



İnce daneli zeminlerde sıkışma indisi'nin istatistiksel ve yapay zeka yöntemleri ile tahmin edilmesi

Şaban Yurtcu^{1*}, Aşkın Özocak²

¹Sakarya Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İnşaat Mühendisliği Geoteknik Doktora Programı, Esentepe Kampüsü, 54050, Sakarya, Türkiye

²Sakarya Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, İnşaat Mühendisliği Bölümü, Esentepe Kampüsü, 54050, Sakarya, Türkiye

Ö N E Ç İ K A N L A R

- Sıkışma indisine etki eden indeks parametrelerinin belirlenmesi
- Sıkışma indisinin indeks parametrelerinden yapay zeka yöntemleri ile belirlenmesi
- Sıkışma indisini en iyi tahmin eden yöntemin belirlenmesi

Makale Bilgileri

Geliş: 12.08.2015

Kabul: 20.03.2016

DOI:

10.17341/gummfd.95986

Anahtar Kelimeler:

Sıkışma indisi,
ince daneli zemin,
bulanık mantık,
yapay sinir ağları,
çoklu regresyon analizi

ÖZET

Sıkışma indisi (C_c), ödometre deneyinden elde edilen boşluk oranı – logaritmik efektif gerilme eğrisinin eğimi olup, ince daneli zeminlerde meydana gelebilecek konsolidasyon oturmasının tahmin edilmesinde kullanılan önemli bir parametredir. Bu çalışmada, son yıllarda hızlı bir şekilde gelişen ve birçok bilim dalında kullanım alanı bulan Bulanık Mantık (BM) ve Yapay Sinir Ağları (YSA) yöntemleri ince daneli zeminlerin sıkışma indisinin indeks özellikleri vasıtası ile tahmin edilmesinde kullanılmıştır. Literatür araştırmalarından elde edilen 285 adet veri setinin 200 adeti eğitim aşamasında 85 adeti test aşamasında kullanılmıştır. Bağımlı değişken sıkışma indisine bağımsız değişkenlerin etkisini belirlemek için çoklu regresyon analizi yapılmıştır. Analiz sonuçlarına göre, indeks özelliklerinden likit limit (w_L), doğal su muhtevası (w_n), plastisite indisi (I_p), doğal birim hacim ağırlık (ρ_n), boşluk oranı (e_0) ve doğal efektif gerilme (σ'_0) değişkenlerinin sıkışma indisine tesir eden önemli parametreler olduğu görülmüştür. Çalışma sonucunda, sıkışma indisinin belirlenmesinde, YSA modelinin tüm analizler içinde ölçülen değerlere en yakın tahminde bulunan yöntem olduğu anlaşılmıştır.

Prediction of compression index of fine-grained soils using statistical and artificial intelligence methods

H I G H L I G H T S

- Determination of index parameters affecting to the compression index
- Determination of the index parameters with artificial intelligence methods of compression index
- Determining the method that best predicted the compression index

Article Info

Received: 12.08.2015

Accepted: 20.03.2016

DOI

10.17341/gummfd.95986

Keywords:

Compression index,
fine grained soil,
fuzzy logic,
artificial neural networks,
multiple regression analysis

ABSTRACT

Compression index is the slope of the void ratio-effective stress (log) curve obtained in the oedometer test. It is an important parameter used to predict consolidation settlement of fine-grained soils. In this study, fuzzy logic and artificial neural Networks methods that rapidly evolved and widely used in many disciplines in recent years, have been employed to estimate the compression index values of fine-grained soils using their index properties. Laboratory data from 285 samples were collected from the literature. 200 of this data were used in the training phase and 85 data were used in testing phase. Multiple regression analysis was conducted to determine the effect of the independent variable on the dependent variable of compression index. The results suggest that liquid limit, natural water content, plasticity index, natural unit weight, void ratio and effective stress variables are the significant parameters that affect the compression index. The results indicate that compression index can best be estimated by the use of fuzzy logic methods. Artificial neural networks method is the most suitable method model to estimate predicting C_c from index properties.

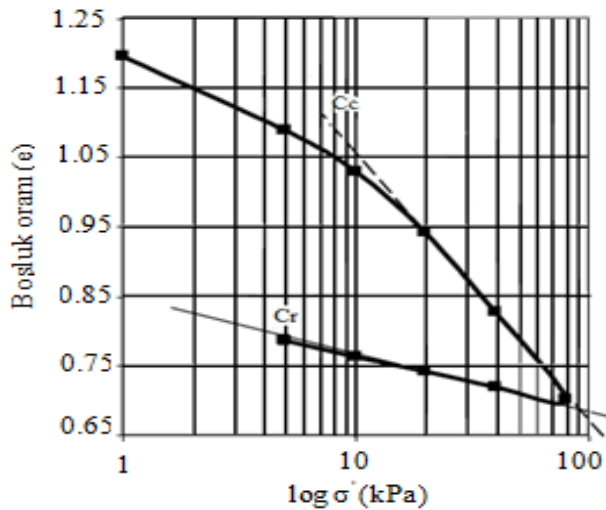
1. GİRİŞ (INTRODUCTION)

Yapı temellerinin tasarımındaki iki temel ilke, taşıma gücü değerinin ve izin verilebilir oturma sınırının aşılmamasını

sağlamaktır. Günümüzde inşa edilen yapı temellerinde taşıma gücü yenilmesi çok nadir olarak karşımıza çıkmaktadır. Bunun yanında temellerin yapı ve temel zemininin özelliklerine göre belirecek oturma değerini

* Sorumlu Yazar/Corresponding author: syurtcu@aku.edu.tr / Tel: 0 554 697 8321

aşabilmesi daha çok karşılaşılan bir problemdir. Bu durumdan kaçınmak için temel altındaki zemin tabakalarında gerçekleşecek oturma miktarının gerçeğe yakın bir şekilde hesaplanabilmesi gerekmektedir. Bu amaçla arazide yapılan sondaj çalışmaları ile zeminin düşey profili çıkarılabilmekte, aynı zamanda laboratuvar deneylerinde kullanılmak üzere örselenmiş ve örselenmemiş numuneler alınabilmektedir [1]. İnce daneli zeminlerde meydana gelebilecek konsolidasyon oturmalarının tahmin edilmesinde laboratuvarda yapılan ödometre deney sonuçları kullanılmaktadır. Bu deney sonuçlarına göre yapılan hesaplamalar yapı yüklerini taşıyacak olan temel sistemi tipi ve boyutlarını doğrudan etkilemektedir. Konsolidasyon deneyi, sondaj yoluyla örselenmemiş örnek alınmasını gerektirdiğinden emek ve maliyetinin yanı sıra uzun deney süreci gerektirmektedir. Ödometre deneyinin yaklaşık 10 gün sürdüğü düşünülürse konsolidasyon parametrelerinin elde edilmesi için iki haftalık bir zaman dilimine ihtiyaç olduğu görülmektedir [2]. Bu durum konsolidasyon deneyi ile elde edilecek parametrelerin daha kısa zamanda ve gerçeğe yakın olarak minimum maliyetle belirlenebilmesini sağlayabilecek yöntemlere gereksinim duyulduğunu göstermektedir. Bu çalışmada ödometre deneyi ile iki haftalık bir zaman diliminde elde edilen sıkışma indisi parametrelerinin, minimum maliyet ve bir-iki gün içerisinde elde edilen zeminin indeks özelliklerinden istatistiksel ve yapay zeka yöntemleriyle tahmin edilmesi amaçlanmıştır. Sıkışma indisi (C_c), boşluk oranı-logaritmik efektif gerilme (e - $\log \sigma'$) eğrisinin eğimi olup (Şekil 1), ince daneli zeminlerde meydana gelebilecek konsolidasyon oturmasının tahmin edilmesinde kullanılan bir parametredir [3]. Sıkışma indisi, ASTM D2435 (1996) [4], BS 1377-Bölüm 5 (1990) [5] veya TS 1900-2(2006) [6]'de tarif edilen yöntemlere göre laboratuvarda yapılan ödometre deneyi ile belirlenmektedir [7].



