik 5 kullanılır. Burada; α ve β optimize edilecek parametreler, D ağırlık dağılımı, M yapay sinir ağılar mimarisi, $P(D|M)$ normalizasyon faktörü, $P(D|\alpha,\beta,M)$ D'nin α , β ve M için D'nin benzerlik fonksiyonudur. Arka fonksiyonu $P(\alpha,\beta |D,M)$ 'in maksimize edilmesi, benzerlik fonksiyonunun maksimize edilmesine denktir.

$$P(\alpha, \beta |D, M) = \frac{P(D|\alpha,\beta,M) P(\alpha,\beta|M)}{P(D|M)} \quad (5)$$

Uygun α ve β 'nin belirlenmesi ile ağırlıkların alabileceği değer aralıkları bulunur. Ardından, LM algoritması ile hatalar ve ağırlıklar belirlenir. Yakınsama sağlanamazsa; α ve β revize edilir (Yue ve Rue, 2011; Baghirli, 2015).

1.3. Çalışma Sahası

Çalışma sahası, Çatalca Yarımadası'nda Alibeyköy Barajı'nın batısında bulunan Cebeciköy arazisinde yer almaktadır (Şekil 2). Arazi kuzeyden Fener Tepe (240 m), Çıplak Tepe (207 m), Pirinciköy üstü (192 m) Bahçeköy üstü (230 m) sırtı ile çevrilidir. Bu sırt Karadeniz ile Marmara Denizi'ne akan derelerin de su ayırımı çizgisidir. Arazi; Marmara Denizine inen dere vadilerinin üst kesimindeki 140-150 m yükseltili tepelerle (üç tabya 172 m) çevrelenmiştir. Dere Havzası doğuya doğru 150 m'ye alçalarak (Malova Deresi'ne/ Alibey Köyü Barajına) açılmaktadır (Kantarıcı, 2013).



Şekil 2. Çalışma sahasının uydu görüntüsü ve lokasyon haritası

Çalışma sahasında, aynı jeolojik birim içerisinde birden fazla noktada üretim yapılmaktadır.

1.3.1 Saha Jeolojisi

İstanbul Boğazı'nın batı yakasında çoğunlukla Trakya formasyonu izlenir. İnceleme alanında da ağırlıklı olarak İstanbul Paleozoyik istifine ait Trakya formasyonu yayılım sunmaktadır. Trakya formasyonu İstanbul Paleozoyik istifinin üst seviyelerini oluşturmaktadır ve Karbonifer yaşlıdır. Formasyon ayrışma zonunda ağırlıklı olarak kahverengi gri, yeşilimsi kahve renkli ince tabakalı ve laminalı şeyllerden oluşmaktadır. Birim içerisinde grovak ve şeyllerin yanı sıra kumtaşı, çakıltası ve yer yer de kireçtaşı ara seviyeleri izlenmektedir (Kantarıcı, 2013).

2. BULGULAR

2.1. Patlatmalı Kazıların Çevresel Çıktıları

Çalışma kapsamında, çalışma sahasındaki patlatmalı kazıda, atımlarda uygulanan patlatma paternleri, delik düzenleri ve patlayıcı şarjları gözlemlenmiştir (Çizelge 1).

Gecikme başında düşen patlayıcı madde miktarı, her bir delik için planlanan patlayıcı maddenin kontrollü bir şekilde şarj edilmesiyle belirlenmiştir. Atım noktaları ile titreşim istasyonları arasındaki mesafeler topografik aletlerle, maksimum parçacık hızı değerleri ise titreşim ölçer cihazları ile belirlenmiştir.

Çizelge 1. Atım bilgileri

No	B (m)	S (m)	n	n'	H (m)	Q (kg)
1	2,5	2,5	110	3	3-13	4060
2	3	2,5	105	6	3-13	950
3	3	3	90	45	6-16	2445
4	3	3	90	6	10	3240
5	3	2,5	103	3-5	3-13	2727
6	3,5	3	103	2-4	3-6-13	4952
7	2,5	2,5	64	4	10-13	2232
8	2,5	2,5	52	2	8-12	2026
9	2,5	2,5	103	6	13	4080
10	2,5	2,5	160	10	10-12-13	7880
11	2,5	2,5	58	6	10-13-14	4060
12	2,5	2,5	100	9	10	4880

No: Atım numarası, B: Dilim kalınlığı, S: Delikler arası mesafe, n: Delik adedi, n': Sıra sayısı, H: Delik boyu, Q: Toplam şarj

Çalışma kapsamında; yapılan ölçümlerde 12 adet atıma ait toplam 24 adet olay cihazlar tarafından kaydedilmiştir. Kayıt altına alınan olayların maksimum parçacık hızları ve frekans değerleri ile patlayıcı madde miktarlarını ve ölçekli mesafe değerlerini içeren bilgileri Çizelge 2'de verilmiştir.

