

**(Araştırma Makalesi)****C16/20, C20/25 ve C25/30 Beton Sınıflarının Basınç Dayanımlarının ANFIS ve YSA ile Tahmini****Fatma KARS<sup>\*1</sup>, Gıyasettin ÖZCAN<sup>2</sup>, Eyyüp GÜLBANDILAR<sup>3</sup>, Yılmaz KOÇAK<sup>4</sup>**<sup>1</sup>Düzce Üniversitesi, Lisansüstü Eğitim Enstitüsü, İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı, 81600, Düzce,ORCID No: <http://orcid.org/0000-0001-8240-6677><sup>2</sup>Uludağ Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, 16059, Bursa,ORCID No: <http://orcid.org/0000-0002-1166-5919><sup>3</sup>Eskişehir Osmangazi Üniversitesi, Mühendislik Mimarlık Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, 26040,Eskişehir, ORCID No: <http://orcid.org/0000-0001-5559-5281><sup>4</sup>Düzce Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, İnşaat Mühendisliği Bölümü, 81600, Düzce,ORCID No: <http://orcid.org/0000-0002-5281-5450>**Anahtar Kelimeler:**Beton,  
Basınç dayanımı,  
ANFIS,  
YSA

**Özet:** Betonun basınç dayanımını tahmin etmek için farklı regresyon yöntemleri, sayısal simülasyon ve yapay zeka tabanlı teknikler gibi farklı yöntemler kullanılmaktadır. Ancak, değişkenler arasındaki karmaşık ve doğrusal olmayan korelasyon, basınç dayanımının doğru olarak tahmin edilmesini oldukça zorlaştırmaktadır. Bu nedenle yapılan her çalışmanın literatüre katkı sağladığı ve beton basınç dayanımlarının tahmininde önemli rol oynadığı düşünülmektedir. Bu amaçla yapılan çalışmada, C16/20, C20/25 ve C25/30 beton sınıflarına ait tasarım parametreleri giriş olarak kullanılarak bir ANFIS ve bir YSA modeliyle bu betonların basınç dayanımları tahmin edilmeye çalışılmıştır. Modeller oluşturulurken ANFIS için Gauss, YSA için ileri beslemeli geri yayımlı bir sinir ağı modeli tercih edilmiştir. Çalışmada her bir beton sınıfı için 20 ayrı beton dökümünden elde edilen 80 basınç dayanımı sonucu olmak üzere toplam 240 veri kullanılmıştır. Bu verilerin %70'i eğitim için kullanılırken, %30'u test için ayrılmıştır. Modelden tahmin edilen sonuçların güvenilirliği gösterebilmek için R<sup>2</sup>, MAPE ve RMSE istatistiksel yöntemlerinden yararlanılmıştır. Elde edilen sonuçlara göre, YSA ile C16/20, C20/25 ve C25/30 beton sınıflarının basınç dayanımlarının 7 gün için sırasıyla -%0.70, %1.25 ve %0.17 oranında hatayla; 28 gün için sırasıyla %0.99, %0.03 ve -%0.69 oranında hatayla tahmin edilebildiği belirlenmiştir. ANFIS ile C16/20, C20/25 ve C25/30 beton sınıflarının basınç dayanımlarının 7 gün için sırasıyla %0.11, %0.56 ve %0.58 oranında hatayla; 28 gün için sırasıyla %0.80, %0.36 ve %0.70 oranında hatayla tahmin edilebildiği belirlenmiştir. Sonuç olarak deneylerden elde edilen sonuçlar ile tahmin sonuçları arasında iyi bir uyum olduğu ve ANFIS ve YSA ile oluşturulan modellerle “çok iyi” veya “yüksek doğruluk derecesinde” tahmin yapılabileceği kanaatine varılmıştır.