Şekil 1. Sıkışma eğrisi (e - $\log \sigma'$) (Compression curve e - $\log \sigma'$)

Bu yöntemde ödometre halkasına yerleştirilen zemin numunesinin şişmesi önlendikten sonra 10, 25, 50, 100, 200, 400, 800, 1600 ve gerekirse 3200 kPa'lık gerilmeler uygulanmaktadır. Bu sırada zamana karşı boy kısalmaları

kaydedilmektedir. Yükleme sırasında genellikle bir veya birden fazla boşaltma-yeniden yükleme işlemi yapılarak yeniden sıkışma indisi (C_c)'nin de bulunması sağlanır. e - $\log \sigma'$ grafiğinde okunan koordinat değerleri, aşağıdaki denklem (1)'de yerine konulursa C_c değeri hesaplanmış olur [4].

$$C_c = \frac{\Delta e}{\Delta \log \sigma'} = \frac{e_1 - e_2}{\log \sigma_2 - \log \sigma_1} \quad (1)$$

Çalışmanın birinci aşamasında; SPSS programı kullanılarak sıkışma indisi ile zemin indeks parametreleri arasında çoklu regresyon analizi yapılmıştır. İkinci aşamada ise fiziksel özelliklerden yüksek korelasyon katsayısı veren likit limit, doğal su muhtevası, plastisite indisi, doğal birim hacim ağırlık, boşluk oranı ve örtü yükü eşdeğeri efektif gerilme değişkenleri bulanık mantık ve yapay sinir ağlarına girdi parametresi olarak alınarak sıkışma indisinin tahmini matlab ortamında denenmiştir.

2. LİTERATÜR ARAŞTIRMASI (LITERATURE REVIEW)

Konsolidasyon parametrelerinin yapay zeka yöntemleri ile tahmin edilmesi konusu ile ilgili literatür incelemesi yapıldığında; Yapay Sinir Ağları ve istatistiksel regresyon analizi ile parametre tahmini dışında bir çalışmaya rastlanılmamıştır. Sivakugan, Eckersley ve Li (1998) YSA ile granüler zeminlerde yüzeysel temellerin oturmasını tahmin etmişlerdir [8]. Turk, Logar ve Majes (2001) ileri beslemeli sinir ağı kullanarak genel zemin özelliklerinden, ödometre test sonuçlarını tahmin etmişlerdir [9]. Shanin, Jakska ve Maier (2001) temel genişliği, temel uzunluğu, temelin uyguladığı gerilme ve zemin sıkışabilirliğini kullanarak kohezyonsuz zeminlerde yüzeysel temellerin oturmasını YSA yöntemi ile tahmin etmişlerdir [10]. Çelik, (2004) yapmış olduğu tez çalışması ile YSA'nı, zeminlerin bazı gerilme ve deformasyon özelliklerinin modellenmesinde kullanmıştır [11]. Orhan vd. (2009) likit limit, plastik limit, doğal su muhtevası, kuru birim hacim ağırlık, 200 ve 4 No.lu eleklerden geçen yüzdelere ve arazi boşluk oranını kullanarak killi zeminlerin sıkışma indisini istatistiksel yöntemlerle ve YSA ile tahmin etmişlerdir [7]. Dipova ve Cangir (2010) çalışmalarında SPSS ve DataFit paket programları kullanılarak zemin indeks parametreleri ile sıkışabilirlik parametreleri arasında kapsamlı çoklu regresyon analizleri yapmış, YSA ile elde edilen veriler kullanılarak indeks ve sıkışabilirlik parametreleri arasındaki ilişkiyi Matlab ortamında modellemiştir [2]. Arel vd. (2010) boşluk oranı, likit limit ve su muhtevasını kullanarak normal yüklenmiş killerin sıkışma indisini YSA ile Matlab ortamında tahminini gerçekleştirmişlerdir [12]. Kahraman (2012) tarafından yayınlanan çalışmada ise 560 adet konsolidasyon deneyi verileri kullanılarak, konsolidasyon verileri ile zemin indeks özellikleri arasında istatistiksel ilişkiler elde edilmiş, sıkışma indisi, kabarma indisi ve hacimsel sıkışma katsayısı parametrelerinin indeks özellikleri ile olan korelasyonları tek değişkenli lineer bağıntılar halinde sunulmuştur [13].

3. YÖNTEM (METHOD)

Bu çalışmanın amacı, ödometre deneyinden elde edilen sıkışma indisi değerlerinin zemin mühendislik özellikleri kullanılarak istatistiksel ve yapay zeka yöntemleriyle tahminini araştırmaktır. Çalışmada yapay zeka yöntemleri olarak bulanık mantık (BM) ve yapay sinir ağları (YSA) kullanılmıştır. Çalışma literatür araştırması neticesinde elde edilen ince daneli zeminlere ait toplam 285 adet numunenin konsolidasyon ve fiziksel özellikler deney sonuçları [14, 15, 16, 17] kullanılarak gerçekleştirilmiştir.

Yapay zeka analizleri için içerisinde YSA ve BM yöntemlerinin bulunduğu Matlab (R2013a) paket programı [18], istatistiksel regresyon analizi için ise SPSS Statistics 20 paket programı kullanılmıştır [19]. Çoklu regresyon analizi ve bulanık mantık için veri setinin % 70'i eğitim, %30'u test aşamasında kullanılmıştır. Yapay sinir ağları ile modelleme de ise 285 adet örneğin %55'i eğitim, %15'i doğrulama ve %30'u test için kullanılmıştır. Test verileri veri seti içerisinde rastgele seçilmiştir. Karşılaştırma yapabilmek için üç analizde de aynı test verileri kullanılmıştır. Sıkışma indisi tahmininde kullanılan eğitim ve test verileri istatistik parametreleri Tablo 1'de verilmiştir.

3.1. İstatistiksel Regresyon Analizi (Statistical Regression Analysis)

Regresyonda amaç açıklayıcı (bağımsız) değişken(ler) ile açıklanan (bağımlı) değişken arasındaki ilişkilerin ortaya çıkarılmasıdır [20]. Y bağımlı değişken; x_1, x_2, \dots, x_n

bağımsız değişkenler olmak üzere değişkenler arasındaki sebep-sonuç ilişkisini matematiksel bir model olarak ortaya koyan yöntemle çoklu doğrusal regresyon modeli adı verilir [21]. Çok değişkenli doğrusal regresyon analizinde, değişkenler arasındaki ilişkinin biçimini veren regresyon denkleminin genel formülü denklem (2) ile ifade edilebilir.

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k + \varepsilon \quad (2)$$

Burada y, x_1, \dots, x_k gözlenebilen değerler ve $\beta_j, j=0,1,\dots,k$ regresyon katsayıları olarak β_j parametreleri x_j 'lerdeki birim değişim için y 'de olması beklenen değişimi temsil etmektedir [22]. Bu çalışmada regresyon analizi için araştırılan model Tablo 2'de verilmiştir.

Tablo 2. Regresyon analizi için araştırılan model
(Investigational model for the regression analysis)

Bağımlı değişken (y)	Bağımsız değişkenler (x_i)
Sıkışma indisi (Cc)	$\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \beta_4 x_4$

Burada x_i değerleri likit limit, doğal su muhtevası, plastisite indisi, doğal birim hacim ağırlık, $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4$ ise bilinmeyen parametrelerdir.

Regresyon modeline ait katsayıların anlamlı olup olmadığının araştırılması T testi ile gerçekleştirilmektedir. T istatistiğine ait anlamlılık değeri (p) 0,05' ten küçük olduğunda varsayım kabul edilmekte ve modelde bulunan katsayıların anlamlı olduğu sonucuna varılmaktadır [13]. P değeri istatistiksel anlamlılığın varlığının ve varsa da var

Tablo 1. Sıkışma indisi tahmininde kullanılan eğitim ve test veri aralıkları
(Training and test data intervals used in the compression index prediction)

Veri	Birim	Eğitim			Test			Eğitim Stan.Sap.	Test Stan.Sap.
		Min.	Maks.	Ort.	Min.	Maks.	Ort.		
w_L	...	0	97	51,41	0	86	42,19	16,59	15,26
w_n	...	17	99	37,16	17,26	69	32,51	15,2	8,88
I_p	...	0	62	25,45	0	51	18,53	11,5	12,61
ρ_n	kN/m ³	9,61	21,78	17,77	14,64	20,7	18,16	1,59	0,9
e_0	...	0,37	1,47	0,841	0,403	1,347	0,84	0,24	0,17
σ_0'	kN/m ²	19,62	318,82	82,67	20,97	235,44	59,09	50,66	35,3
C_c	...	0,1	1,27	0,37	0,11	0,78	0,27	0,21	0,12

Tablo 3. P değerinin yorumlanması (The interpretation of the P value)

P değeri	Yorumu
$0,01 < p \leq 0,05$	İstatistiksel anlamlılık
$0,001 \leq p < 0,01$	Yüksek düzeyde istatistiksel anlamlılık
$p < 0,001$	Çok yüksek istatistiksel anlamlılık (uçak mühendisliğinde kullanılır)
$0,05 \leq p < 0,10$	Anlamlılık eğilimi (sınırdan anlamlılık)
$p > 0,10$	İstatistiksel olarak anlamlı farklılık saptanmamıştır

olan farklılığın kanıtının düzeyinin belirlenmesi amacı ile kullanılan bir değerdir. [23]. Anlamlılık seviyesi genellikle geoteknik mühendisliğinde 0,05 ve 0,01 olarak alınmaktadır. % 5 anlamlılık seviyesi %95 güven aralığını, %1 anlamlılık seviyesi %99 güven aralığını ifade etmektedir [13]. P değerinin yorumlanmasındaki genel yaklaşım Tablo 3'te verilmiştir [24].