Çizelge 2. Titreşim ölçümü sonuçları

No	W (kg)	R (m)	SD	PPV (mm/s)	F (Hz)
1	51	250	35,05	1,651	17
		183	25,64	2,667	24
2	40,5	235	36,96	1,27	30
		171	26,81	2,413	23
3	28,8	371	69,16	0,762	16
		285	53,02	0,889	17
4	36	267	44,42	1,143	10
		182	30,38	2,159	20
5	50	591	83,52	0,508	8,5
		497	70,33	0,889	19
6	45	222	33,13	7,239	18
		131	19,57	8,382	17
7	35	340	57,50	0,508	22
		244	41,18	1,651	30
8	38,5	358	57,71	1,27	13
		263	42,33	1,651	21
9	39,6	469	74,49	0,508	9,5
		368	58,47	1,016	18
10	49,25	470	66,96	0,889	8
		372	52,96	1,651	14
11	70	458	54,73	0,762	12
		359	42,92	1,397	15
12	48,75	460	65,82	0,635	9,8
		362	51,79	1,397	16

No: Atım numarası, W: Gecikme başına şarj, SD: Ölçekli mesafe, PPV: Maksimum parçacık Hızı, F: Frekans

Kaydedilen mesafe, gecikme başına toplam şarj ve maksimum parçacık hızı veri setleri kullanılarak yapılan regresyon analizi sonucunda, bölgede yapılacak kontrollü patlatma tasarımlarında parçacık hızı tahmininde kullanılması önerilen çalışma sahasının sabitleri aşağıdaki formülle ifade edilmiştir (Eşitlik 6).

$$(R^2=0,75)$$

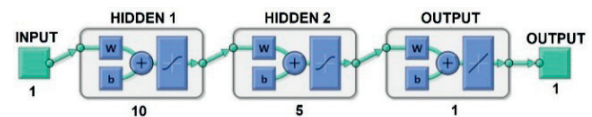
(6)

İyi bir korelasyon katsayısı ile sonuçlanmış olan bu formül, bölgede titreşim ölçer kullanılmadığı durumlarda; herhangi bir atımdaki gecikme başına kullanılan belirli miktardaki bir patlayıcı maddenin yaratacağı titreşimin hızının belirli bir uzaklıktaki değerinin ne olacağını tahmin etmede önemli bir yaklaşım olarak, kabul edilebilir seviyelerde bir sapma ile kullanılabilir.

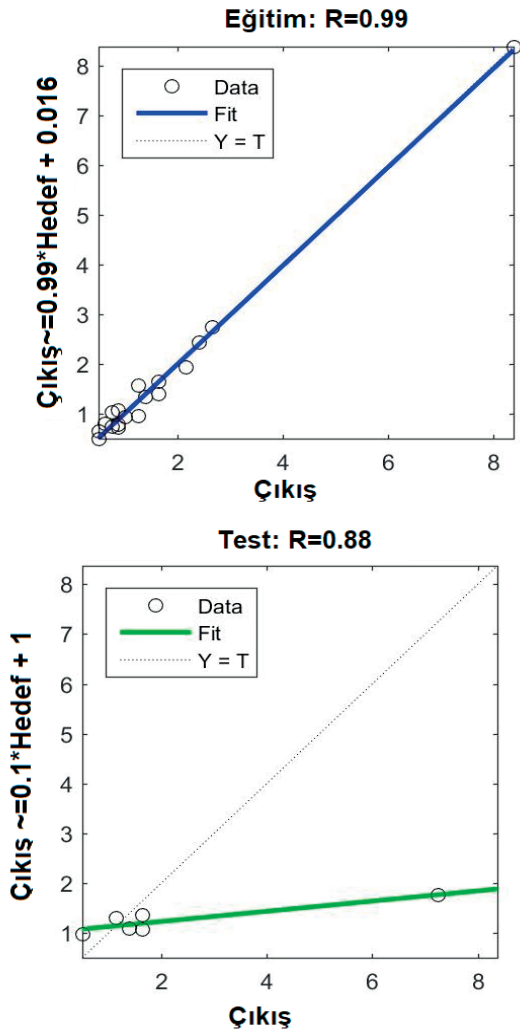
2.2. Bir Yapay Sinir Ağları Modelinin Geliştirilmesi