**(Research Article)****Prediction of Compressive Strength of C16/20, C20/25 and C25/30 Concrete Classes by ANFIS and ANN****Keywords:**Concrete,  
Compressive strength,  
ANFIS,  
YSA

**Abstract:** Different methods such as different regression methods, numerical simulation and artificial intelligence-based techniques are used to predict the compressive strength of concrete. However, the complex and non-linear correlation between the variables makes it very difficult to predict the compressive strength accurately. Therefore, it is thought that each study contributes to the literature and plays an important role in the prediction of concrete compressive strengths. In this study, the design parameters of concrete classes C16/20, C20/25 and C25/30 were used as input and the compressive

strengths of these concretes were predicted with an ANFIS and an ANN model. Gaussian model for ANFIS and a feed-forward back-propagation neural network model for ANN were preferred. A total of 240 data, including 80 compressive strength results obtained from 20 separate concrete castings for each concrete class, were used in the study. While 70% of this data is used for training, 30% is reserved for testing. In order to demonstrate the reliability of the results estimated from the model,  $R^2$ , MAPE and RMSE statistical methods were utilized. According to the results obtained, it was determined that the compressive strengths of concrete classes C16/20, C20/25 and C25/30 could be predicted by ANN with errors of -0.70%, 1.25% and 0.17% for 7 days and 0.99%, 0.03% and -0.69% for 28 days, respectively. It was determined that the compressive strengths of concrete classes C16/20, C20/25 and C25/30 could be predicted by ANFIS with errors of 0.11%, 0.56% and 0.58% for 7 days and 0.80%, 0.36% and 0.70% for 28 days, respectively. As a result, it is concluded that there is a good agreement between the results obtained from the experiments and the prediction results and that 'very good' or 'high accuracy' prediction can be made with the models built with ANFIS and ANN.

## 1. GİRİŞ

Beton, uygun oranda çimento, ince agrega, iri agrega, su ile gerektiğinde kimyasal ve/veya mineral katkı malzemelerinin homojen karışımlarından oluşan kompozit bir malzemedir [1, 2]. Beton, ilk kez kullanıldığı Romalılar döneminden bu yana inşaat alanının temel bir parçası olmuş ve ucuz maliyeti, tasarımdaki çok yönlülük ve ağır yüklere dayanma yeteneği sayesinde en yaygın kullanılan inşaat malzemelerinden biri haline gelmiştir [3]. Binaların yapımında ve diğer altyapı projelerinde yoğun olarak kullanılan beton için 2050 yılına gelindiğinde yaklaşık 7.5 milyar m<sup>3</sup>e (yaklaşık 18 milyar ton) ihtiyaç olacağı beklenmektedir [4]. Dolayısı ile bu ihtiyaca cevap verecek kaliteli beton üretimi için de hazır beton santrallerine ihtiyaç duyulmaktadır. Bilgisayar yardımı ile uygun oranlardaki malzemelerin, beton santralinde ve/veya mikserde karıştırılarak üretimi yapılan ve kullanıcıya "taze beton" şeklinde ulaştırılan betona "Hazır Beton" ismi verilmektedir [5]. Önemli bir yeşil ve temiz yapı malzemesi olan "Hazır Beton"; inşaat sahalarındaki toz ve gürültü kirliliğini etkili bir şekilde azaltabilmekte ve inşaat kalitesi ile verimliliğini artırmaya yardımcı olabilecek bir dizi süreçten geçmektedir. Bu süreçler, standartlara uygun her bir bileşen malzemenin gerekli miktarının doğru bir şekilde otomatik olarak tartılması ve bunların bir transmikserde karıştırılarak taşınması ve pompalanarak yerine yerleştirilmesi şeklinde sıralanabilmektedir [6, 7]. Bu sayede elde edilen kalitesi yüksek betonların ortalama basınç dayanımları yüksek, standart sapma ve değişkenlik katsayısı düşük olmaktadır [8].