3.2. Bulanık Mantık (Fuzzy Logic)

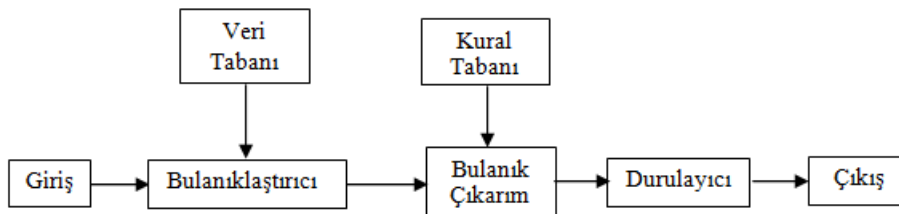
Bulanık mantık (BM), belirsizliklerin tanımlanması ve belirsizliklerle çalışılarak bilgi edinilmesini sağlamak için kurulmuş bir bilgi tabanlı sistemdir [25]. BM yaklaşımı, üyelik fonksiyonlarıyla uyarılmış sözel etiketleri kullanarak sayısal hesap yapmaktadır [26]. Bulanık küme fikrini ilk olarak, sadece iki olasılığa sahip Aristo mantığı yerine bulanık mantığı geliştirerek öncülük eden Zadeh ortaya çıkarmıştır [27]. Bulanık mantıktaki ana fikir, tamamıyla tek bir kümeye ait olma yerine, herhangi bir evrensel küme nesnelere, farklı alt kümelere ait olmalarına kısmen izin verilmesidir. Bulanık kümelerde kesin sınırlar bulunmamakta ve her bir nesneye $[0, 1]$ aralığında değişen üyelik değerleri atanarak kısmi üyeliğe olanak tanınmaktadır. Bu şekilde 0 ile 1 arasındaki değişimin her bir öge için değerine üyelik derecesi ve bunun bir alt küme içindeki değişimine de üyelik fonksiyonu denilmektedir [28]. BM, bulanık denetleyiciden oluşmaktadır. Şekil 2'de basit bir bulanık denetleyici görülmektedir [29]. Bulanık denetleyici, giriş, veri tabanı, bulanıklaştırma, bulanık çıkarım, kural tabanı, durulaştırma ve çıkış işlemlerinden meydana gelmektedir [30]. *Giriş/veri tabanı* incelenecek olan olayın maruz kaldığı girdi değişkenlerini ve bunlar hakkındaki tüm bilgileri içerir. *Bulanıklaştırıcı* her parça girdi verisinin üyelik fonksiyonlarını bir veya daha fazla üyelik fonksiyonlarına dönüştürür. *Bulanık kural tabanı* veri tabanındaki girişleri çıkış değişkenlerine bağlayan mantıksal, eğer-ise türünde yazılabilen kuralların tümünü içerir. *Bulanık çıkarım* bulanık kural tabanında giriş ve çıkış bulanık kümeleri arasında kurulmuş olan parça ilişkilerin hepsini bir arada toplayarak sistemin bir çıkışlı davranmasını temin eden işlemler topluluğunu içeren bir mekanizmadır. *Durulaştırma* bulanık çıkarım motorunun bulanık küme çıkışları üzerinde ölçek değişikliği yapılarak gerçek sayılara dönüştürüldüğü birimdir. *Çıkış* bilgi ve bulanık kural tabanlarının bulanık çıkarım vasıtasıyla etkileşimi sonucunda elde edilen çıktı değerlerinin topluluğunu belirtir [31].

3.3. Yapay Sinir Ağları (Artificial Neural Networks)

Yapay sinir ağları birbirleri ile bağlı yapay sinirlerden oluşan, bir girdi seti ve tek bir çıktı içeren doğrusal olmayan bir modeldir [32]. YSA'nda, girdiler ve çıktılar arasında pek çok hücre ve çok sayıda bağ vardır. YSA birtakım alt kümelerle ayrılabilir. Bu küçük gruplara katman (layer) adı verilir. Ağ katmanların birbirine hiyerarşik bir şekilde bağlanmasından oluşmuştur [33]. YSA'nda öğrenme işlemi iki aşamada gerçekleştirilir. İlk aşamada rastgele ağırlık değerleri alınır ve ağa gösterilen örnek için ağın çıktısı tespit edilir. Cevabın uygunluğuna göre ağırlıklar geri besleme veya ileri besleme yöntemiyle yenilenir. İkinci aşamada, doğru çıktıyı elde edebilecek en iyi ağırlık değerini bulmak için ağa değişik örnekler gösterilerek ağırlık değerleri değiştirilir [34]. Öğrenme işleminde kullanılan farklı algoritmalar vardır. Bunlardan geri yayılım algoritması en yaygın kullanılanlardandır. Geri yayılım algoritmasında hatalar geriye doğru azaltılmaya çalışılır [35]. Eğitim algoritması eldeki problemin özelliğine göre öğrenme kuralını YSA'na nasıl adapte edeceğimizi belirtir. Eğitim sırasında seçilen örnekler problem uzayını temsil edecek şekilde problem uzayının her bölgesinden seçilmelidir. Giriş ve ilgili çıkış vektörü ağı eğitmek için kullanılmaktadır. Her bir iterasyon sonucu elde edilen çıkış, hedef ile karşılaştırılır ve verilen hataya bağlı olarak ağırlık yenileme işlemi ile ağ eğitimi devam ettirilir veya eğitim işlemi sonlandırılır. Yapay sinir ağlarında en iyi çıkış verisini sağlayan ağırlıklar belirlendikten sonra ağın öğrenme durumunu değerlendirmek için yapılan işlemler ağın test edilmesi olarak tanımlanmaktadır. Bu aşamada ağa görmediği örnekler verilerek eğitim sonrasında belirlenen en uygun ağırlık değerleri kullanılması ile çıkış üretilir. Elde edilen bu çıkış ağın öğrenme başarısını ortaya koyar. Sonuç ne kadar başarılı ise, ağın eğitim performansı o kadar iyidir [34].

3.4. Tahmin Modellerinin Doğruluklarının Ölçülmesi (Measurement Accuracy of Prediction Models)

Bir tahmin modelinin doğruluğu, tahmin değerlerinin, gerçek gözlem değerine ne kadar yakın olduğuna bağlıdır. Model gerçek değerleri tahmin etmekte başarılıysa, tahmin hatası göreceli olarak düşük olacaktır [36]. Bu çalışmada kullanılan yöntemler üç farklı hata performansı yöntemi ile analiz edilmiştir. Bunlardan birincisi R^2 determinasyon katsayısıdır ve denklem (3) ile ifade edilebilir [37].



Şekil 2. Bulanıklaştırma-durulaştırma birimli bulanık sistem (Fuzzify-defuzzification unit fuzzy systems)

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (3)$$

Burada; n gözlem sayısı, y'ler gerçek değerler, x tahmin edilen değer ve \bar{y} ortalama gerçek değerdir. Diğer hata analizi yöntemi ise Ortalama Mutlak Yüzde Hata (Mean Absolute Percentage Error-MAPE) denklem (4) ile ifade edilmiştir [38].

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \frac{|e_t|}{y_t}}{n} 100(\%) \quad (4)$$

Bu formülde; e_t : $y_t - \hat{y}_t$ olmak üzere, y_t : gerçek gözlem değeri, \hat{y}_t : tahmin değeri, n: tahmin periyodundaki gözlem sayısı, e_t : t periyodundaki tahmin hatasını ifade etmektedir. Lewis, MAPE değeri %10'un altında olan modelleri "çok iyi", %10 ile %20 arasında olan modelleri "iyi", %20 ile %50 arasında olan modelleri "kabul edilebilir" ve %50'nin üzerinde olan modelleri ise "yanlış ve hatalı" olarak sınıflandırmıştır [39]. Bir diğer hata analiz yöntemi ise ortalama kare hata (Mean Squared Error-MSE) denklem (5) ile ifade edilmiştir [40].