Ölçekli mesafe ve maksimum parçacık hızı arasındaki ilişki incelendiğinde, verilerin deneysel yöntemler ile elde edilmesi, veri noktalarına eğri uydurma gerekliliği ve verilerle ilgili bir hatanın söz konusu olmasıyla regresyon uygulanması gibi nedenlerle problemin matematiksel temelini eğri uydurma olduğu anlaşılmıştır. Dolayısıyla, eğri uydurma modelini temel alan bir YSA modeli geliştirilmesine karar verilmiştir. Bu modelin giriş katmanında ölçekli mesafeyi temsil eden 1 nöron, çıkış katmanında ise maksimum parçacık hızını temsil eden 1 nöron yer almıştır. Çalışma kapsamında izlenen 10 atımda kaydedilen 20 olaya ait ölçekli mesafe ve maksimum parçacık hızı değerleri eğitim verisi olarak YSA modeline sunulmuştur. Olaylardan 15 tanesi modelin eğitilmesinde, 5 tanesi ise test edilmesinde kullanılmıştır. Performans fonksiyonu minimize edilmeden eğitimin durması ihtimali nedeniyle doğrulama yapılması uygun görülmemiştir.

Problemin matematiksel temelini eğri uydurma olması ve giriş ile çıkış arasındaki non-linear ilişki nedeniyle Bayes öğrenme algoritması ve Hiperbolik aktivasyon fonksiyonunun kullanıldığı bir eğitim süreci başlatılmıştır. Uzman bir sistem ortaya çıkarmak adına farklı mimariyelere sahip ağlar eğitilmiş, en düşük performans fonksiyonu, en yüksek korelasyonlu çıkış-hedef ilişkisi ve en düşük hata, sırasıyla 10 ve 5 nöronlu toplam 2 ara katmanın bulunduğu bir mimari ile elde edilmiştir (Şekil 3). Çıktılar ile hedefler arasındaki ilişkiler ise Şekil 4'te sunulmuştur.



Şekil 3. PPV tahmini için geliştirilen Yapay Sinir Ağları modelinin mimarisi



Şekil 4. Çıkışlar ile hedefler arasındaki doğrusal ilişkiler

Çizelge 3. Geliştirilen YSA modelinin eğitim performansına ait bilgiler

Parametre	Değer
Eğitim Algoritması	Bayes
Aktivasyon Fonksiyonu	Tanjant Hiperbolik
Gizli Katmandaki Nöron Adedi	Gizli Katmanda 10 .1 Gizli Katmanda 5 .2
İterasyon	461
Hata Kareleri Toplamı	0,0275
Çıkış-Hedef Arasındaki İlişki	Eğitim: R = 0,99 Test: R = 0,88

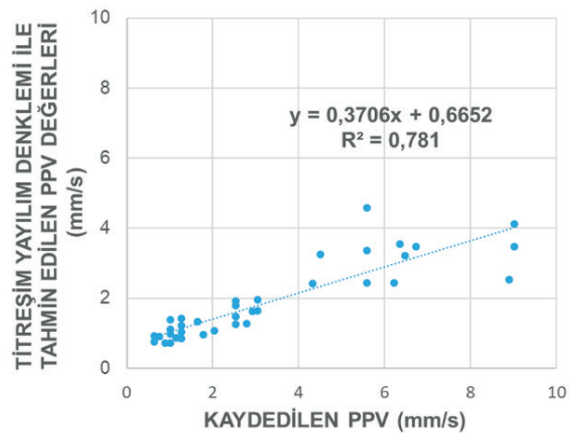
Çizelge 3'te verilen eğitim performansına ait bilgiler incelendiğinde, bölgede titreşim ölçer kullanılmadığı durumlarda; herhangi bir atımdaki gecikme başına kullanılan belirli miktardaki bir patlayıcı maddenin yaratacağı titreşimin hızının belirli bir uzaklıktaki değerinin ne olacağını tahmin etmede ile kullanılabileceğini göstermektedir.

