



Düzce Üniversitesi Bilim ve Teknoloji Dergisi

Araştırma Makalesi

Kademeli İleri Geri Yayılım ve Gauss Fonksiyon Modelleri ile Pomza ve Diatomit İçeren Çimento Harçlarının Basınç Dayanımlarının Tahmini

 Uğur GÜVENÇ^a,  Burak KOÇAK^{b,*}

^a Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümü, Mühendislik Fakültesi, Düzce Üniversitesi, Düzce, TÜRKİYE

^b Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı, Lisansüstü Eğitim Enstitüsü, Düzce Üniversitesi, Düzce, TÜRKİYE

* Sorumlu yazarın e-posta adresi: bkocak96@hotmail.com

DOI: 10.29130/dubited.1106267

ÖZ

Bu çalışmada, yapay sinir ağı (YSA) ve uyarlamalı ağ tabanlı bulanık çıkarım sistemi (ANFIS) ile pomza ve diatomit içerikli çimento harçlarının basınç dayanımlarının tahmini yapılmıştır. YSA için kademeli ileri geri yayılım algoritması, ANFIS için ise Gauss üyelik fonksiyonu tercih edilmiştir. Modellerin oluşturulmasında toplam 7 tip çimento ile üretilen harçların 2., 7., 28. ve 90. hidrasyon günlerinde belirlenen basınç dayanım sonuçlarından yararlanılmıştır. Modellerin eğitim ve test süreçlerinde; 5 giriş (hidrasyon günü, Portland çimento, pomza, diatomit, su) ve 1 çıkış (basınç dayanımı) parametresi kullanılmıştır. Deney sonuçlarıyla modelden elde edilen sonuçların karşılaştırılması R^2 , MAPE ve RMSE gibi istatistiksel yöntemlerle gerçekleştirilmiştir. Test aşamasında kademeli ileri geri yayımlı YSA modeli için R^2 , RMS ve MAPE değerleri sırasıyla 0,9999, %0,239045 ve 0,11581 olarak elde edilmiştir. Ayrıca gauss üyelik fonksiyon tipli ANFIS modeli için R^2 , RMSE ve MAPE değerleri sırasıyla 0,9586, %7,445542 ve 2,845660 olarak belirlenmiştir. Elde edilen veriler, her iki modelin de faydalı ve güçlü modeller olduğu göstermektedir. Ancak kademeli ileri geri yayımlı YSA modeli ile gerçek sonuçlara daha yakın değerler elde edilmiştir.

Anahtar Kelimeler: ANN, ANFIS, pomza, diatomit, basınç dayanımı

Estimation of Compressive Strength of Pumice-and Diatomite-Containing Cement Mortars with Cascade Forward-Back Propagation ANN and Gaussian Membership Function Typed ANFIS Models

ABSTRACT

In this study, compressive strengths of pumice-and diatomite-containing cement mortars were estimated by artificial neural network (ANN) and adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS). Cascade forward-back propagation algorithm for ANN and Gaussian membership function for ANFIS are preferred. In the creation of models, the compressive strengths of the mortars produced with a total of 7 types of cement on the 2nd, 7th, 28th

and 90th days were used. During the training and testing stages of the models; 5 input (hydration day, Portland cement, pumice, diatomite and water) and 1 output (compressive strength) parameters are used. The comparison of the experimental results with the results obtained from the model was carried out with statistical methods such as R², MAPE and RMSE. For the testing dataset, the R², RMS and MAPE values for the cascade forward-back propagation ANN model were 0,9999, %0,239045 and 0,11581, respectively. Furthermore, the R², RMSE and MAPE values for the gaussian membership function typed ANFIS model were 0.9586, %7.445542 and 2.845660, respectively. The data obtained show that both models are useful and powerful models. However, values closer to the real results with the cascade forward-back propagation ANN model were obtained.

Keywords: ANN, ANFIS, pumice, diatomite, compressive strength

I. GİRİŞ

Çağımızda yapay zeka tabanlı uygulamalar, bir çok alan için olduğu gibi İnşaat Mühendisliği alanı için de farklı problem çözümleri ve faydaların sağlanması amacıyla yaygın ve etkin olarak kullanılmaktadır. Bu uygulamalar arasında yer alan YSA ve ANFIS ile oluşturulan modeller bir çok araştırmacı tarafından çimento ve beton teknolojisinde kullanılmaktadır.

Bu çalışmalardan birinde Sarıdemir [1], YSA ile iki farklı mimariye sahip modeller oluşturarak metakaolin ve silis dumanı ile hazırlanmış betonun basınç dayanımlarını tahmin etmeye çalışmıştır. YSA sisteminin eğitim ve testlerinde 33 farklı karışımdan oluşan 195 beton numunesinin basınç dayanım verilerini kullanmıştır. Bu iki model 130 veri ile eğitilmiş ve sonuçta metakaolin ve silis dumanı ile üretilen betonların 1, 3, 7, 28, 56, 90 ve 180 günlerindeki basınç dayanımlarını tahmin etmek için güçlü bir potansiyele sahip olduğunu belirtilmiştir [1]. Bir diğer çalışmada Adesanya vd. [2] YSA ve çok değişkenli doğrusal regresyon modelleri oluşturarak, alkali ile aktifleştirilmiş yüksek fırın cürufu ve uçucu kül ile üretilen harçlarının büzülmesini tahmin etmişlerdir. Elde ettikleri sonuçlara göre YSA modeli ile belirlenen sonuçların, daha güçlü bir korelasyon gösterdiği ve gerçek değerlere çok yakın olduğunu belirtmişlerdir [2]. Sakthivel vd. [3] yapmış oldukları çalışmada YSA ile hibrit örgü ve elyaf takviyeli çimento ile üretilen döşeme elemanlarının eğilme mukavemetlerini tahmin etmek için üç model oluşturmuştur. Her üç modelin belirleme katsayılarının (R²) %99,8, %98,8 ve %93,3 değerlerinde olduğu ve bu modellerin başarılı modeller olduğunu belirtmişlerdir. Ayrıca YSA için deneysel çalışmalardan daha önce elde edilen veya teorik ya da ampirik değerleri tahmin etmek için iyi ve etkili bir teknik olduğunu, bu sayede de yapılacak yeni deneyler için hem zaman hem de maliyetten tasarruf sağlayabileceğini ifade etmişlerdir [3]. Bir diğer çalışmada metakaolin ile üretilen çimento esaslı harçların basınç dayanımının tahmini için YSA ve ANFIS modelleri oluşturulmuştur. Bu modelleri performans indeksleriyle (R², MAE, VAF, RMSE, a10) en iyi YSA ile ANFIS modellerini kıyaslamışlardır. Elde etmiş oldukları tahmin sonuçlarına göre YSA ve ANFIS modellerinin iyi sonuçlar verdiğini, ancak bu çalışma için YSA modelinin daha iyi olduğunu ifade etmişlerdir [4]. Ozcan vd. [5] yaptıkları çalışmada ANFIS ve YSA modelleriyle zeolit ve diatomit ile ürettikleri betonların basınç dayanımlarını tahmin etmişlerdir. Bu modeller için “numune yaşı (gün), Portland çimentosu, diatomit, zeolit, agrega, hiper akışkanlaştırıcı ve su” giriş parametreleri olarak, “basınç dayanımı” ise çıkış parametresi olarak belirlenmiştir. Çalışmada eğitim ve test sonuçları, R², RMSE, MAPE gibi istatistiksel verilerle karşılaştırılmış ve her iki uzman sistemin de güçlü tahmin modelleri olabileceği sonucuna varılmıştır [5]. Ayrıca yapılan birçok çalışmada, YSA ve ANFIS uygulamalarının beton ve çimento harçlarının çeşitli özelliklerini tahmin etmek için kullanıldığı ve oldukça güvenilir yöntemler olarak ifade edildiği görülmektedir [5]-[12].