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (t_i - g_i)^2 \quad (5)$$

Burada, t_i : i-inci birimin tahmin değeri, g_i : i-inci birimin gerçek değerini ifade etmektedir. Tahmin edilen değerler, gerçek değerlere ne kadar yakınsa MSE o kadar küçük olur; gerçek değerlerden ne kadar uzaklaşırsa MSE o denli büyük olur.

4. SONUÇLAR VE TARTIŞMALAR (RESULTS AND DISCUSSIONS)

4.1. Etkili Endeks Parametrelerinin Belirlenmesi (Determination of Effective Index Parameters)

Bağımlı değişken sıkışma indisine bağımsız değişkenlerin etkisini belirlemek için çoklu regresyon analizi yapılmıştır. Çoklu regresyon modellerinde t istatistiğine ait anlamlılık değeri (p) 0,05'ten büyük olduğunda, anlamsız bulunan değişken modelden çıkartılarak, analiz tekrarlanmaktadır. Analiz sonuçlarına göre, indeks parametrelerinden plastik limit (w_p) ve sıvılık indisi (I_L) değişkenlerinin t istatistiğine ait anlamlılık değerlerinin 0,05'ten büyük olduğu görülmüş (Tablo 4) ve bu değişkenler modelden çıkarılmıştır. Boşluk oranı (e_0), ve doğal efektif gerilme (σ'_0) değişkenleri sınır değere çok yakın oldukları için tekrardan analize dahil edilmişlerdir. Likit limit (w_L), doğal su muhtevası (w_n), plastisite indisi (I_p), doğal birim hacim ağırlık (ρ_n), boşluk oranı (e_0), ve doğal efektif gerilme (σ'_0) değişkenleri ile

analiz tekrarlanmış ve bu değişkenlerin sıkışma indisine tesir eden önemli parametreler olduğu görülmüştür (Tablo 5). Burada C_c bağımlı değişken, w_L , w_n , I_p , ρ_n , e_0 ve σ'_0 bağımsız değişkenler, B standardize edilmemiş regresyon katsayısı, β standardize edilmiş regresyon katsayısı, p anlamlılık düzeyi, R korelasyon katsayısı ve R^2 ise determinasyon katsayısını göstermektedir. Tablo 5'e göre w_L , w_n , I_p , ρ_n , e_0 ve σ'_0 değişkenleri birlikte C_c ile yüksek düzeyde ve anlamlı bir ilişki vermektedir ($R=0,981$). Söz konusu bu altı değişken birlikte, C_c 'deki toplam varyansın (değişiklik) %96,2'sini açıklamaktadır. Standardize edilmiş regresyon katsayısına (β) göre, bağımsız değişkenlerin C_c üzerindeki görece önem sırası; w_n , I_p , σ'_0 , w_L , e_0 ve ρ_n 'dir. Regresyon katsayılarının anlamlılığına ilişkin t-testi sonuçları incelendiğinde ise sadece doğal su muhtevası (w_n) değişkeninin C_c üzerinde önemli (anlamlı) bir bağımsız değişken olduğu görülmektedir. Regresyon analizi sonuçlarına göre sıkışma indisinin tahminine ilişkin çoklu regresyon eşitliği (matematiksel model) denklem (6) ile ifade edilmiştir.

$$C_c = 0,1537 - 0,0018.w_L + 0,0128.w_n + 0,0035.I_p - 0,0127.\rho_n - 0,0445.e_0 + 0,0001.\sigma'_0 \quad (6)$$

Doğrusal çoklu regresyon modelinin varyans analiz tablosu (Tablo 6) da gösterilmiştir. $p=0,05$ önem düzeyi için kritik F değeri (2,10), analiz sonucu elde edilen F değeri (820,626) den küçük olduğundan sıfır hipotezi reddedilmekte ve alternatif hipotez kabul edilmektedir. Bu modelin anlamlı bir model olduğu ortaya çıkmaktadır. Ayrıca p değerinin 0,05 değerinden küçük olması da modelin anlamlılığını ifade etmektedir.

4.2. Çoklu Regresyon Analizi İle Tahmin (Prediction with Multiple Regression Analysis)

Denklem 6'e göre sıkışma indisi eğitim ve test verileri çoklu regresyon analizi ile tahmin edilmiştir. Eğitim ve test aşamaları için ölçülen değerler ile tahmin edilen değerler arasındaki hata performans değerleri denklem 3-4'e göre belirlenmiş olup Tablo 7 de sunulmuştur. Test için determinasyon katsayısının ($R^2=0,768$) düşük çıkmasının nedeni olarak, numunelerin farklı formlardan alınması ve deneylerin farklı kişiler tarafından yapılmış olması kanısına varılmıştır. Ayrıca test verileri literatür verilerinden mümkün olduğu kadar eşit dağılımlı ve rastgele seçilmiştir. Eğitim ve test aşaması ölçülen (C_c) ve çoklu regresyon analizi tahmin edilen (C_c) değerlerinin karşılaştırması Şekil 3'de görülmektedir.

4.3. Bulanık Mantık Yaklaşımı ile Tahmin (Fuzzy Logic Approach to Prediction)

Sıkışma indisine parametrelerin etkisi bulanık mantık yaklaşımı kullanılarak belirlenmeye çalışılmıştır. Mamdani tipi bulanık sonuç çıkarma yöntemi kullanılmıştır. Çalışmada üçgen üyelik fonksiyonu kullanılmış olup matematiksel ifadeyle denklem (7) ile verilmiştir.

Tablo 4. Sıkışma indisine (C_c) tesir eden indeks parametrelerinin çoklu regresyon analizi ile belirlenmesi
(Determination of the effect of index parameters on compression index by MRA)

Değişken	B	Standart Hata	β	T Testi	Anlamlık Düzeyi (p)	Korelasyonlar	
						İkili (r)	Kısmi (r)
Sabit	0,142	0,078		1,803	0,073		
w_L	-0,004	0,002	-0,297	-2,163	0,032	0,617	-0,155
w_n	0,013	0,001	0,914	23,845	0,000	0,975	0,865
I_p	0,005	0,002	0,296	3,273	0,001	0,574	0,230
ρ_n	-0,012	0,004	-0,094	-3,457	0,001	-0,826	-0,243
e_0	-0,042	0,022	-0,049	-1,897	0,059	0,746	-0,136
σ_0	0,000	0,000	0,027	1,816	0,071	-0,159	0,130
w_p	0,002	0,002	0,088	1,388	0,167	0,447	0,100
I_L	0,007	0,011	0,017	0,615	0,540	0,574	0,044
		R=0,981		R ² =0,963		p=0,000	

Tablo 5. Sıkışma indisi (C_c) eğitim verileri için çoklu regresyon analiz sonuçları
(Multiple regression analysis results for compression index C_c training data)

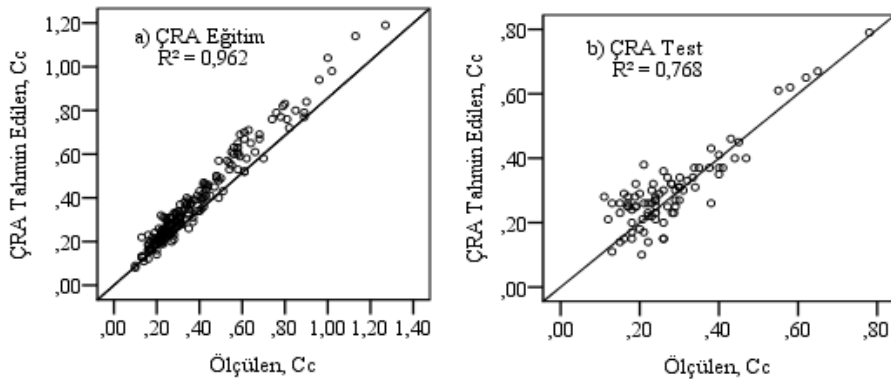
Değişken	B	Standart Hata	β	T Testi	Anlamlık Düzeyi (p)	Korelasyonlar	
						İkili (r)	Kısmi (r)
Sabit	0,1537	0,078		1,965	0,051		
w_L	-0,0018	0,000	-0,147	-4,262	0,000	0,617	-0,293
w_n	0,0128	0,000	0,930	34,688	0,000	0,975	0,928
I_p	0,0035	0,001	0,191	6,157	0,000	0,574	0,405
ρ_n	-0,0127	0,004	-0,097	-3,581	0,000	-0,826	-0,250
e_0	-0,0445	0,022	-0,051	-2,014	0,045	0,746	-0,143
σ_0	0,0001	0,000	0,029	1,979	0,049	-0,159	0,141
		R=0,981		R ² =0,962		p=0,000	