Betonun sınıflandırılması ve tanımlanması için kullanılan beton basınç dayanımı, betondan inşa edilen yapıların güvenliği ile doğrudan ilgili ve betonun temel mekanik özelliklerinden biri olup, ülkeler arasında farklılık gösteren ilgili standartlara uygun olmalıdır. Betonun basınç dayanımını belirlemek için kübik veya silindirik bir numune, gerekli kürlenme süresinden sonra tipik olarak bir basınç test makinesi kullanılarak test edilir [9]. Bu test sonucunda betonun kalitesini belirlemek amacıyla ifade edilen betonun karakteristik basınç dayanımı, gerek ulusal gerekse uluslararası standartlara göre silindirik veya

küp numunelerin 28 günlük basınç dayanımı olarak kabul edilir [10]. Bu testler emek yoğun ve zaman alıcıdır. Bu sorunu çözmek ve betonun basınç dayanımını tahmin etmek için farklı yapay zeka tabanlı modeller, regresyon yöntemleri ve sayısal simülasyon gibi yöntemler kullanılmaktadır. Ancak ilgili değişkenler arasındaki karmaşık doğrusal olmayan korelasyon, basınç dayanımının doğru değerlerinin elde edilmesini oldukça zorlaştırmaktadır. Bu nedenle yapılan her çalışma literatüre katkı sağlamak ve beton basınç dayanımlarının tahmininde önemli rol oynamaktadır.

Günümüzde betonun basınç dayanımının tahmininde uyarlamalı ağ tabanlı bulanık çıkarım sistemi (ANFIS) ve yapay sinir ağları (YSA), çeşitli araştırmacılar tarafından yoğun olarak kullanılmaktadır. Bu çalışmalardan birinde Sarıdemir (2009), YSA-I ve YSA-II olmak üzere iki farklı çok katmanlı yapay sinir ağı mimarisi ile beton basınç dayanımını tahmin etmek için metakaolin ve silis dumanı katkılı 33 farklı beton karışımına ait 195 beton numunesinden faydalanmıştır. Modelleri eğitmek için giriş değişkenleri olarak çimento, silis dumanı, metakaolin, kum, agrega, su, süper akışkanlaştırıcı ve numune yaşını kullanmıştır. Çıkış olarak ise basınç dayanımı (MPa) değerlerini belirlemeye çalışmıştır. Elde edilen sonuçların güvenilirliği için belirleme katsayısı ( $R^2$ ), Ortalama Mutlak Yüzde Hata (MAPE) ve hata kareleri ortalamasının karekökü (RMSE) istatistiksel verilerinden yararlanılmış ve test aşamasında bu değerleri YSA-I ve YSA-II modelleri için sırasıyla 0.9985-0.9986, %4.1883-3.5979 ve 3.1019-2.9618 olarak elde etmiştir. Modellerden elde ettiği bu sonuçlar, silis dumanı ve metakaolin katkılı betonların basınç dayanım değerlerini tahmin etmek için YSA'nın güçlü bir potansiyele sahip olduğunu göstermiştir [11]. Bir diğer çalışmada Maqsoom vd. (2021), değişken döküm sıcaklıkları, tasarım faktörleri ve kür koşullarının beton özelliklerine etkileri araştırılmıştır. Bu amaçla su/çimento oranı, yerinde beton sıcaklığı ve betonun kür yöntemleri değiştirilerek ultrases geçiş hızına (PV), basınç dayanımına (fc), beton su emme derinliğine (WP) ve yarımadı çekme dayanımına (ft) etkileri incelenmiştir. Ayrıca bu çalışmada betonun özelliklerini tahmin etmek için ikinci dereceden regresyon ve yapay sinir ağı (YSA) modelleri kullanılmıştır. Sonuçlar, yerinde beton sıcaklığı, kür süresi ve nemli kürlenmenin fc, ft ve PV'yi güçlü bir şekilde etkilediğini,