2.3. Geliştirilen YSA Modelinin Test Edilmesi

Çalışmada, geliştirilen YSA modeli ile maksimum parçacık hızının tahmin edilmesinde literatürde en sık kullanılan formüle dayanarak üretilen sahanın spesifik titreşim yayılım denklemi, sonradan izlenen 19 atımda kaydedilen 37 olay üzerinde ayrı ayrı test edilmiştir (Çizelge 4).

ANN modeli eğitmek için kullanılan 24 adet titreşim kaydının sadece %20'sinin, geliştirilen modeli test etmek için kullanılan 37 adet titreşim verisinin ise %56'sının 2 mm/s'nin üzerinde olduğu görülmüştür. Bu durumun sebepleri; aynı jeolojik birim içerisinde farklı üretim noktalarında gerçekleştirilen atımlar olması ve ölçüm istasyonunun atım yönüne göre konumunun farklılık göstermesidir.

Kaydedilen PPV değerleri ile hem Eşitlik 6 ile hesaplanmış değerler, hem de ANN modelinin çıkışları arasında yapılan regresyon analizlerinde, hem titreşim yayılım denklemi ile hem de geliştirilen YSA modeli ile yüksek korelasyonlu tahminler yapıldığı görülmüştür (Şekil 5 ve 6).



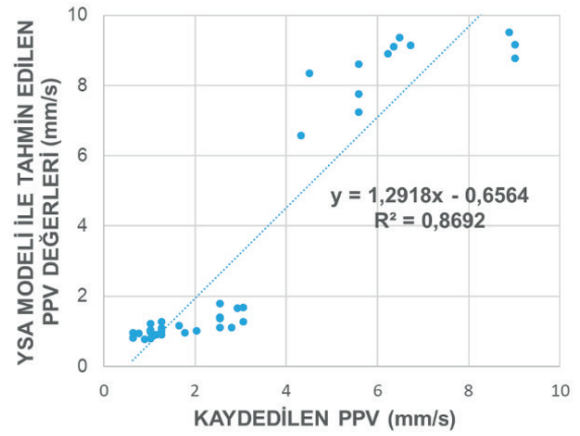
Şekil 5. Kaydedilen olaylar ile titreşim yayılım denklemi ile hesaplanan değerler arasındaki ilişki

Çizelge 4. PPV Ölçümleri ve tahminleri

No	SD	Kaydedilen PPV (mm/s)	Eşitlik 6 ile Hesaplanan Değerler	ANN Modelinin Çıktıları
13	65,42	0,635	0,752	0,813
	51,99	1,016	1,104	1,034
14	54,08	1,27	1,033	1,005
	41,15	2,921	1,632	1,665
15	58,77	0,762	0,899	0,934
	46,68	1,651	1,322	1,156
16	56,80	1,778	0,952	0,966
17	57,58	0,635	0,930	0,953
	45,54	1,016	1,378	1,214
18	56,19	1,016	0,969	0,975
	43,72	2,54	1,475	1,357
19	48,94	1,27	1,221	1,086
	37,32	2,54	1,922	1,399
20	60,38	1,143	0,859	0,906
	48,16	2,54	1,255	1,106
21	66,82	1,016	0,725	0,786
	44,70	1,27	1,421	1,271
22	40,97	3,048	1,644	1,686
	26,22	9,017	3,468	9,154
23	36,97	3,048	1,952	1,267
	23,67	9,017	4,118	8,771
24	22,21	5,588	4,581	8,604
	25,92	6,35	3,536	9,103
25	32,55	4,318	2,417	6,566
	26,71	5,588	3,365	7,238
26	32,43	5,588	2,431	7,758
	26,19	6,731	3,477	9,147
27	32,34	6,223	2,443	8,895
	27,27	4,499	3,248	8,341
28	67,19	0,889	0,719	0,779
	53,07	2,032	1,066	1,019
29	60,91	1,27	0,847	0,897
	47,89	2,794	1,267	1,113
30	27,43	6,477	3,218	9,370
	31,74	8,89	2,521	9,505
31	51,92	1,016	1,106	1,035
	38,95	2,54	1,790	1,782