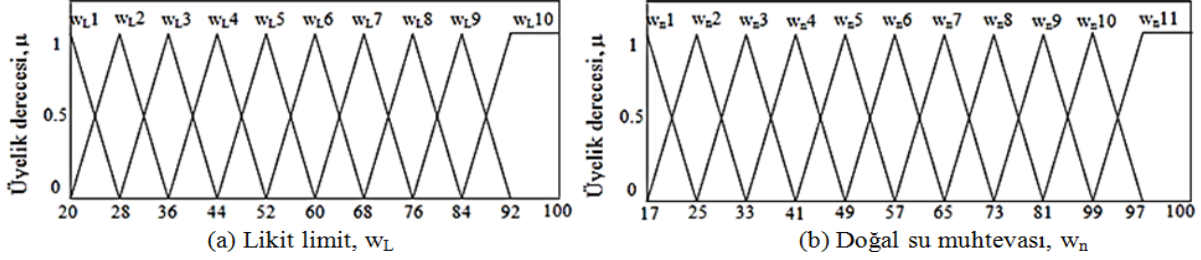
Tablo 6. C_c için varyans analiz tablosu (Variance analysis table for C_c)

	Kareler Toplamı	Serbestlik Derecesi	Ortalama Kare	F değeri	p-değeri
Regresyon	8,472	6	1,412	820,626	0,000
Hata	0,332	193	0,002		
Toplam	8,804	199			

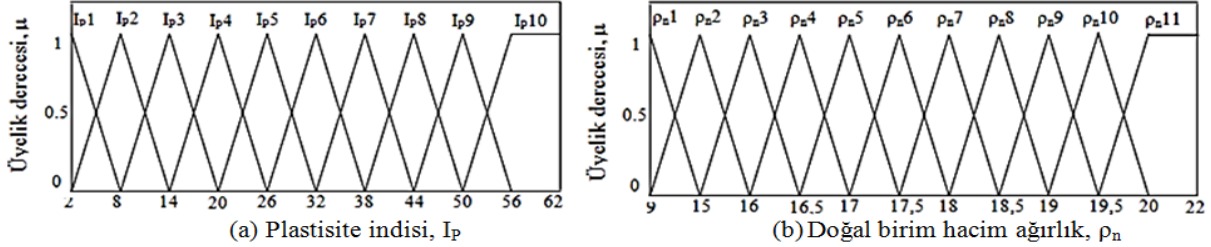
Tablo 7. ÇRA hata performans değerleri (MRA error performance values)

ÇRA	R ²	MAPE	MAPE _(min)	MAPE _(max)	MSE	MSE _(min)	MSE _(max)
Eğitim	0,962	0,09	-0,73	0,32	0,00166	9,71E-09	0,0152
Test	0,768	0,23	-1,58	0,48	0,00401	1,94E-06	0,0289

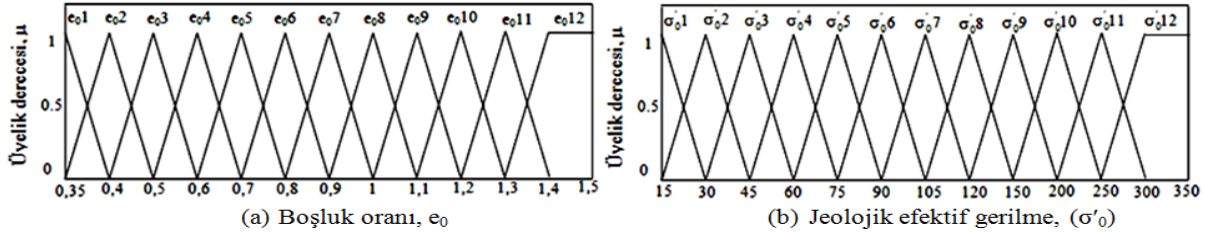
**Şekil 3.** (a) ÇRA eğitim sonuçları (b) ÇRA test sonuçları (a) MRA analysis training results (b) MRA test results



Şekil 4. (a) w_L için bulanık alt küme aralıkları (b) w_n için bulanık alt küme aralıkları
(a) Fuzzy subranges for w_L (b) Fuzzy subranges for w_n

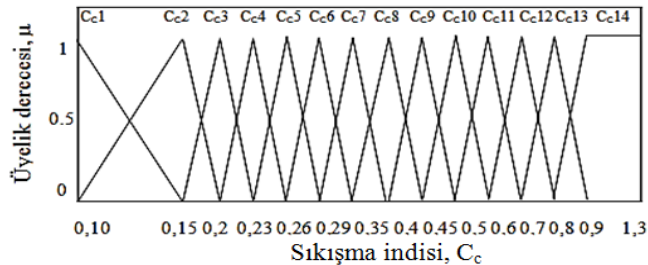


Şekil 5. (a) I_p için bulanık alt küme aralıkları (b) ρ_n için bulanık alt küme aralıkları
(a) Fuzzy subranges for I_p (b) Fuzzy subranges for ρ_n



Şekil 6. (a) e_0 için bulanık alt küme aralıkları (b) σ'_0 için bulanık alt küme aralıkları
(a) Fuzzy subranges for e_0 (b) Fuzzy subranges for σ'_0

$$\mu_j(x) = \begin{cases} 0, & x < a_1 & \text{için} \\ \frac{x - a_1}{a_2 - a_1}, & a_1 < x < a_2 & \text{için} \\ 1, & x = a_2 & \text{için} \\ \frac{a_3 - x}{a_3 - a_2}, & a_2 < x \leq a_3 & \text{için} \\ 0, & x > a_3 & \text{için} \end{cases} \quad (7)$$



Şekil 7. Sıkışma indisi (C_c) için bulanık alt küme aralıkları
(Fuzzy subranges for compression index, C_c)

kodlamaları yapılarak, w_L için 10 adet, w_n için 11 adet, I_p için 10 adet, ρ_n için 11 adet, e_0 için 12 adet, σ'_0 için 12 adet ve C_c için 14 adet üyelik fonksiyonu ve alt küme aralıkları oluşturulmuştur (Şekil 4, 5, 6, 7). MATLAB bilgisayar programının bulanık mantık editörü olan Fuzzy Toolbox'ta sistemimizdeki girdileri ve çıktığı tanımladıktan sonra 200 adet eğitim seti için kural tabanı oluşturulmuştur. Kural tabanının (Tablo 8) oluşturulması için denklem (8)'den yararlanılmıştır.

$$\text{Eğer } \begin{cases} w_L = a \\ w_n = b \\ I_p = c \\ \rho_n = d \\ e_0 = e \\ \sigma'_0 = f \end{cases} \text{ ise o halde } Cc = i \quad (8)$$

Üyelik fonksiyonlarının oluşturulmasında; likit limit için (w_L), doğal su muhtevası için (w_n), plastisite indisi için (I_p), doğal birim hacim ağırlık için (ρ_n), boşluk oranı için (e_0), efektif gerilme için (σ'_0) ve sıkışma indisi için (C_c)

Burada; (a:0,1,2,...,97), (b:17,18,19,...,99), (c:0,1,2,...,62), (d:9,61,...,21,78), (e:0,373,...,1,478), (f:19,620,...,318,825), (i:0,12,...,1,07). Eğitim aşamasında oluşturulan kural tabanındaki tüm olası kurallar dikkate alınarak Fuzzy Toolbox'ta 85 adet test girdi verileri için

sıkışma indisi çıktı parametreleri tahmin edilmiştir. Eğitim ve test aşamaları için ölçülen değerler ile tahmin edilen değerler arasındaki hata performans değerleri denklem 3-4'e göre belirlenmiş olup Tablo 9'da sunulmuştur. Eğitim ve test aşaması ölçülen (C_c) ve durulaştırma biriminden bulanık olarak çıkan (C_c) değerlerinin karşılaştırılması Şekil 8'de görülmektedir.