Bu çalışmada pomza ve/veya diatomit ile üretilen harçların basınç dayanımları kademeli ileri geri yayılım algoritmalı YSA ve gauss üyelik fonksiyon tipli ANFIS ile model geliştirilerek tahmin edilmeye çalışılmıştır. Bu modelleri oluştururken 7 tip çimento ile üretilen 7 tip çimento harcının basınç dayanımı verilerinden yararlanılmıştır. Her tip harç için üretilen 6 örneğin, 2., 7., 28. ve 90. hidrasyon günlerindeki basınç dayanım verileri kullanılmıştır. Modeller 5 giriş (hidrasyon yaşı, Portland

çimento, pomza, diatomit, su) ve 1 çıkış (basınç dayanımı) parametresinden meydana gelmektedir. Modellerin eğitiminde 168 adet, testinde ise 28 adet veri kullanılmıştır. Sonrasında deneysel basınç dayanımları ile modelden elde edilen sonuçlar karşılaştırılmış ve çalışmadaki ilgili bölümlerde açıklanmıştır.

II. DENEYSEL TASARIM

A. MALZEME

Bu çalışmada, çimento harcı numunelerinin üretilmesinde çimento, pomza, diatomit, su ve standart kum kullanılmıştır. Deneysel araştırmada kullanılan çimento, 3822 cm²/g özgül yüzey alanına (Blaine) ve 3,18 g/cm³ özgül ağırlığa sahip TS EN 197-1 [13] esaslarına uygun üretilen CEM I 42,5 R tipi Portland çimentodur. Yapılan elek analizi sonuçlarına göre 45 ve 90 µm elek üstünde kalan oranları ise sırasıyla %3,2 ve %0 olarak tespit edilmiştir. Pomzanın özgül yüzey alanı 2645 cm²/g olup, Betaş AŞ'den (Isparta) temin edilmiştir. Pomzanın özgül ağırlığı 2,70 g/cm³, 45 ve 90 µm elek üstünde kalan oranları ise sırasıyla %40,5 ve %7,8 olarak tespit edilmiştir. Diatomit, ticari bir firma olan EP Mineral'den elde edilmiş olup 6112 cm²/g özgül yüzey alanına sahiptir. Diatomitin özgül ağırlığı 2,58 g/cm³, 45 ve 90 µm elek üstünde kalan oranları ise sırasıyla %0,1 ve %0 olarak tespit edilmiştir.

X-ışını floresan (XRF) analizi (S8-Tiger, Bruker, Almanya) ile belirlenen ham maddelerin (çimento, pomza ve diatomit) kimyasal bileşimi Tablo 1'de verilmiştir. Pomzanın ana kompozisyonu alüminyum dioksitten ve silisyum dioksitten oluşurken, diatomitin ana kompozisyonu çoğunlukla silisyum dioksitten (SiO₂) oluşmaktadır.

Tablo 1. Ham maddelerin kimyasal özellikler.

Kimyasal kompozisyonu	Diatomit (%)	Pomza (%)	Çimento (%)
SiO ₂	85,69	56,32	20,36
Al ₂ O ₃	2,1	16,51	4,6
Fe ₂ O ₃	0,96	3,93	2,56
CaO	0,54	4,84	62,57
MgO	0,32	1,87	1,53
SO ₃	0,03	0,23	3,32
Na ₂ O	0,25	5,18	0,26
K ₂ O	0,18	5,09	0,66
Cl ⁻	0,013	0,01	0,018
Kızdırma kaybı	9,97	2,65	2,38
Serbest CaO	–	–	1,78

B. ÇİMENTO HARÇLARININ HAZIRLANMASI

Yapılan deneysel çalışma için harç numunelerinin hazırlanmasında toplam yedi tip çimento üretilmiş ve Tablo 2'de belirtildiği gibi kodlanmıştır. Çimento harç numuneleri TS EN 196-1 esas alınarak hazırlanmıştır [14]. Harçlar hazırlandıktan sonra hemen 4x4x16 cm boyutlarında üç parçalı prizma kalıplara yerleştirilmiştir. Daha sonra kalıplar bir sarsma tablasında standartta belirtilen esaslar doğrultusunda sarsılarak, harçların boşluk kalmayacak şekilde yerleşmesi sağlanmıştır. Harç numuneleri laboratuvar ortamında %90 nem ve 20±1 °C'de 24 saat kür edilmiştir. Daha sonra harç numuneleri kalıplardan çıkarılarak deney günlerine kadar 20±1 °C'de 2., 7., 28. ve 90. hidratasyon günlerine kadar kür havuzunda tutulmuştur. Daha sonra havuzlardan alınan numuneler her hidratasyon gününde ortalarından kırılmış ve kırılan bu numunelerin basınç dayanımları TS EN 196-1 esaslarına göre belirlenmiştir [14].

Tablo 2. Çimento kod ve tipleri.

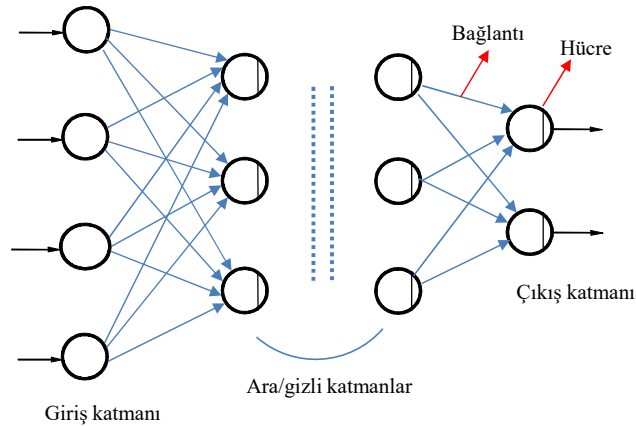
No	Kodu	Çimento tipi
1	R	Portland çimento
2	10P	%10 pomza ile üretilen çimento
3	20P	%20 pomza ile üretilen çimento
4	10D	%10 diatomit ile üretilen çimento
5	20D	%20 diatomit ile üretilen çimento
6	5P5D	%5+%5 pomza+diatomit ile üretilen çimento
7	10P10D	%10+%10 pomza+diatomit ile üretilen çimento

III. YAPAY SİNİR AĞLARI VE KADEMELİ İLERİ GERİ YAYILIM SİNİR AĞI

Yapay sinir ağı (YSA), sinir sistemi işlevlerinin organizasyonel ilkelerini simüle ederek yapılandırılmış en yaygın kullanılan istatistiksel modellerden biri olarak ifade edilmektedir [1], [4]. YSA, gerçek sinir sisteminden ilham alınarak geliştirilmiş ve insan beyni gibi katmanlar halinde düzenlenmiş birbirine bağlı nöron serilerinden oluşmaktadır [1], [15]. YSA, birkaç nöron ile birbirine bağlı bir dizi veri yapısı aracılığıyla girdi-çıkıta arasındaki ilişkiyi belirleyen bir model olarak değerlendirilmektedir [2].

YSA'larda ağı mimarisi olarak da adlandırılan bağlantı yapıları, ağ içerisinde bilginin akış istikametine göre belirlenmektedir. Buna göre nöronların birbirlerine bağlanma şekillerine göre ileri (Feedforward) ve geri (Feedback) beslemeli olarak ikiye ayrılmaktadır. İleri beslemeli olanlarda nöronlar arasındaki iletişim, girişten çıkışa doğru düzenli katmanlar şeklinde ve tek yönlü bağlantılarla iletilmektedir. Bu sebeple ileri beslemeli YSA'da, nöronlar arasında bağlantı döngü oluşturmamakta, bu nedenle de hızlı çıktı üretilebilmektedir. Geri beslemeli YSA'da ise çıktı veya ara katmanlarda nöronlar, çıktıları giriş ya da önceki ara/gizli katmanlarda bulunan nöronlara yeniden girdi olarak iletilmektedir. Bu sayede bilgi, hem ileri hem de geri yönde aktarılmaktadır [16], [17].