Şekil 5 ve 6 ile Çizelge 4 incelendiğinde iki temel sonuç göze çarpmaktadır. Birincisi, ölçekli mesafe 32'den daha büyük değerler aldığı

her iki modelin de kaydedilen titreşim hızlarına yakın tahminler üretebilmesi, ikincisi ise bu duruma karşın, ölçekli mesafenin 32'nin altına düştüğü atımlarda kaydedilen titreşim hızları ile modellerin sonuçları arasındaki hata miktarı artması, ancak YSA modeli kaydedilen olaylara daha yakın tahminler yapmasıdır. Sahada kayıt altına alındıktan tüm titreşim datası baz alındığında ise YSA modelinin titreşim yayılım tahmininde daha başarılı sonuçlar verdiği görülmüştür.



Şekil 6. Kaydedilen ile YSA Modelinin Çıktıları Arasındaki İlişki

Geliştirilen model ile Eşitlik 6'yı mukayese etmek adına ortalama hata kareleri toplamı (MSE), ortalama mutlak hata yüzdesi (MAPE) ve ortalama hata kareleri kara kökü (RMSE) gibi hata ölçütü yaklaşımları kullanılmıştır (Çizelge 5). Buna göre, geliştirilen ANN modelin, Eşitlik 6'ya göre daha düşük hata ile tahminler yapabildiği görülmüştür.

Çizelge 5. Titreşim sonuçlarının hata ölçütlerine göre değerlendirilmesi

Hata Ölçütü	Eşitlik 6	ANN Modeli
MSE	3,885	2,413
MAPE	34,982	34,034
RMSE	0,233	0,194

Elde edilen bulgular ışığında (Çizelge 4 ve 5, Şekil 6 ve 7), geliştirilen ANN Modelinin Eşitlik 6'dan daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür.

SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Bu çalışmada, bölgede, herhangi bir atımdaki gecikme başına kullanılan belirli miktardaki patlayıcı maddenin yaratacağı titreşimin hızının belirli bir uzaklıktaki değerini tahmin etmede kullanılmak üzere, kabul edilebilir seviyelerde bir sapma ile çıkışlar sunan bir YSA modeli geliştirilmiştir.

Çalışmada, geliştirilen YSA modeli ile maksimum parçacık hızının tahmin edilmesinde literatürde en sık kullanılan formüle dayanarak üretilen sahanın spesifik titreşim yayılım denklemi sonradan izlenen atımlarda kaydedilen olaylar üzerinde ayrı ayrı test edilmiştir. Buna göre, iki temel sonuç göze çarpmaktadır. Birincisi, ölçekli mesafe 32'den daha büyük değerler aldığı anda her iki modelin de kaydedilen titreşim hızlarına yakın tahminler üretebilmesi, ikincisi ise bu duruma karşın, ölçekli mesafenin 32'nin altına düştüğü atımlarda kaydedile titreşim hızları ile modellerin sonuçları arasındaki hata miktarı artması, ancak YSA modeli kaydedilen olaylara daha yakın tahminler yapmasıdır. Sahada kayıt altına alındıktan tüm titreşim datası baz alındığında ise YSA modelinin titreşim yayılım tahmininde daha başarılı sonuçlar verdiği görülmüştür. Bu sonuçtan yola çıkarak, birçok alanda karşılaşılan karmaşık problemlere çözüm sunan yapay sinir ağlarının, patlatma kaynaklı titreşimin tahmin edilmesinde güçlü bir alternatif olduğu ortaya konmuştur.

Yapay sinir ağları modellerinde, eğitim sürecinde kullanılan örneklerin sahayı temsil etme ölçüsü, modelin başarılı sonuçlar vermesinde en önemli rolü oynar. Bu sebeple, ilerleyen dönemlerde yapılacak her yeni patlatma verisinin örnek setine ilave edilmesi ve eğitim sürecinin sürekli kılınması büyük önem arz etmektedir. Bu koşulların sağlandığı durumlarda, bölgede devam eden patlatmalı kazı faaliyetlerine paralel olarak sürekli öğrenen bir model elde edilecektir. Dolayısıyla, sonraki atımların oluşturacağı titreşimin hızını daha yüksek bir oranda tahmin etmek mümkün olacaktır.