4.4. Yapay Sinir Ağları İle Tahmin (Prediction with Artificial Neural Network)

Yapay sinir ağ modellemesinde ağa giriş verisi olarak likit limit (w_L), doğal su muhtevası (w_n), plastisite indisi (I_p), doğal birim hacim ağırlık (ρ_n), boşluk oranı (e_0) ve doğal efektif gerilme (σ'_0), çıkış verisi olarak da sıkışma indisi (C_c) sunulmuştur. Bütün veriler ağa sunulmadan önce (0 ve 1) arasında denklem (9) yardımıyla normalizasyon işlemine tabi tutulmuştur.

$$X' = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (9)$$

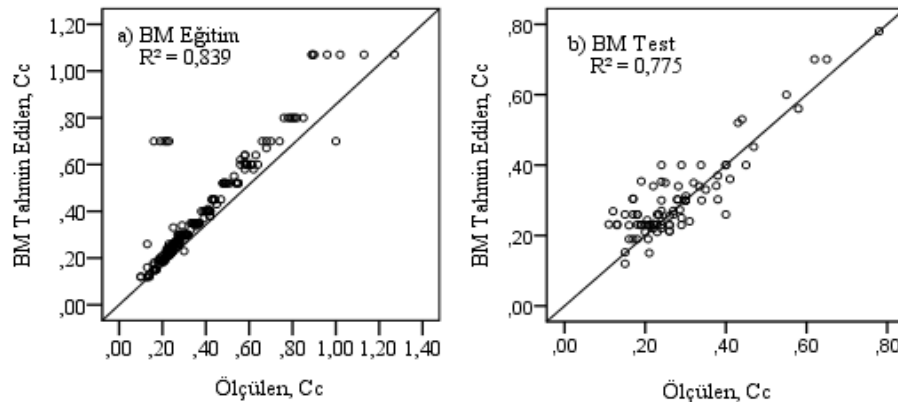
Bu eşitlikte, x' normalize edilmiş değeri, x gerçek değeri, x_{\max} maksimum değeri, x_{\min} minimum değeri ifade eder [41]. Geliştirilen YSA modelleri için ara katmanlarda aktivasyon fonksiyonu olarak logsig; çıkış katmanında doğrusal (purelin) kullanılmıştır. En uygun ağ mimarisi (6x4x1) gizli katmandaki nöron sayısı değiştirilerek elde edilmiştir. YSA modeline ait girdi ve çıktı parametrelerinin sınır değerleri, Tablo 1'de verilmiştir. 285 adet örneğin %55'i eğitim, %15'i doğrulama ve %30'u test için kullanılmıştır. Eğitim verileri ağırlıkların belirlenmesi ve modelin kurulmasında, doğrulama verileri eğitim sürecinin durdurulacağı zamanın belirlenmesinde, test verileri ise modelin genelleştirme yeteneğinin kontrol edilmesinde kullanılmıştır. Modelleme için MATLAB R2013a ortamında Neural Networks Toolbox kullanılmıştır. Uygulamada kullanılacak yapay sinir ağ modeli olarak ileri beslemeli ağ tipi seçilmiştir. İleri beslemeli hesaplamada en önemli olay en düşük hata ile çıkış değerleri tahmin edilmeye çalışılır. Sıkışma İndisi tahmini için en uygun ağ mimarisi (6x4x1) iterasyon sayısı ve gizli katmandaki nöron sayısı değiştirilerek elde edilmiştir. Kurulan modellerin her bir iterasyon sayısı için performansları Tablo 10'da gösterilmiştir. Tablo 10

Tablo 8. Sıkışma İndisi için kural tabanı (The rule base for compression index)

Kural No	w_L	w_n	I_p	ρ_n	e_0	σ'_0	C_c
1	$w_L 2$	$w_n 4$	$I_p 1$	$\rho_n 8$	$e_0 8$	$\sigma'_0 2$	$C_c 4$
20	$w_L 2$	$w_n 2$	$I_p 1$	$\rho_n 6$	$e_0 7$	$\sigma'_0 4$	$C_c 3$
40	$w_L 3$	$w_n 2$	$I_p 2$	$\rho_n 9$	$e_0 4$	$\sigma'_0 6$	$C_c 3$
60	$w_L 3$	$w_n 3$	$I_p 3$	$\rho_n 8$	$e_0 5$	$\sigma'_0 3$	$C_c 6$
80	$w_L 10$	$w_n 6$	$I_p 9$	$\rho_n 2$	$e_0 12$	$\sigma'_0 6$	$C_c 12$
100	$w_L 8$	$w_n 6$	$I_p 8$	$\rho_n 6$	$e_0 6$	$\sigma'_0 4$	$C_c 11$
120	$w_L 6$	$w_n 2$	$I_p 6$	$\rho_n 8$	$e_0 5$	$\sigma'_0 6$	$C_c 6$
140	$w_L 5$	$w_n 2$	$I_p 6$	$\rho_n 8$	$e_0 4$	$\sigma'_0 3$	$C_c 4$
160	$w_L 3$	$w_n 2$	$I_p 4$	$\rho_n 3$	$e_0 5$	$\sigma'_0 5$	$C_c 10$
180	$w_L 8$	$w_n 2$	$I_p 9$	$\rho_n 2$	$e_0 11$	$\sigma'_0 4$	$C_c 14$
200	$w_L 4$	$w_n 2$	$I_p 4$	$\rho_n 7$	$e_0 5$	$\sigma'_0 8$	$C_c 5$

Tablo 9. BM hata performans değerleri (FL error performance values)

BM	R^2	MAPE	MAPE _(min)	MAPE _(max)	MSE	MSE _(min)	MSE _(max)
Eğitim	0,839	0,12	-3,37	0,30	0,00791	0	0,2916
Test	0,775	0,22	-1,31	0,35	0,00417	0	0,0278



Şekil 8. (a) Bulanık mantık eğitim sonuçları (b) Bulanık mantık test sonuçları
(a) Fuzzy logic training results (b) Fuzzy logic test results

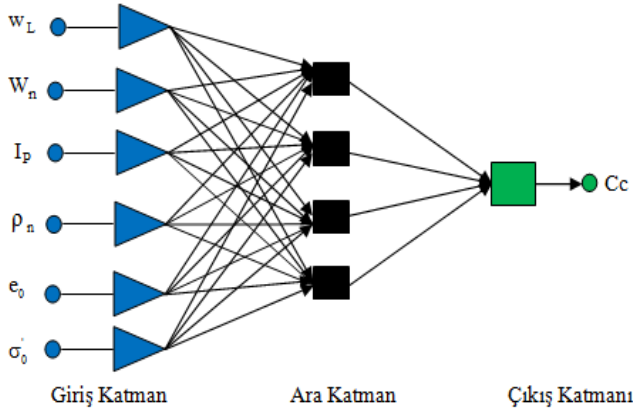
Tablo10. Sıkışma İndisi tahmini için en uygun YSA mimarisinin belirlenmesi
(Determination of the optimal ANN architecture for compression index estimation)

İterasyon Sayısı	Gizli Nöron	Eğitim (R^2)	Doğrulama (R^2)	Test (R^2)	MAPE		
					Eğt.	Doğ.	Test
100	4	0,976	0,970	0,794	0,072	0,086	0,220
100	6	0,967	0,928	0,795	0,086	0,139	0,242
100	8	0,978	0,939	0,758	0,074	0,114	0,239
100	10	0,978	0,936	0,805	0,078	0,092	0,230
200	4	0,973	0,963	0,817	0,070	0,073	0,198
200	6	0,951	0,970	0,771	0,087	0,088	0,230
200	8	0,962	0,964	0,781	0,088	0,107	0,235
200	10	0,978	0,937	0,805	0,079	0,090	0,230
300	4	0,973	0,963	0,817	0,070	0,073	0,198
300	6	0,951	0,970	0,771	0,087	0,088	0,230
300	8	0,962	0,964	0,781	0,088	0,107	0,235
300	10	0,968	0,939	0,790	0,085	0,087	0,208

Tablo 11. YSA hata performans değerleri (ANN error performance values)

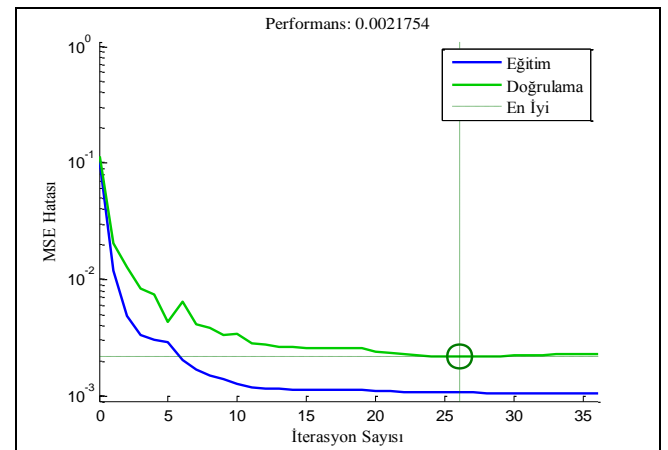
YSA	R^2	MAPE	MAPE _(min)	MAPE _(max)	MSE	MSE _(min)	MSE _(max)
Eğitim	0,973	0,07	-0,287	0,187	0,00106	1,59E-08	0,0129
Doğrulama	0,963	0,073	-0,18	0,16	0,0021	1,85E-08	0,0215
Test	0,817	0,198	-1,534	0,363	0,00328	1,37E-07	0,0269

incelendiğinde seçilen en iyi model 200 ve 300 iterasyon sayısında çalışan ve 4 gizli nörona sahip olan modeldir. Şekil 9'da en iyi sıkışma indisi tahmini değerlerini veren modelin ağ yapısı görülmektedir.