Genel olarak YSA, giriş, ara/gizli ve çıkış katmanı olarak üç bölümden oluşmaktadır. İlk katman olan giriş katmanında hücreler, dış ortamdan aldıkları giriş bilgilerini gizli katmana herhangi bir hesaplama yapmadan ulaştırmaktadır. İkinci katman olan ara/gizli katman ise giriş katmanından aldığı bilgileri işleyerek çıkış katmanına göndermektedir. Üçüncü katmanda ise ara/gizli katmandan gelen bilgiler, çıkış katmanına gönderilmekte ve üretilen çıkışlar problemin çözümünü içermektedir [18], [19]. Şekil 1'de tipik bir YSA örneği görülmektedir [16].



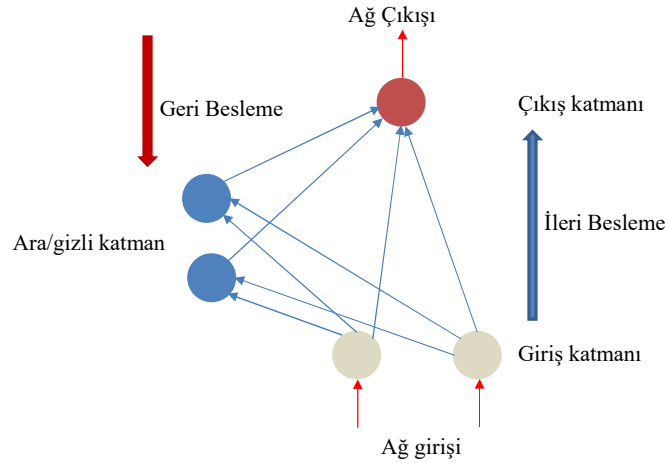
Şekil 1. Tipik bir YSA örneği.

YSA'da bir nöronun girdisi başka bir nörondan gelmekte ve nöronun aktivasyon fonksiyonunun çıktısı, ağıın çıktısını oluşturmaktadır olup Denklem 1 kullanılarak hesaplanmaktadır.

$$\zeta = f(\sum_{i=1}^n w_{ij} x_i + \theta) \quad (1)$$

Burada, çıktı katmanındaki nöronun aktivasyon fonksiyonunun çıktısı, ağıın çıktısını oluşturmaktadır (Ç). θ eşik değeri, n girdi katmanında bulunan toplam nöron sayısını, w_{ij} bağlantı ağırlıklarını, x_i girdi katmanındaki nöronların değerlerini, f ise aktivasyon fonksiyonunu ifade etmektedir [17], [20].

Yapay sinir ağı yöntemleri arasında yaygın olarak kullanılan yöntemlerden biri de çalışmada kullandığımız kademeli ileri geri yayımlı YSA modeli olup Şekil 2'de verilmektedir [21], [22].



Şekil 2. Kademeli ileri geri yayımlı YSA modeli.

Şekil 2'de gösterilen kademeli ileri geri yayımlı YSA modeli, ileri beslemeli ağlara benzemektedir. Buradaki fark, girdiden her katmana ve her katmandan da ardışık katmanlara bir ağırlık bağlantısı içermesidir. Bunun yanı sıra iki katmanlı ileri beslemeli ağlar, potansiyel olarak herhangi bir girdi çıktı ilişkisini öğrenebilirken, daha fazla katmanlı ileri beslemeli ağlar ise karmaşık ilişkileri daha hızlı öğrenebilmektedirler. Ayrıca kademeli ileri geri yayımlı YSA modeli, ağırlıkların güncellenmesi için geri yayılım algoritmasının kullanılmasında ileri beslemeli geri yayılım sinir ağına da benzemektedir. Bu ağıın ana belirtisi de her nöron katmanının önceki tüm nöron katmanlarıyla ilişkili olmasıdır [21], [22].

IV. ADAPTİF AĞ YAPISINA DAYALI BULANIK ÇIKARIM SİSTEMİ

Bir karma sistem olarak tanımlan ANFIS, sinir ağlarından ve bulanık çıkarım sistemlerinden oluşmaktadır. Takagi, Sugeno ve Kang, bu modeli giriş-çıkış veri kümelerinden bulanık kurallar üretebildiği için tavsiye etmektedir. Bulanık kural formatı tipik olarak aşağıdaki şekilde ifade edilmektedir.

if x is A, y is B then z = f(x,y)

Kural formatında bulanık önerme kümeleri A ve B olarak ifade edilmektedir. $z=f(x,y)$, çıkarımdaki ham fonksiyonu belirtirken, buradaki x ve y giriş değişkenlerini gösteren polinom fonksiyonudur. Burada f 1. derece bir polinom ise 1. dereceden, sabit ise 0. dereceden Sugeno bulanık model olarak

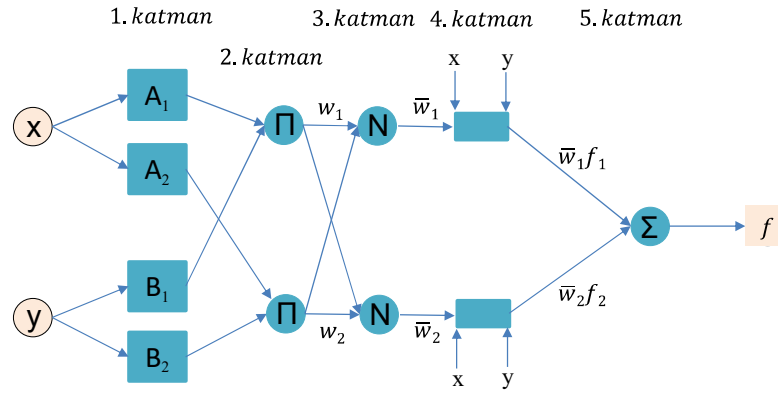
belirtilmektedir. Birinci dereceden Sugeno bulanık çıkarım sisteminde, kural 1 ve 2 olarak if-then kuralları Denklem 2 ve 3'te örneklenmiştir.

$$\text{Kural 1: } \textit{if } x \textit{ is } A_1, y \textit{ is } B_1, \textit{ then } f_1 = p_1 x + q_1 y + r_1 \quad (2)$$

$$\text{Kural 2: } \textit{if } x \textit{ is } A_2, y \textit{ is } B_2, \textit{ then } f_2 = p_2 x + q_2 y + r_2 \quad (3)$$

Burada x ve y üyelik fonksiyonları için tanımlanmış giriş bölümdeki bulanık kümeler, A ve B olarak belirtilmektedir. Çıkış parametreleri ise p, q ve r olarak belirtilmektedir. Bu sayede her kural için bir çıktı değeri sağlanmaktadır [5], [23]-[25].

İki girişli ve iki kurallı bir ANFIS mimarisine ait temel yapı Şekil 3'te verilmektedir [24].



Şekil 3. İki girişli ve iki kurallı ANFIS mimarisini.

Şekil 3'te görülen ANFIS mimarisini temel olarak 5 katmandan meydana gelmektedir.

1. Katman: Burada her düğüm (i), düğüm fonksiyonu ile uyumlu olup, çıkışı aşağıda örneklenmektedir.

$$o_{i,1} = \mu A_{(i)}(x), \quad \textit{için } i = 1, 2, \textit{ veya}$$

$$o_{i,1} = \mu B_{(i-2)}(y), \quad \textit{için } i = 3, 4$$

Belirtilen A_i ya da B_{i-2} kısa veya uzun gibi dilsel ifadeleri, x ya da y ise i-inci düğüm için girişleri belirtmektedir. $o_{i,1}$, A ya da B bulanık kümeleri için üyelik derecelerini belirtmektedir (Denklem 4).

$$o_{i,1} = \mu A_i(x) = \frac{1}{1 + [(x-c_i)/a_i]^{2b_i}} \quad (4)$$

Buradaki parametre değerleri, genelleştirilmiş çan eğrisi üyelik fonksiyonunda A_i dilsel etiketin üyelik derecesini belirtirken; a_i , b_i , c_i küme parametrelerini ifade etmektedir. Üyelik derecesi fonksiyonları, üyelik fonksiyon tipine bağlı olarak değişiklikler göstermektedir (Denklem 4). Bu katman çıkışı, öncül kısmın üyelik derecesi değerini ifade etmekte olup, öncül parametreler olarak tanımlanmaktadır.