KAYNAKLAR

Adeli, H., Wu, M., 1998. Regularization Neural Network For Construction Cost Estimation. Journal of

Construction Engineering and Management, Vol. 124, Issue 1.

Ak, H., Iphar, M., Yavuz M., Konuk, A., 2009. Evaluation of Ground Vibration Effect of Blasting Operations in a Magnesite Mine. Soil Dynamics and Earthquake Engineering, 29: 4: 669-676.

Allahverdi, N., 2002. Uzman Sistemler: Bir Yapay Zeka Uygulaması. Atlas Yayın Dağıtım, İstanbul.

Ambraseys, N.R., Hendron A.J., 1968. Dynamic Behaviour of Rock Masses, in: Rock Mechanics in Engineering Practice.

Ambrozic, T., Turk, G., 2003. Prediction of Subsidence Due to Underground Mining. Computers & Geosciences, Vol. 29, Issue 5.

Baghirlı, O., 2015, Comparison of Lavenberg Marquardt, Scaled Conjugate Gradient and Bayes Regularization Backpropagation Algorithms for Multistep Ahead Wind Speed Forecasting Using Multilayer Perceptron Feedforward Neural Network. Master Thesis, Ippsala University Department of Earth Sciences, Campus Gotland.

Chapra, S.C., Canale, R.P., 2015, Yazılım ve Programlama Uygulamalarıyla Mühendisler İçin Sayısal Yöntemler. Literatür Yayıncılık, Çevirenler: Hasan Heperkan, Uğur Kesgin, ISBN:978-975-8431-83-0.

Cheng, L., Yang, Y., Xiong, Y., 2005. Study of Mine Ventilation System Assessment Based on Artificial Neural Network. China safety science journal.

Dowding, C.H., 1985. Blast Vibration Monitoring and Control. Prentice-Hall, USA.

Düzgün, H.S.B., 2005. Analysis of Roof Fall Hazards and Risk Assessment for Zonguldak Coal Basin Underground Mines. International Journal of Coal Geology 64.

Elmas, Ç., 2011. Yapay Sinir Ağları. Seçkin Yayıncılık, Ankara, 2003, s. 23.

Ghosh, A., Daemen, J.J.K., 1983. A Simple New Blast Vibration Predictore (based on wave propagation laws). 24 th U.S. Symp. on Rock Mechanics, June, 151-161

Guo D.Y., Wang Y.B., Wei X.J., Wang X.Y, 2009. Early Warning of Coal and Gas Outburst by GIS and Neural Network. J Univ Sci Technol Beijing 2009;31(01):15–24.

Gupta, R.N., Roy, P.P., Singh B., 1988. On a Blast Induced Blast Vibration Predictor for Efficient Blasting. Safety in Mines Research Proceedings of the 22nd International Conference of Safety in Mines Reseach Institutes.