**Şekil 9.** En iyi sonucu veren YSA mimarisi (6x4x1)
(ANN architecture that gives the best results)

İleri besleme modelinde, eğitim, doğrulama ve test aşamaları için ölçülen değerler ile tahmin edilen değerler arasındaki hata performans değerleri denklem 3-4'e göre belirlenmiş olup Tablo 11 de sunulmuştur. Eğitim aşaması determinasyon katsayısı ($R^2_{\text{eğt}} = 0,973$) çıkmıştır. Ağ algoritmasının genelleştirme yeteneğinin belirlendiği test aşamasında ise determinasyon katsayısı ($R^2_{\text{test}} = 0,817$) bulunmuştur. Bu değer eğitim aşamasından düşük olmasına rağmen, Smith (1986) tarafından korelasyon derecesinin performansına dair sunduğu kriterler dikkate alındığında,

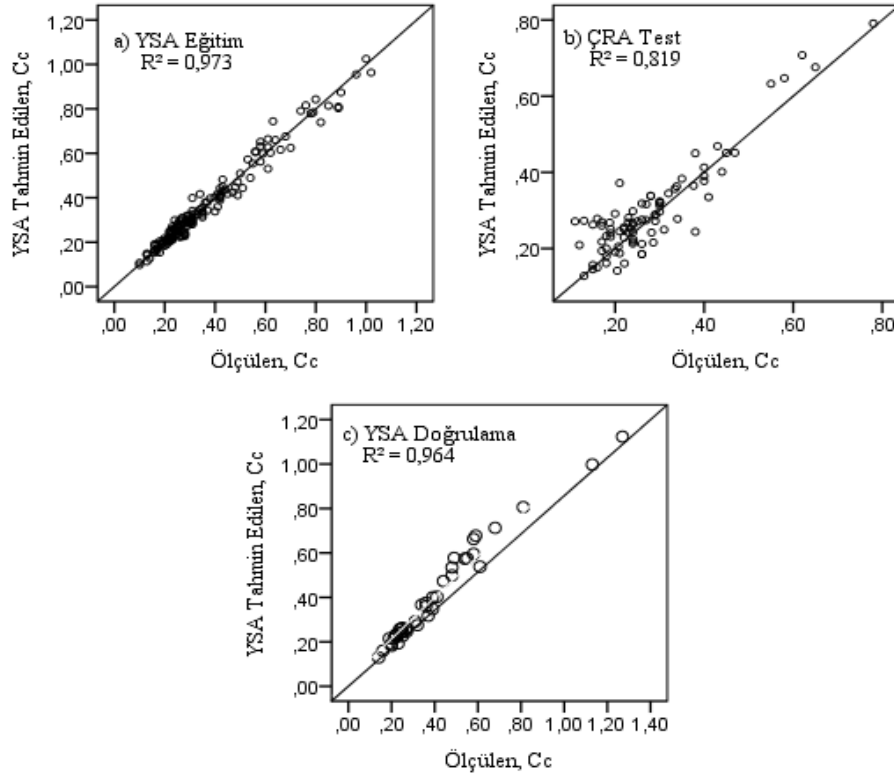
ağın test aşamasındaki performansının veya genelleştirme kapasitesinin iyi olduğunu söylemek mümkündür [42]. Lewis'e göre MAPE değerinin $<0,1$ olması, ağın yüksek doğrulukta tahminlerde bulunduğunu göstermektedir [38]. Bu çalışmada MAPE eğitim değeri 0,07 çıkararak Lewis'in verdiği doğruluk değerine ulaşmıştır. YSA ile sıkışma indisi tahmini için gizli katmandaki nöron sayısı 4 seçilerek maksimum iterasyon sayısı 200 iken 26 iterasyon sonucunda yapay sinir ağının MSE hata değeri 0,0021754 olarak bulunmuştur (Şekil 10).

**Şekil 10.** Yapay sinir ağı modelinde eğitimin yeterliliği
(The adequacy of the training of the neural network model)

Eğitim, test ve doğrulama (validation) aşaması ölçülen C_c ve YSA ile tahmin edilen C_c değerlerinin karşılaştırılması Şekil 11'de görülmektedir.

Tablo 12. Hata performans değerleri (Error performance values)

	Eğitim			Test		
	R ²	MAPE	MSE	R ²	MAPE	MSE
ÇRA	0,962	0,09	0,00166	0,768	0,23	0,00401
BM	0,839	0,12	0,00791	0,775	0,22	0,00417
YSA	0,973	0,07	0,00106	0,817	0,198	0,00328



Şekil 11. (a) YSA eğitim sonuçları (b) YSA test sonuçları (c) YSA doğrulama sonuçları
(a) ANN training results (b) ANN test results (c) ANN validation result

5. SONUÇLAR (CONCLUSIONS)

Bu çalışmada ödometre deneyi ile iki hatalık bir zaman diliminde elde edilen sıkışma indisi parametrelerinin, bir gün içerisinde elde edilen zeminin indeks özelliklerinden istatistiksel ve yapay zeka yöntemleriyle tahmin edilmesi amaçlanmıştır. Tahmin modellemesinde istatistiksel çoklu regresyon analizi (ÇRA), bulanık mantık (BM) ve yapay sinir ağları (YSA) kullanılmış ve en düşük hata performansını veren yöntem belirlenmeye çalışılmıştır. Sıkışma indisi (C_c) eğitim ve test verileri için ölçülen değerlerle tahmin edilen değerler arasındaki determinasyon katsayıları (R^2), ortalama mutlak yüzde hata (MAPE) ve ortalama karesel hata (MSE) değerleri (Tablo 12) de sunulmuştur. Ölçülen (C_c) değerleri ile modelleme (C_c) tahmin verileri arasındaki test aşaması determinasyon katsayısı ve hata oranlarına baktığımızda (R^2_{test} : 0,817, $MAPE_{test}$: 0,198, MSE_{test} : 0,00328) en iyi sonucu YSA'nın verdiği görülmektedir. Bu durum YSA yönteminin diğer analiz yöntemlerine kıyasla daha iyi tahmin performansı sergilediğini ve başarılı sonuçlar verdiğini göstermektedir.

Numunelerin farklı formasyonlardan alınması ve deneylerin farklı teknik elemanlar tarafından yapılmış olması belirsizlikleri arttırmış olup, determinasyon katsayılarının normalden daha düşük çıkmasına neden olmuştur. Deney sayısının artırılması, aynı formasyondan alınması ve aynı teknik elemanlar tarafından deneylerin yapılması sağlandığında yapay zeka yöntemlerinin daha sağlıklı ve güvenilir tahmin sonuçları vereceği, yüksek maliyetli ve uzun süren arazi deneylerine daha az gereksinim duyulacağı düşünülmektedir.