2. Katman: Burada her düğüm, bir kuralın bulanık çıkarımı ile cebirsel çarpma operatörü yardımı ile hesaplanmaktadır (Denklem 5).

$$o_{i,2} = w_i = \mu A_i(x) \cdot \mu B_i(y) \quad \textit{için } i = 1, 2, 3, \dots, n \quad (5)$$

3. Katman: Burada her düğüm; bulanık çıkarımların, tüm düğümlerin bulanık çıkarımların toplamına bölünmesiyle belirlenmektedir (Denklem 6).

$$o_{l,3} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1+w_2+\dots+w_n} \quad \text{için } i = 1, 2, 3, \dots, n \quad (6)$$

Bu katmandaki çıkışlar, normalize edilmiş olarak ifade edilmektedir. Burada \bar{w}_i , i -inci düğümün çıkışını göstermektedir.

4. Katman: Bu katmandaki her düğüm, düğüm fonksiyonu ile normalize çıkışın çarpılmasıyla belirlenmektedir (Denklem 7).

$$o_{l,4} = \bar{w}_i \cdot f_i = \bar{w}_i \cdot (p_i \cdot x + q_i \cdot x + r_i) \quad \text{için } i = 1, 2, 3, \dots, n \quad (7)$$

Buradaki parametreler, ardıl parametre olarak tanımlanmaktadır ve p_i , q_i , r_i parametre kümelerini göstermektedir.

5. Katman: Bu katmandaki Σ etiketi, gelen işaretlerin toplamını, yani son çıkışı belirtmektedir (Denklem 7).

$$o_{l,5} = \sum_i \bar{w}_i \cdot f_i = \frac{\sum_i w_i \cdot f_i}{\sum_i w_i} \quad \text{için } i = 1, 2, 3, \dots, n \quad (8)$$

Bir ANFIS mimarisinin gerçek çıktı değeri bu son katmanda belirlenmektedir. Burada f sabit ise, 0. derece Sugeno bulanık modeli elde edilmekte olup hem Tsukamoto bulanık modelinde hem de Mamdani bulanık modelinde özel bir durum olarak ifade edilebilir [5], [12], [23]-[26].

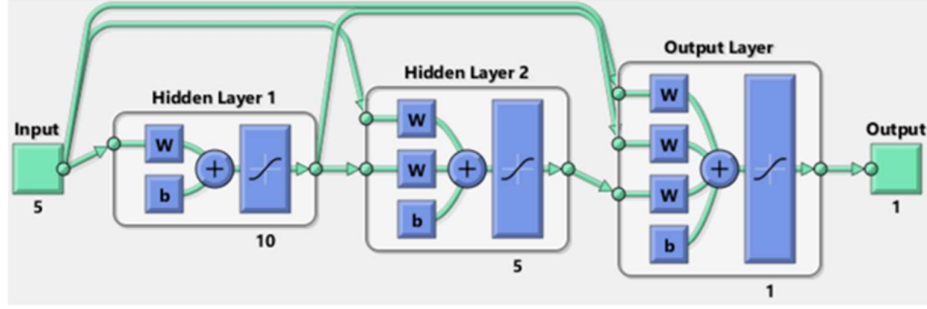
V. DENEYSEL TASARIM VE MODEL PARAMETRELERİ

Kademeli ileri geri yayımlı YSA ve gauss üyelik fonksiyon tipli ANFIS modellerinin eğitimlerinde, hazırlanan çimento harçlarının basınç dayanımı için elde edilen verilerden (168 veri) yararlanılmıştır. Test aşamasında ise her bir çimento ve hidratasyon günü için hazırlanan 6 örneğin ortalaması olan verilerden (28 veri) yararlanılmıştır. Her iki model, hidratasyon yaşı, Portland çimento, pomza, diatomit ve su olarak 5 giriş; basınç dayanımı olarak 1 çıkış parametresinden meydana gelmektedir (Tablo 3).

Tablo 3. ANN ve ANFIS modeli giriş ve çıkış parametreleri.

Parametreler	Veriler		
	min.	max.	
Hidratasyon yaşı (gün)	2	90	
Portland Çimento (g)	360	450	
Giriş	Pomza (g)	0	90
	Diatomit (g)	0	90
	Su (g)	225	270
Çıkış	Basınç dayanımı (MPa)	17,4	62,7

YSA için kademeli ileri geri yayılım algoritması kullanılmıştır (Şekil 4). Bu modelin parametre değerleri ve yapısal özellikleri Tablo 4'te verilmiştir.



Şekil 4. Kademeli ileri geri yayılım sinir ağı model tasarımı.

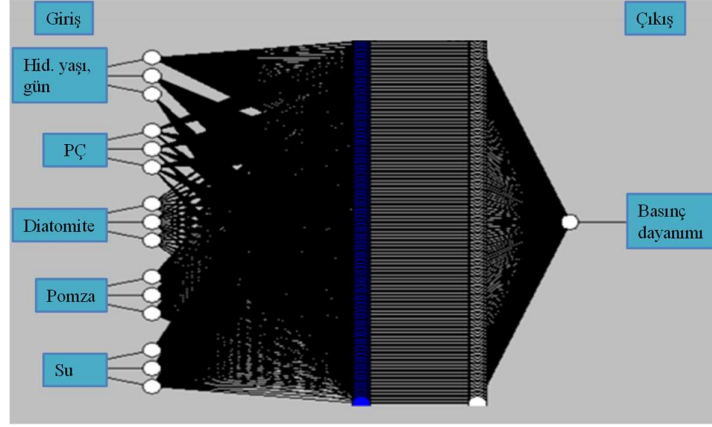
Tablo 4. Kademeli ileri geri yayılım sinir ağı modelinin parametre değerleri.

Parametre bilgisi	YSA
Giriş katmanı nöron sayısı	5
Çıkış katmanı nöron sayısı	1
Katman sayısı	3
Gizli/ara katman sayısı	2
Birinci gizli/ara katman nöron sayısı	10
İkinci gizli/ara katman nöron sayısı	5
Öğrenme döngüsü	4
Öğrenme sonucundaki hata	$1,54 \times 10^{-8}$
Epoch sayısı	4