- He, G.J., Liu S.Y., Sun Y.B. 2009. Theory and Practice of Coal Mine Accident Hidden Danger Monitoring and Early Warning. *J China Coal Soc* 2009;34(2):212–7.
- Hu, D.H., 2010. Analysis on Coal Mine Safety Accident Causes and Forewarning Management Research. Beijing: China University of Geosciences; 2010.
- Jimeno, C.L., Jimeno, E.L., Carcedo, F.J.A., 1995. Drilling and blasting of rocks. A.A., Balkema Publishers, Brookfield, ISBN: 90 5410 1977, Rotterdam Pp 390, Mathworks, 2017, Matlab Documentations.
- Karadoğan, A., Özer, Ü., Kahrıman, A., 2012. Patlatma Kaynaklı Titreşimlerin Tahmini İçin Farklı Kayaların Saha Sabitlerinin Belirlenmesi. *İstanbul Yerbilimleri Dergisi*, C.25, S.1, SS. 9-23.
- Khandelwal, M., Singh, T.N., 2006. Prediction of Blast Induced Ground Vibrations and Frequency in Opencast Mine: A Neural Network Approach. *J Sound Vib*, 289. (4–5):711–25.
- Kuzu, C., 2008, The Importance of Site Specific Characters in Prediction Models for Blast Induced Ground Vibrations. *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, 28: 5: 405-414.
- Lee, S., Park, I., Choi, J.K., 2012. Spatial Prediction of Ground Subsidence Susceptibility Using an Artificial Neural Network. *Environ Manage*, Feb;49(2):347-58. doi: 10.1007/s00267-011-9766-5. Epub 2011 Oct 18.
- Leu, S., Chen, C., Chang, S., 2001. Data Mining Fortunnel Support Stability: Neural Network Approach. *Automation in Construction*, Vol. 10, Issue 4, Pg. 429-411.
- Liu, L., 2014. Modeling and Evaluation of the Safety Control Capability of coal Mine Based on System Safety. *Journal of Cleaner Production* 84.
- Mohammad, M.T., 2009. Artificial Neural Network for Prediction and Control of Blasting Vibration in Assiut (Egypt) Limestone Quarry. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Science*, 46, pp. 426–431.
- Nicholls, H.R., Johnson C.F., Duvall, W.L., 1971. Blasting Vibrations and Their Effects on Structure. United States Department of Interior, USBM, Bulletin 656.
- Özer, Ü., Karadoğan, A., Özyurt, M.C., Şahinoğlu Ü.K., Sertabipoğlu, S., 2019. Environmentally Sensitive Blasting Design Based on Risk Analysis by Using Artificial Neural Networks, *Arabian Journal of Geosciences*, Vol. 12, Issue 2.
- Özyurt, M.C., 2018. Yeraltı Üretim Yöntemi Seçiminde Yapay Sinir Ağları ve Oyun Teorisinin Kullanılabilirliğinin Araştırılması. Doktora Tezi, İstanbul Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü.
- Özyurt, M.C., Karadoğan, A., 2018. Evaluation of the Feasibility of Fully Mechanized Excavation by Artificial Neural Networks. UYAK 2018, 13-14th September 2018, İstanbul, Turkey, 299-306.
- Özyurt, M.C., Karadoğan, A., 2019. Developing a Model Based on the Strata Control Parameter in the Selection of Underground Mining Method by Using Artificial Neural Networks. *İstanbul Yerbilimleri Dergisi*, Volume 30, No 1, 14-24.
- Öztemel, E., 2016. Yapay Sinir Ağları. Papatya Yayıncılık, 4.Basım, 230s.
- Pan, X., Lee, B., Zhang, C., 2013. A Comparison of Neural Network Backpropagation Algorithms For Electricity Load Forecasting. *Intelligent Energy Systems (IWIES)*, 2013 IEEE, vol., no., pp.22,27, 14-14 Nov.
- Sawmliana, C., Roy, P., Singh, R.K., Singh, T.N., 2007. Blast Induced Air Overpressure and its Prediction Using Artificial Neural Network. *International Journal of Mining Technology*, 116, pp. 41–48.
- Singh, T.N., Dontha, L.K., Bharadwaj, V., 2008. A study Into Blast Vibration And Frequency Using ANFIS and MVRA Mining Technology (TIMM A). UK, 117 (3), pp. 116–121.
- Singh, T.N., Kanchan, R., Verma, A.K., 2004. Prediction of Blast Induced Ground Vibration and Frequency Using An Artificial Intelligent Technique. *Blast Induced Ground Vibration and Frequency*, 7–15.
- Singh, T.N., Singh, V., 2005. An Intelligent Approach to Prediction and Control Ground Vibration in Mines. *Geotechnical and Geological Engineering*, 23, pp. 249–262.
- Yılmaz, I., 2009. Landslide Susceptibility Mapping Using Frequency Ratio, Logistic Regression, Artificial Neural Networks and Their Comprasion: a Case Study From Kat Landslides (Tokat-Turkey). *Computer and Geosciences*, 35.
- Yue, Y. Rue, H., 2011. Bayesian Inference For Additive Mixed Quantile Regression Models. *Computational Statistics and Data Analysis*, 55, 84-96.
- Zhang, X., Wang, H., Yu, H. 2007. Neural Network Based Algorithm and Simulation of Information Fusion in the Coal Mine. *Journal of China University of Mining and Technology*, Vol. 7, Issue 4, Pg. 595-598.