6. SEMBOLLER (SYMBOLS)

- B : Standardize edilmemiş regresyon katsayısı
- BM : Bulanık mantık
- C_c : Sıkışma indisi
- ÇRA : Çoklu regresyon analizi
- e_0 : Boşluk oranı
- I_L : Sıvılık indisi
- I_P : Plastisite indisi
- $\text{Log } \sigma'$: Logaritmik efektif gerilme

MAPE	: Ortalama mutlak yüzde hata
MSE	: Ortalama kare hata
p	: T istatistiğine ait anlamlılık düzeyi
R	: Korelasyon katsayısı
R ²	: Determinasyon katsayısı
YSA	: Yapay sinir ağları
w _L	: Likit limit
w _n	: Doğal su muhtevası
w _p	: Plastik limit
ρ _n	: Doğal birim hacim ağırlık
σ' ₀	: Jeolojik efektif gerilme
β	: Standardize edilmiş regresyon katsayısına
μ(x)	: Üyelik fonksiyonu

KAYNAKLAR (REFERENCES)

- Mısır G., Granüler Stabilize Dolgu İle İyileştirilen Yumuşak Kil Zeminlere Oturan Temellerin Analizi, Yüksek Lisans Tezi, Çukurova Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Adana, 2008.
- Dipova N., Cangir B., Lagün Kökenli Kil-Silt Zeminde Sıkışabilirlik Özelliklerinin Regresyon ve Yapay Sinir Ağları Yöntemleri ile Belirlenmesi, İMO Teknik Dergi, 332 (1), 5069-5086, 2010.
- Mollamahmutoğlu M., Güler A.R., Ankara Kili için Sıkışma-Yeniden Yükleme İndisi İle Endeks Özellikleri Arasındaki Ampirik Bağlılıkların Araştırılması, Zemin Mekaniği ve Temel Mühendisliği Dokuzuncu Ulusal Kongresi, Eskişehir, 10-19, 21-22 Ekim 2002.
- ASTM D 2435, Standard Test Method for One dimensional Consolidation Properties of Soils, American Society for Testing and Materials, 1996.
- BS 1377, Part 5, Compressibility Permeability and Durability Tests, British Standard Institution.
- TS 1900-2, İnşaat Mühendisliğinde Zemin Laboratuvar Deneyleri-Bölüm 2-Mekanik Özelliklerin Tayini, Mart 2006.
- Orhan M., Işık N. S., Özer M., Toprak B., Killi Zeminlerin Sıkışma İndisinin İstatistiksel Yöntemlerle ve Yapay Sinir Ağlarıyla Tahmin Edilmesi, 5. Uluslararası İleri Teknolojiler Sempozyumu (IATS'09), Karabük, 2236-2241, 13-15 Mayıs 2009.
- Sivakugan N., Eckersley J.D., Li H., Settlement Predictions Using Neural Networks, Australian Civil Engineering Transactions 40 (1), 49-52, 1998.
- Türk G., Logar J., Majes B., Modelling Soil Behaviour in Uniaxial Strain Conditions by Neural Networks, Advances in Engineering Software, 32 (10-11), 805-812, 2001.
- Shahin M.A., Jaksa M.B., Maier H.R., Artificial Neural Network Applications in Geotechnical Engineering, Australian Geomechanics, 36 (1), 49-62, 2001.
- Çelik S., Zeminlerin Gerilme ve Deformasyon Özelliklerinin Yapay Sinir Ağları İle Modellenmesi, Doktora Tezi, Atatürk Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Erzurum, 2004.
- Arel E., Önalp A., Sert S., Normal Yüklü Zeminlerde Sıkışma İndisinin Yapay Sinir Ağları Kullanımıyla Fiziksel Özelliklerden Tahmini, Zemin Mekaniği ve Temel Mühendisliği Onüçüncü Ulusal Kongresi, İstanbul, 327-336, 30 Eylül-1 Ekim 2010.
- Kahraman E., Konsolidasyon Özelliklerinin Arttırılmış Veri Seti İle İstatistiksel Analizi, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, 2012.
- Önalp A., Arel E., Bol E., Özocak A., Sert, S., Sıvılaşma Potansiyelinin Belirlenmesinde Koni Penetrasyon Deneyi (CPT) Sönümlenme Yönteminin Uygulanması, TÜBİTAK MAG, Proje No: 104M387, Adapazarı, 2007.
- Kılıç E., Konsolidasyon Özelliklerinin İstatistiksel Analizi, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, 2007.
- Aksakal Y.O., Ankara Kilinin Sıkışma İndisinin Belirlenmesi Üzerine Bir Araştırma, Yüksek Lisans Tezi, Gazi Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara, 2005.
- Okur M. E., Koni Penetrasyon Çalışmalarında Sönümlenme Deneyi ile Konsolidasyon Karakteristiklerinin Belirlenmesi, Yüksek Lisans Tezi, Sakarya Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Sakarya, 2010.
- Matlab&Simulink Version-Release 2013a.
- IBM SPSS Statistics 20.
- Yıldız C., Presiyometre Deneyinden Elde Edilen Taşıma Gücü Değerinin Bilgisayar Yazılımları Yardımıyla Tahmini, Yüksek Lisans Tezi, Niğde Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Niğde, 2013.
- Es H.A., Kalender F.Y., Hamzaçebi C., Forecasting the Net Energy Demand of Turkey by Artificial Neural Networks, Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University, 29 (3), 495-504, 2014.
- Ünver, Ö., Gamgam, H., Altunkaynak, B., Temel İstatistik Yöntemler, 7. Baskı, Seçkin Yayıncılık, İstanbul, 2013.
- Dawson B, Trapp R.G., Basic & Clinical Biostatistics (Lange Basic Science). Lange Medical Books / McGraw-Hill; 4th edition, 2004.
- Kul, S., İstatistik Sonuçların Yorumu: P Değeri ve Güven Aralığı, Ekstraplevral, 3 (1), 11-13, 2014.
- Baş A., Çetinyokuş T., Decision Support System Based on Fuzzy Queries for Determination of Non Residential Area Base Stations, Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University, 30 (4), 671-682, 2015.
- Topçu İ., Sarıdemir M., Yüksek-Düşük Kireçli Uçucu Kül İçeren Betonların Basınç Dayanımının YSA ve BM Kullanarak Tahmini, Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Müh. Mim. Fak. Dergisi, 21 (1), 39-56, 2008.
- Zadeh L.A., Fuzzy sets, Information and Control, 8 (1), 338-353, 1967.
- Çakır S., Efficiency Measurement in Caykur Factories With Fuzzy Data Envelopment Analysis, Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University, 31 (2), 369-381, 2016.

29. Aksoy S., İnşaat Mühendisliğinde Çok Amaçlı Değerlendirme ve Karar Vermede Fuzzy Yaklaşımı, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, 2003.
30. Tığdemir M., Kardeşahin M., Şen Z., Investigation of Fatigue Behaviour of Asphalt Concrete Pavements With Fuzzy-Logic Approach, International Journal of Fatigue, 24 (1), 903-910, 2002.
31. Uygunoğlu T., Ünal O., Seyitömer Uçucu Külünün Betonun Basınç Dayanımına Etkisi Üzerine Bulanık Mantık Yaklaşımı, Yapı Teknolojileri Elektronik Dergisi (YTED), 1 (1), 13-20, 2005.
32. Şahin İ., Prediction of Surface Roughness of Al/SiC Composite Material with Artificial Neural Networks, Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University, 29 (1), 209-216, 2014.
33. Eker A. M., Dikmen M., Cambazoğlu, S., Düzgün Ş.H.S.B., Application of Artificial Neural Network and Logistic Regression Methods to Landslide Susceptibility Mapping and Comparison of the Results for the Ulus District, Bartın, Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University, 27 (1), 163-173, 2012.
34. Öztemel E., Yapay Sinir Ağları, Papatya Yayıncılık, İstanbul, 2012.
35. Karataş Ç., Sozen A., Dulek E., Modelling of Residual Stresses In The Shot Peened Material C-1020 by Artificial Neural Network, Expert Systems with Applications, 36 (2), 3514–3521, 2009.
36. Deniz E., Bulanık Mantık Tabanlı Tahmin Modeli ve Uygulaması, Yüksek Lisans Tezi, Muğla Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Muğla, 2006.
37. Mert İ., Karakuş C., Antakya Bölgesinde Rüzgar Gücü Yoğunluğu ve Rüzgar Hızı Dağılımı Parametrelerinin İstatistiksel Analizi, Politeknik Dergisi, 18 (1), 35-42, 2015.
38. Çuhadar M., Güngör İ., Göksu A., Turizm Talebinin Yapay Sinir Ağları İle Tahmini ve Zaman Serisi Yöntemleri İle Karşılaştırmalı Analizi: Antalya İline Yönelik Bir Uygulama, Süleyman Demirel Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, 14 (1), 99-114, 2009.
39. Lewis. C.D., Industrial and Business Forecasting Methods, Butterworths Publishing: London, 1982.
40. Hatipoğlu T., Boran S., Özcan B., Fırlı A., Yapay Sinir Ağı Yaklaşımıyla Çinko Kalınlığının Tahminlenmesi, Sakarya Üniversitesi, Fen Bilimleri Dergisi, 1(1), 60-68, 2013.
41. Yavuz S., Deveci M., İstatistiksel Normalizasyon Tekniklerinin Yapay Sinir Ağı Performansına Etkisi, Erciyes Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, 40 (Haziran-Aralık), 167-187, 2012.
42. Smith G. N., Probability and Statistics in Civil Engineering: An introduction, Collins, London, 1986.