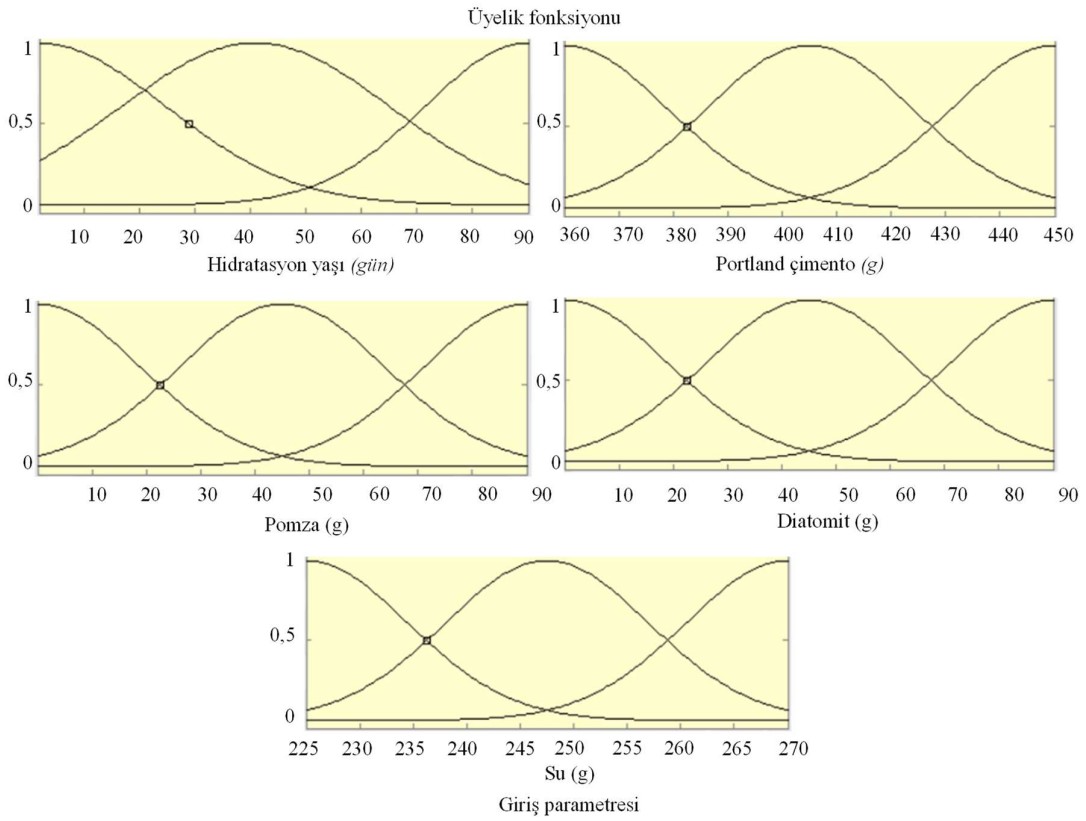
ANFIS için MATLAB programı bulanık mantık araç kutusu ANFIS editöründen yararlanılmış ve buradaki “Gauss” üyelik fonksiyonu tercih edilmiştir. Bu model için farklı epochlarla farklı öğrenme algoritmaları denenmiş ve modelin toplam parametre değerleri Tablo 5’te, genel yapısı Şekil 5’te, giriş değişkenlerinin üyelik fonksiyonları ise Şekil 6’da verilmiştir.

Tablo 5. ANFIS modeli parametre değerleri.

Parametre bilgisi	ANFIS
Düğüm sayısı	524
Giriş sayısı	5
Çıkış sayısı	1
Toplam parametre sayısı	273
Doğrusal parametre sayısı	243
Doğrusal olmayan parametre sayısı	30
Toplam bulanık kural sayısı	243
Eğitim veri çifti sayısı	168
Epoch sayısı	2



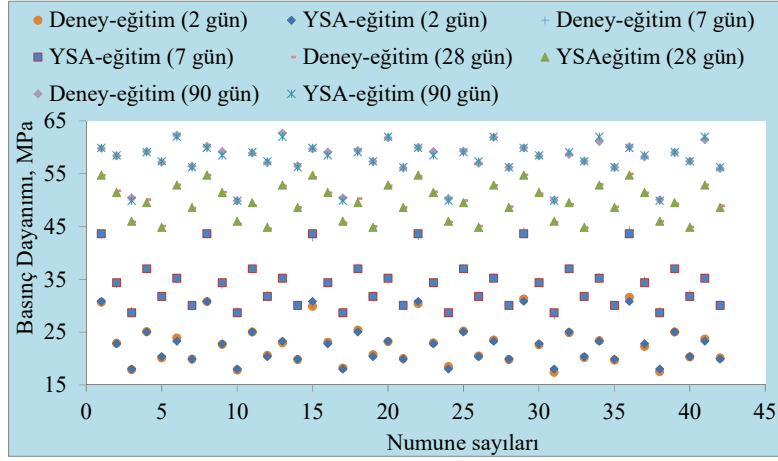
Şekil 5. ANFIS genel yapısı.



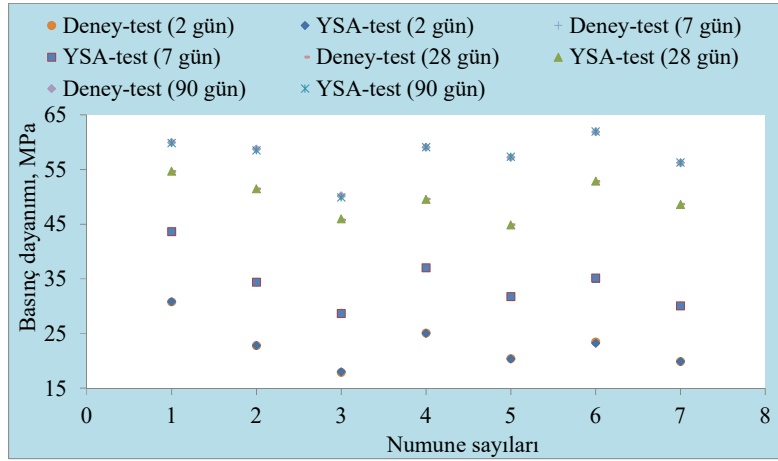
Şekil 6. ANFIS modeli giriş değişkenleri üyelik fonksiyonları.

VI. BULGULAR

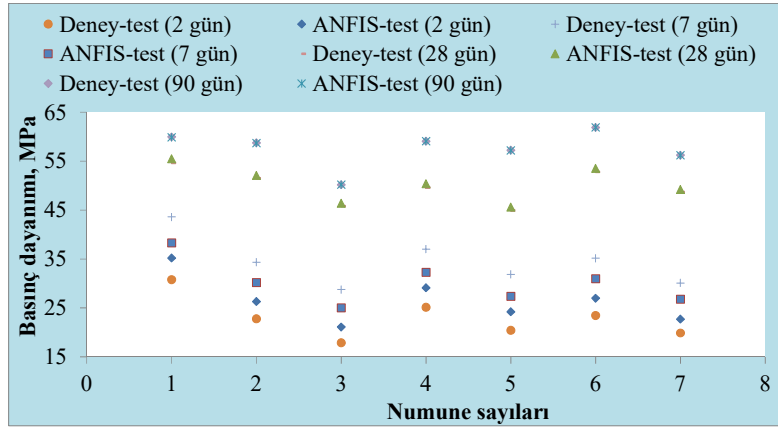
Eğitim ve test aşamasında deneylerden elde edilen basınç dayanımı verileri ve YSA modelinden elde edilen tahmin değerleri arasındaki karşılaştırma sırasıyla Şekil 7 ve 8’de verilmektedir. Test aşamasında deneylerden elde edilen basınç dayanımı verileri ve ANFIS modelinden elde edilen tahmin değerleri arasındaki karşılaştırma ise Şekil 9’da gösterilmektedir.



Şekil 7. Eğitim aşamasında deneylerden elde edilen basınç dayanımı verileri ve YSA modelinden elde edilen tahmin değerleri.



Şekil 8. Test aşamasında deneylerden elde edilen basınç dayanımı verileri ve YSA modelinden elde edilen tahmin değerleri.



Şekil 9. Test aşamasında deneylerden elde edilen basınç dayanımı verileri ve ANFIS modelinden elde edilen tahmin değerleri.