WP'nin ise yerinde beton sıcaklığı ve nemli kürlenmeden olumsuz etkilendiğini göstermiştir. Ayrıca elde edilen sonuçlara göre YSA modelinin, ikinci dereceden regresyon modeline göre daha iyi sonuçlar verdiğini belirtmişlerdir. Bunun yanı sıra araştırmacılar bireysel YSA modellerinden daha yüksek doğruluk sergileyen  $f_c$ ,  $f_t$  ve  $PV$ 'den oluşan birleşik bir YSA modeli de geliştirmişlerdir. Birleşik YSA modelinden  $f_c$ ,  $f_t$  ve  $PV$  için 0.96, 0.95 ve 0.97'lik  $R^2$  değerlerini elde etmiş ve bu değerlerin yayınlanmış diğer çalışmalarından daha üstün olduğunu belirtmişlerdir. Sonuç olarak geliştirilen bu modelin, dayanıklı ve uzun ömürlü beton üretmek için şantiye mühendislerinin sıcak iklimlerde beton dökerken uygun beton parametrelerini seçmelerine yardımcı olabileceğini belirtmişlerdir [12]. Bir başka çalışmada Ozcan vd. (2018), ANFIS ve YSA ile beton basınç dayanımını tahmin etmek için zeolit ve diatomit katkılı 7 farklı karışıma sahip 63 beton numunesinden yararlanmıştır. Modelleri eğitmek için giriş değişkenleri olarak çimento, zeolit, diatomit, agrega, su, süper akışkanlaştırıcı ve numune yaşını esas almışlardır. Çıkış değeri olarak basınç dayanımı (MPa) değerlerini kullanmışlardır. Sonuçların güvenilirliği için  $R^2$ , MAPE ve RMSE istatistiksel verilerini hesaplamışlar ve test aşamasında bu değerleri ANFIS ve YSA modelleri için sırasıyla 0.9879-0.9976, 0.0106-0.0042 ve 0.7827-0.3521 olarak belirlemişlerdir. Modellerden elde ettiği bu istatistiksel verilere göre, zeolit ve diatomit katkılı betonların basınç dayanım değerlerini tahmin etmek için YSA'nın ANFIS'e göre nispeten daha güçlü bir potansiyele sahip olduğunu göstermiştir [13]. Chithra vd. (2016) yaptıkları bir diğer çalışmada, çoklu regresyon analizi (MRA) ve YSA ile üçer model oluşturmuşlar ve bu modellerle sırasıyla kısmi çimento (%0, %0,5, %1, %1,5, %2, %2,5 ve %3) ve ince agrega (%0, %10, %20, %30, %40 ve %50) ikamesi olarak nano silika ve bakır cürufu içeren Yüksek Performanslı Betonların basınç dayanımını tahmin etmek için bu malzemelerle 264 adet beton numunesi üretmişlerdir. Modelleri eğitmek için giriş değişkenleri olarak çimento, nano silika, ince agrega, bakır cürufu, süper akışkanlaştırıcı ve numune yaşını esas almışlardır. İri agrega içeriği ve su içeriği tüm beton karışımları için sabit olduğundan giriş değişkenleri içerisinde yer vermemişlerdir. Çıkış değeri olarak ise basınç dayanımı (MPa) esas alınmıştır. Sonuçların güvenilirliği için  $R^2$ , MAPE, RMSE ve Durbin-Watson istatistiksel verilerinden faydalanmışlardır. MRA-1, MRA-2 ve MRA-3 sinir ağı modellerinin  $R^2$  değerleri 0.6374, 0.6686 ve 0.6717; RMSE değerleri 10.967, 10.659 ve 10.710; MAPE değerleri 8.442, 6.715 ve 7.406; Durbin-Watson istatistiği 0.12, 0.25 ve 0.22 olarak hesaplanmıştır. YSA-1, YSA-2 ve YSA-3 sinir ağı modellerinin  $R^2$  değerleri 0.994, 0.9974 ve 0.9950; RMSE değerleri 2.1412, 1.2315 ve 1.0361; MAPE değerleri 0.551, 0.420 ve 0.361; Durbin-Watson istatistiği 1.5030, 1.1670 ve 1.5799 olarak elde edilmiştir. Tüm sinir ağı modellerinin istatistiksel veriler açısından olumlu olduğu ve gerçek ve tahmin edilen değerler arasındaki farkın çok az olduğunu ifade etmişlerdir. Sonuç olarak MRA ile yapılan modellemelere kıyasla YSA ile oluşturulan modellerden elde edilen sonuçların daha iyi olduğunu belirtmişlerdir [14]. Golafshani vd. (2020) tarafından yapılan çalışmada ise Normal Beton (NC) ve Yüksek