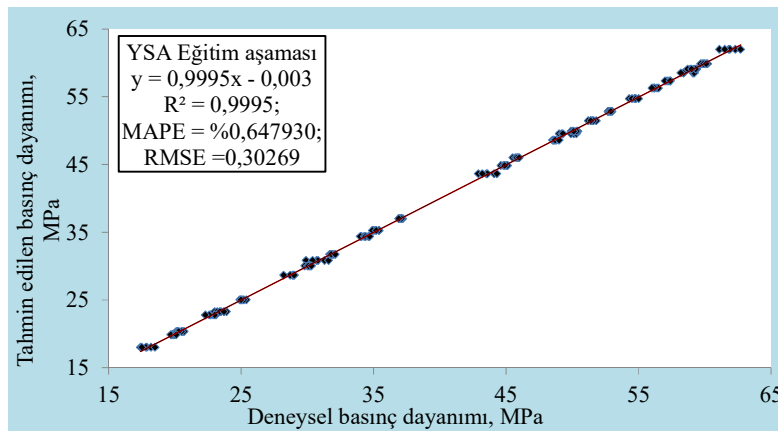
Deneylerden ve modellerden tespit edilen sonuçlar, RMSE (hata kareleri ortalamasının karekökü), MAPE (ortalama mutlak yüzde hata) ve R^2 (belirleme katsayısı) gibi istatistiksel yöntemlerle kıyaslanmış ve formüller sırasıyla Denklem 9, 10 ve 11’de verilmiştir [3], [23].

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - r_i)^2} \quad (9)$$

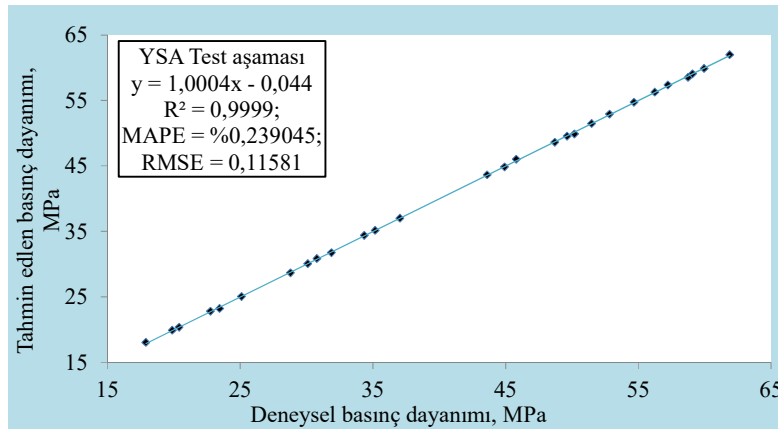
$$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{i=1}^N \left| \frac{r_i - y_i}{r_i} \right| \quad (10)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - r_i)^2}{\sum_{i=1}^N (r_i - y_m)^2} \quad (11)$$

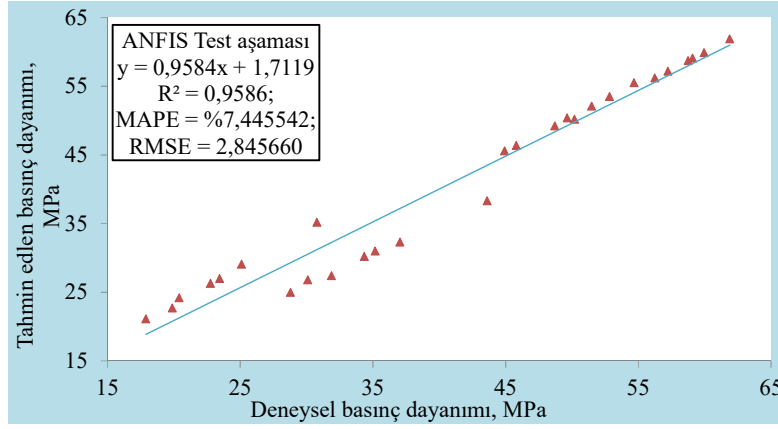
YSA modelinde eğitim ve test aşamasında hesaplanan istatistiksel veriler sırasıyla Şekil 10 ve 11’de gösterilmektedir. ANFIS modelinde test sürecindeki istatistiksel veriler ise Şekil 12’de verilmektedir.



Şekil 10. YSA modelinde eğitim sürecindeki verilerin istatistiksel özellikleri.



Şekil 11. YSA modelinde test sürecindeki verilerin istatistiksel özellikleri.

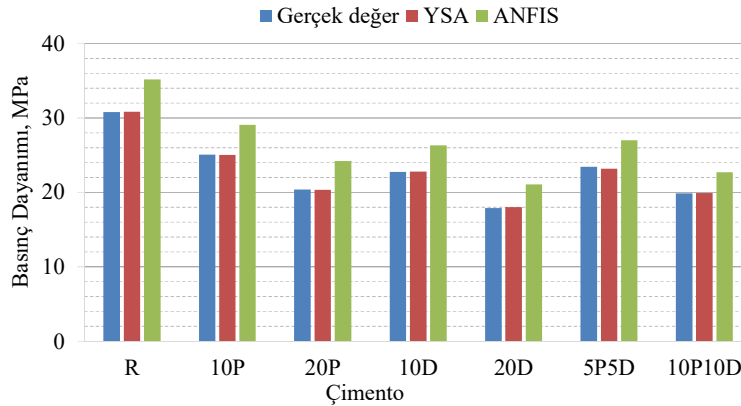


Şekil 12. ANFIS modelinde test sürecindeki verilerin istatistiksel özellikleri.

Eğitim sürecindeki YSA modeline ait R^2 , MAPE ve RMSE sonuçları sırasıyla 0,9995, %0,647930 ve 0,302690 olarak hesaplanırken (Şekil 10), test aşamasında 0,9999, %0,239045 ve 0,115810 olarak hesaplanmıştır (Şekil 11). Test sürecindeki ANFIS modeline ait R^2 , MAPE ve RMSE sonuçları ise sırasıyla 0,9586, %7,445542 ve 2,845660 olarak hesaplanmıştır (Şekil 12).

Her iki modelin test aşamalarındaki istatistiksel analizlerden R^2 'nin en küçük değeri olan 0,9586 ile 1'e çok yakın olan ANFIS modelinde bile tahmin edilen basınç dayanımı değerlerinin kuvvetli bir biçimde doğruyu yansıttığı ifade edilebilir. MAPE değerine göre, yine her iki modeldeki değerlerin %10'un altında olması "yüksek doğruluk" derecesine sahip ya da "çok iyi" olarak sınıflandırılmaktadır. Burada YSA modeliyle %99,76, ANFIS modeliyle %92,55 oranında doğrulukla çimento harçlarının basınç dayanımı sonuçlarını tahmin edebildiği ifade edilebilir. RMSE değeri dikkate alındığında da yine her iki modelin sifıra yakın olması tahmin sonuçlarının gerçek değerlere yakın olduğu göstermektedir. Hem eğitim hem de test sürecindeki istatistiksel endekslerin tümü dikkate alındığında YSA modelinden elde edilen 2., 7., 28. ve 90. hidratasyon günlerindeki basınç dayanımı tahminlerinin, gerçek değerlere çok yakın olduğu ifade edilebilir.

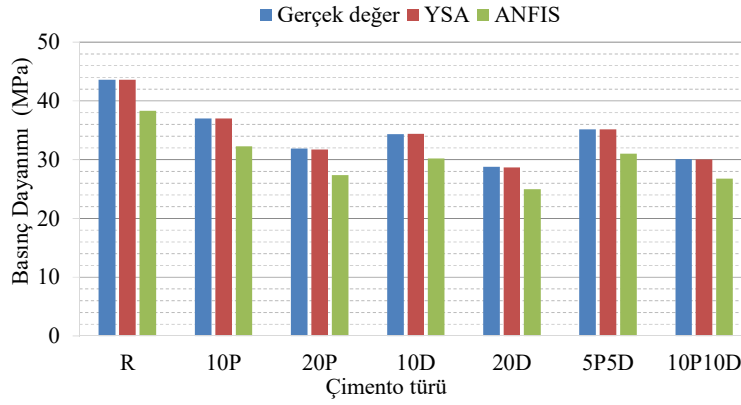
YSA ve ANFIS modellerinden tahmin edilen basınç dayanımları ile gerçek basınç dayanımlarının karşılaştırılması için 2., 7., 28. ve 90. hidratasyon günlerine ait bulgular Şekil 13, 14, 15 ve 16'da sırasıyla verilmiştir.



Şekil 13. 2. hidratasyon günü için basınç dayanımları.

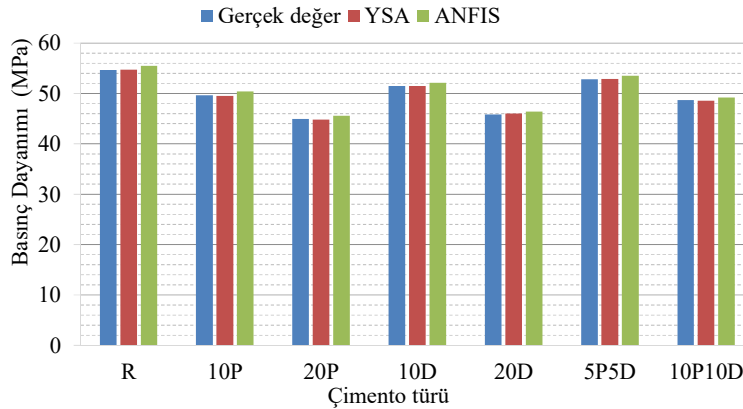
Çimento harçlarının basınç dayanımı deneyleriyle elde edilen 2. hidratasyon gününde en büyük değer 30,8 MPa ile R kodlu çimento harcında elde edilirken, en küçük değer 17,9 MPa ile 20D kodlu çimento harcında elde edilmiştir. YSA ile 2. hidratasyon gününde tahmin edilen basınç dayanımı, referans

çimento harcı ile kıyaslandığında tüm çimentolar içerisinde en fazla değişimin 0,25 MPa fark ve %1,08 hata oranıyla 5P5D kodlu çimento harcında, ANFIS modelinde ise en fazla değişimin -3,80 MPa fark ve %15,70 hata oranıyla 20P kodlu çimento harcında olduğu belirlenmiştir.



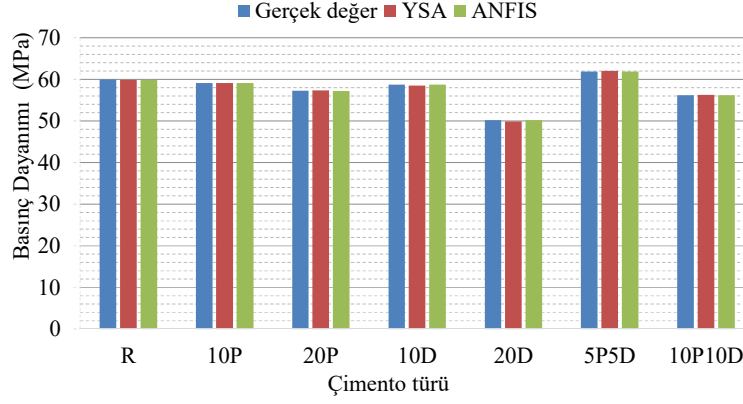
Şekil 14. 7. hidrasyon günü için basınç dayanımları.

7. hidrasyon gününde en büyük değer 43,6 MPa ile R kodlu çimento harcında elde edilirken, en küçük değer 28,8 MPa ile 20D kodlu çimento harcında elde edilmiştir. YSA ile 7. hidrasyon gününde tahmin edilen basınç dayanımı, referans çimento harcı ile kıyaslandığında tüm çimentolar içerisinde en fazla değişimin 0,13 MPa fark ve %0,40 hata oranıyla 20P kodlu çimento harcında, ANFIS modelinde ise en fazla değişimin 4,47 MPa farkla %16,30 hata oranıyla yine 20P kodlu çimento harcında olduğu belirlenmiştir.



Şekil 15. 28. hidrasyon günü için basınç dayanımları.

28. hidrasyon gününde en büyük değer 54,7 MPa ile R kodlu çimento harcında elde edilirken, en küçük değer 44,9 MPa ile 20P kodlu çimento harcında elde edilmiştir. YSA ile 28. hidrasyon gününde tahmin edilen basınç dayanımı referans çimento harcı ile kıyaslandığında tüm çimentolar içerisinde en fazla değişimin -0,21 MPa fark ve %0,46 hata oranıyla 20D kodlu çimento harcında, ANFIS modelinde ise en fazla değişimin -0,77 MPa farkla ve %1,52 hata oranıyla 10P kodlu çimento harcında olduğu belirlenmiştir.



Şekil 16. 90. hidrasyon günü için basınç dayanımları.

90. hidrasyon gününde en büyük değer 61,9 MPa ile 5P5D kodlu çimento harcında elde edilirken, en küçük değer 50,2 MPa ile 20D kodlu çimento harcında elde edilmiştir. YSA ile 90. hidrasyon gününde tahmin edilen basınç dayanımı referans çimento harcı ile kıyaslandığında tüm çimentolar içerisinde en fazla değişimin 0,28 MPa fark ve %0,57 hata oranıyla 20D kodlu çimento harcında, ANFIS modelinde ise en fazla değişimin 0,05 MPa farkla ve %0,09 hata oranıyla 10D kodlu çimento harcında olduğu belirlenmiştir.

Her iki modelden belirlenen sonuçlar tüm hidrasyon günleri için bir bütün olarak değerlendirildiğinde, kabul edilebilir hata oranıyla basınç dayanımı değerlerine ulaşıldığı ifade edilebilir. 2. ve 7. hidrasyon günlerinde ANFIS modeli ile elde edilen en kötü tahmin değerinin bile sırasıyla %84,3 ve %83,7 olduğu, dolayısı ile kabul edilebilir sonuçlar olduğu değerlendirilebilir. Bununla birlikte 28. ve 90. hidrasyon günlerinde ise neredeyse gerçek değerlere ulaştığı görülmektedir. YSA modeli ile elde edilen sonuçlar ise tüm hidrasyon günleri için hemen hemen gerçek değerlere ulaşıldığını göstermektedir. Bu durum istatistiksel verilerle de örtüşmektedir. Bu bağlamda bu iki model içerisinde YSA modelinin, ANFIS modeline göre daha iyi bir tahmin modeli olduğu ifade edilebilir.

VII. SONUÇLAR

Kademeli ileri geri yayımlı YSA ve gauss üyelik fonksiyon tipli ANFIS modelleri ile pomza ve/veya diatomit ile üretilen çimento harçlarının basınç dayanımlarının tahmini için yapılan çalışmadan elde edilen sonuçlara göre;

- Kademeli ileri geri yayımlı YSA ile gerçekleştirilen tahmin modelinde 2., 7., 28. ve 90. hidrasyon günlerinde en kötü tahminin bile sırasıyla %98,92, %99,87, %99,54 ve %99,43 doğrulukla sağlandığı;
- Gauss üyelik fonksiyon tipli ANFIS ile gerçekleştirilen tahmin modelinde 2., 7., 28. ve 90. hidrasyon günlerinde en kötü tahminin bile sırasıyla %84,30, %83,70, %98,48 ve %99,91 doğrulukla sağlandığı;
- Eğitim sürecindeki deneysel sonuçlar ile kademeli ileri geri yayımlı YSA ile gerçekleştirilen tahmin modelinin karşılaştırılmasında R^2 , MAPE ve RMS sonuçlarının sırasıyla 0,9995, %0,647930 ve 0,30269 olarak belirlendiği ve “yüksek doğruluk” derecesine sahip ya da “çok iyi” olarak sınıflandırıldığı;
- Test sürecindeki deneysel sonuçlar ile kademeli ileri geri yayımlı YSA ile gerçekleştirilen tahmin modelinin karşılaştırılmasında R^2 , MAPE ve RMS sonuçlarının sırasıyla 0,9999, %0,239045 ve 0,11581 olarak belirlendiği ve bu sonuçların kuvvetli bir biçimde doğruyu yansıttığı;

- Test sürecindeki deneysel sonuçlar ile gauss üyelik fonksiyon tipli ANFIS modeli ile elde edilen sonuçlarının kıyaslanmasında R^2 , MAPE ve RMS sonuçlarının sırasıyla 0,9586, %7,445542 ve 2,845660 olarak belirlendiği ve bu sonuçların oldukça iyi olduğu söylenebilir.