Performanslı Betonun (HPC) basınç dayanımlarını tahmin etmek için altı YSA ve üç ANFIS modeli geliştirilmiştir. YSA1, YSA2 ve YSA3 olarak adlandırılan üç YSA modelleri sırasıyla Momentum ve Uyarlanabilir Öğrenme Oranı ile Gradyan İnişi (GDMALR), Eşlenik Gradyan Fletcher-Reeves (CGFR), Levenberg-Marquardt (LM) algoritmaları kullanılarak oluşturulmuştur. Ayrıca, YSA4, YSA5 ve YSA6 modelleri önce Gri Kurt Optimizer (GWO) algoritması kullanılarak eğitilmiş ve ardından optimum ağırlıkları ve Bias'ları sırasıyla LM, GDMALR ve CGFR eğitim algoritmalarıyla elde edilmiştir. ANFIS modelleri açısından, ANFIS1 başlangıç versiyon algoritması kullanılarak geliştirilirken, ANFIS2 GWO algoritması kullanılarak geliştirilmiştir. ANFIS3, eğitim sürecinde GWO ve ardından hibrit klasik optimizasyon (GDLSE) algoritması ile geliştirilmiştir. Çalışmada elde edilen sonuçlar  $R^2$ , RMSE ve MAE gibi istatistiksel verilerle kıyaslanmıştır. Sonuç olarak yazarlar, tüm algoritmaların NC ve HPC'nin basınç dayanımlarının tahmin modelleri geliştirmek amacıyla başarıyla kullanılabileceğini belirtmişlerdir. Ayrıca çalışmada, en iyi  $R^2$ , RMSE ve MAE değerlerinin sırasıyla 0.9822, 3.5721 ve 2.7211 ile YSA4 modelinden elde edildiği ve geliştirilen diğer modellerden daha iyi performans gösterdiği belirlenmiştir.

Yapılan çalışmalardan da anlaşılacağı üzere, betonun farklı özelliklerini tahmin etmek için ANFIS ve YSA ile oluşturulan tahmin modellerinin yoğun olarak kullanıldığı görülmektedir. Bu çalışmada, beton tasarımında geleneksel deneysel yöntemlerden farklı olarak betonun basınç dayanımını karışım oranlarıyla tahmin etmek için üç farklı beton sınıfına (C 16/20, C 20/25, C 25/30) ve iki farklı hidratasyon gününe (7 gün, 28 gün) ait basınç dayanımını tahmin eden bir ANFIS ve bir YSA modeli kullanılmıştır. ANFIS ve YSA ile oluşturulan modellerin eğitim ve testlerinde 7 farklı girdi (çimento, su, hiper akışkanlaştırıcı katkı, 0-4 mm aralığında ince agrega, 4-11,2 mm aralığında iri agrega, 11,2-22,4 mm aralığında iri agrega, hidratasyon günü) ve 1 çıktı (Basınç dayanımı) sonuçlarından yararlanılmıştır. Daha sonra ANFIS ve YSA tahminleri ile deneysel olarak belirlenen basınç dayanımı sonuçları,  $R^2$ , MAPE ve RMSE istatistiksel yöntemleri ile karşılaştırılmış ve elde edilen tahmin sonuçları ilgili bölümlerde tartışılmıştır.

## 2. MALZEME VE YÖNTEM

### 2.1. Malzeme

Bağlayıcı malzeme olarak Kayseri ilinde faaliyet gösteren Ferpa Çimento A.Ş. tarafından üretilen TS EN 197-1 standardı esas alınarak üretilen TS EN 197-1 standardı esas alınarak üretilen CEM II/A-M (P-L) 42.5 R tip çimento kullanılmıştır [16]. PC'nin ilgili standartlara [17-20] göre belirlenen kimyasal, fiziksel ve mekanik özellikleri Tablo 1'de verilmektedir. Betonların hazırlanmasında kullanılan su, Kayseri iline ait şehir şebeke suyudur ve TS EN 1008'e uygundur [21]. Çalışmada 0-4 mm aralığında ince agrega, 4-11.2 mm ve 11.2-22.4 mm aralığında iri agrega kullanılmış olup, agregalar ile ilgili fiziksel özelliklerin belirlenmesi için testler TS EN 1097-6 gereklerine uygun olarak yapılmıştır.

ve Tablo 2’de bu özellikler verilmiştir [22]. Kimyasal katkı olarak katı madde içeriği 16.20, yoğunluğu 1.050, alkali miktarı %0.6, pH değeri 4.2 olan Conslumper 5170 S türü hiper akışkanlaştırıcı (HA) beton katkı malzemesi kullanılmıştır.

**Tablo 1.** PÇ’ nin kimyasal, fiziksel ve mekanik özellikleri

Malzeme	PÇ		
	Analiz sonucu	Analiz yöntemi	Gereklilikler (TS EN 197-1)
Kimyasal özellikler, %			
SO <sub>3</sub>	3.48	TS EN 196-2 [17]	Maks 4.0
Na <sub>2</sub> O	0.23	TS EN 196-2 [17]	-
K <sub>2</sub> O	0.32	TS EN 196-2 [17]	-
Toplam Alkali (Na <sub>2</sub> O Eşd.)	0.44	TS EN 196-2 [17]	-
Cl <sup>-</sup>	0.0110	TS EN 196-2 [17]	Maks 0.10
Fiziksel ve mekanik özellikler			
Özgül ağırlık	3.10	TS EN 196-6 [18]	-
Özgül yüzey (Blaine), cm <sup>2</sup> /g	3471	TS EN 196-6 [18]	-
Genleşme, mm	1.3	TS EN 196-3 [19]	Maks. 10
Priz başlangıcı, dakika	146	TS EN 196-3 [19]	Min. 60
2 günlük dayanım, MPa	28.2	TS EN 196-1 [20]	Min. 20
28 günlük dayanım, MPa	51.9	TS EN 196-1 [20]	Min. 42.5 - Maks. 62.5

**Tablo 2.** Kullanılan agreganın fiziksel özellikleri

Fiziksel özellikler	Agrega sınıfı (mm)		
	0-4	4-11.2	11.2-22.4
Görünür tane yoğunluğu-q <sub>a</sub> (Mg/m <sup>3</sup> )	2.67	2.77	2.73
Etvüde kurutulmuş esasta tane yoğunluğu-q <sub>rd</sub> (Mg/m <sup>3</sup> )	2.62	2.75	2.70
Doygun ve yüzeyi kurutulmuş esasta tane yoğunluğu- q <sub>ssd</sub> (Mg/m <sup>3</sup> )	2.64	2.76	2.71
Gevşek yığın yoğunluğu (Mg/m <sup>3</sup> )	1.70	1.375	1.349
Su emme (%)	0.70	0.38	0.32

## 2.2. Yöntem

Çalışmada kullanılan C16/20, C20/25 ve C25/30 sınıflarına ait beton numuneleri, 2022-2024 yılları arasında Kayseri ilinde faaliyet gösteren bir beton santralinde üretilmiştir. Her bir beton sınıfı için 20 ayrı beton dökümü sonucu elde edilmiştir. Beton örnekleri, üretilen hazır betonların dökümü sırasında 15 cm’lik küp numuneler şeklinde ilgili standartlara göre alınmıştır. Alınan numuneler, kalıplarda 24 saat bekletildikten sonra Jeotest marka kür havuzunda 23±2 °C su içerisinde 7. ve 28. günlere kadar bekletilmiştir. Bu sürelerde kür havuzundan alınan numuneler TS EN 12390-3’e göre U-Test marka beton test presi kullanılarak basınç dayanım testine tabi tutulmuştur [23]. Bu beton sınıflarına ait karışım tasarımları Tablo 3’te verilmiştir.