Bu veriler ışığında geliştirilen bu modellerin her ikisinin de faydalı ve güçlü modeller olduğu; ancak hidrasyon günlerinin tümü birlikte değerlendirildiğinde kademeli ileri geri yayımlı YSA ile gerçekleştirilen tahmin modelinden daha iyi sonuçlar elde edildiği, dolayısıyla bu model ile güvenilir basınç dayanımı tahminlerinin elde edilebildiği düşünülmektedir.

TEŞEKKÜR: Yazarlar, bu modelde kullanılmak üzere doktora çalışmasına ait olan deneysel verilerini paylaştan Sayın Yılmaz Koçak ve İbrahim Pınarcıya teşekkür ederler.

VIII. KAYNAKLAR

- [1] M. Sarıdemir, “Prediction of compressive strength of concretes containing metakaolin and silica fume by artificial neural networks,” *Advances in Engineering Software*, vol. 40, no. 5, pp. 350-355, 2009.
- [2] E. Adesanya, A. Aladejare, A. Adediran, A. Lawal, and M. Illikainen, “Predicting shrinkage of alkali-activated blast furnace-fly ash mortars using artificial neural network (ANN),” *Cement and Concrete Composites*, vol. 124, no. 104265, 2021.
- [3] P. B. Sakthivel, A. Ravichandran, and N. Alagumurthi, “Modelling and prediction of flexural strength of hybrid mesh and fiber reinforced cement-based composites using Artificial Neural Network (YSA),” *International Journal of Geomate*, vol. 10, no. 19, pp. 1623-1635, 2016.
- [4] D. J. Armaghani, and Asteris, P. G. “A comparative study of YSA and ANFIS models for the prediction of cement-based mortar materials compressive strength,” *Neural Computing and Applications*, vol. 33, no. 9, pp. 4501-4532, 2021.
- [5] G. Ozcan, Y. Kocak, and E. Gulbandilar, “Compressive strength estimation of concrete containing zeolite and diatomite: an expert system implementation,” *Computers and Concrete*, vol. 21, no. 1, pp. 21-30, 2018.
- [6] E. M. Golafshani, A. Behnood, and M. Arashpour, “Predicting the compressive strength of normal and High-Performance Concretes using ANN and ANFIS hybridized with Grey Wolf Optimizer,” *Construction and Building Materials*, vol. 232, no. 117266, 2020.
- [7] M. J. Moradi, M. Khaleghi, J. Salimi, V. Farhangi, and A. M. Ramezani-pour, “Predicting the compressive strength of concrete containing metakaolin with different properties using ANN,” *Measurement*, vol. 183, no. 109790, 2021.
- [8] M. Ahmad, K. Rashid, Z. Tariq, and M. Ju, “Utilization of a novel artificial intelligence technique (ANFIS) to predict the compressive strength of fly ash-based geopolymer,” *Construction and Building Materials*, vol. 301, no. 124251, 2021.
- [9] M. I. Waris, V. Plevris, J. Mir, N. Chairman, and A. Ahmad, “An alternative approach for measuring the mechanical properties of hybrid concrete through image processing and machine learning,” *Construction and Building Materials*, vol. 328, no. 126899, 2022.
- [10] Z. Pei, and Y. Wei, “Prediction of the bond strength of FRP-to-concrete under direct tension by ACO-based ANFIS approach,” *Composite Structures*, vol. 282, no. 115070, 2022.

- [11] U. K. Sevim, H. H. Bilgic, O. F. Cansiz, M. Ozturk, and C. D. Atis, "Compressive strength prediction models for cementitious composites with fly ash using machine learning techniques," *Construction and Building Materials*, vol. 271, no. 121584, 2021.
- [12] T. Bhavani Chowdary, and V. Ranga Rao, "Design and Analysis of Lightweight Alkali-Activated Slag and Fly Ash Geopolymer Mortars using ANFIS-SSO," *Iranian Journal of Science and Technology, Transactions of Civil Engineering*, pp. 1-14, 2021.
- [13] Çimento- Bölüm 1: Genel Çimentolar Bileşim, Özellikler ve Uygunluk Kriterleri, Türk Standartlar Enstitüsü TS EN 197-1, 2012.
- [14] Çimento deney metotları - Bölüm 1: Dayanım tayini, Türk Standartlar Enstitüsü TS EN 196-1, 2016.
- [15] I. Mansouri, and O. Kisi, "Prediction of debonding strength for masonry elements retrofitted with FRP composites using neuro fuzzy and neural network approaches," *Composites Part B: Engineering*, vol. 70, pp. 247-255, 2015.
- [16] M. H. Atasoy, "Beton basınç problemlerinin çözümlerinde SPSS ve YSA kullanılması," Yüksek Lisans Tezi, Matematik, Gaziantep Üniversitesi, Gaziantep, Türkiye, 2015.
- [17] F. Bayır, "Yapay sinir ağları ve tahmin modellemesi üzerine bir uygulama," Yüksek Lisans Tezi, İşletme, İstanbul Üniversitesi, İstanbul, Türkiye, 2006.
- [18] K. K. Çevik, and E. Dandıl, "Yapay sinir ağları için net platformunda görsel bir eğitim yazılımının geliştirilmesi," *Bilişim Teknolojileri Dergisi*, c. 5, s. 1, ss. 19-28. (2012).
- [19] E. Gulbandilar, and Y. Kocak, "Application of expert systems in prediction of flexural strength of cement mortars," *Computers and Concrete*, vol. 18, no. 1, pp. 1-16, 2016.
- [20] S.B. Özen, "Kaski atık su arıtma verilerinin yapay sinir ağları ve bulanık mantık yöntemleri ile tahmin edilmesi," Yüksek Lisans Tezi, İnşaat Mühendisliği, Erciyes Üniversitesi, Kayseri, Türkiye, 2018.
- [21] A. Shohda, M. A. Ali, G. Ren, J. G. Kim, and M. A. E. H. Mohamed, "Application of Cascade Forward Backpropagation Neural Networks for Selecting Mining Methods," *Sustainability*, vol. 14, no. 635, 1-14, 2022.
- [22] D. S. Badde, A. K. Gupta, and V. K. Patki, "Cascade and feed forward back propagation artificial neural network models for prediction of compressive strength of ready mix concrete," *IOSR Journal of Mechanical and Civil Engineering*, vol. 3, no. 1, pp. 1-6, 2013.
- [23] R. Temel, "Uçak Kara Kutusundan Alınan Veriler Kullanılarak Hücum Açısı Ve Mach Sayısının YSA ve ANFIS ile Tahmini," Yüksek Lisans Tezi, Sivil Havacılık, Erciyes Üniversitesi, Kayseri, Türkiye, 2017.
- [24] K. A. Aali, M. Parsinejad, and B. Rahmani, "Estimation of Saturation Percentage of Soil Using Multiple Regression, YSA, and ANFIS Techniques," *Computer and Information Science*, vol. 2, no. 3, pp. 127-136, 2009.
- [25] J. S. Jang, "Input selection for ANFIS learning," *In Proceedings of IEEE 5th International Fuzzy Systems*, vol. 2, pp. 1493-1499, New Orleans, LA, USA, 1996.

[26] R. Acar, “Akarsulardaki Sediment Tařınımının Yapay Zekâ Uygulamaları Kullanılarak Tespiti,” Yüksek Lisans Tezi, İnřaat Mühendisliđi, Süleyman Demirel Üniversitesi, Isparta, Türkiye, 2019.