**Tablo 3.** Beton sınıflarına ait karışım tasarımları

Beton grubu	PÇ, kg/m <sup>3</sup>	Su, kg/m <sup>3</sup>	HA, kg/m <sup>3</sup>	Agrega (0-4 mm), kg/m <sup>3</sup>	Agrega (4-11.2 mm), kg/m <sup>3</sup>	Agrega (11.2-22.4 mm), kg/m <sup>3</sup>
C16/20	240	150	3.12	1050	250	650
C20/25	260	140	3.38	1020	240	670
C25/30	280	140	3.64	1000	240	680

## 3. YAPAY SİNİR AĞLARI VE UYARLAMALI AĞ TABANLI BULANIK ÇIKARIM SİSTEMİ

Yapay sinir ağları (YSA), insan beyninin işleyişine benzeyen ve birbirine bağlı bilgi işlem öğeleri aracılığıyla eğitim kalıplarından veya verilerden öğrenme, hatırlama ile standartlaştırma yeteneğini gösteren ve yaygın olarak kullanılan istatistiksel yöntemlerden biridir [24]. YSA modelinin temelini giriş katmanı, gizli katman ve çıkış katmanı olarak adlandırılan katmanlar oluşturmaktadır. Her YSA modelinde en az bir giriş, gizli ve çıkış katmanı bulunmaktadır. Gizli katman birden fazla olabilmekte ve çok karmaşık problemlerde birden fazla gizli katmanın kullanılması faydalı olabilmektedir [25]. Girdi katmanı, girdi değişkenlerini temsil eden bir dizi girdi düğümü içermektedir. Gizli ve çıktı katmanları sırasıyla hesaplama düğümlerini ve çıktı değişkeni düğümünü içermektedir [26]. YSA, geçmiş veya önceden ölçülmüş verilerden öğrenmekte, bilinmeyen verileri geleneksel istatistiksel yöntemlerden daha iyi yakalamakta ve bu etkileşimlerin doğası hakkında önceden hiçbir fikre sahip olmadan yeni sorunları çözebilmektedir [24].

Uyarlamalı ağ tabanlı bulanık çıkarım sistemi (ANFIS), 90’lı yılların başında geliştirilen Takagi-Sugeno bulanık sistemine dayalı bir sinir ağıdır [27]. ANFIS, YSA ve bulanık çıkarım sistemi (FIS) olmak üzere iki ayrı hesaplama tekniğini birleştirmektedir. ANFIS, YSA’lara verilerden öğrenme ve bulanık kurallar aracılığıyla giriş ve çıkış verileri arasındaki ilişkiyi geliştirme ve kullanma yeteneği sağlamaktadır. Bu hibrit teknikte ilk olarak veri kümesinin giriş ve çıkışları, bulanık kurallar kullanılarak başlangıçtaki bulanık modelin girişini türetmek için algoritmaya tanıtılmaktadır. Daha sonra, YSA, sağlanan veriler için nihai ANFIS modelini geliştirmek üzere türetilen bulanık modeli iyileştirmek için kullanılmaktadır [28]. ANFIS modelinin mimarisi beş katmandan oluşmaktadır. İlk katmanda nöronlar, uyarlanabilir düğümler olarak kabul edilmekte ve öncül parametreleri içermektedir. İkinci katmanda çıkış düğümü, gelen sinyallere göre oluşturulmaktadır. Üçüncü katmanda her nöron, N olarak etiketlenmekte ve çıktı, i’inci kuralın ateşleme gücünün tüm kuralların ateşleme gücünün toplamına oranına göre elde edilmektedir. Dördüncü katmanda nöronlar, aslında sonuç parametrelerini içeren adaptif nöronlardır. Beşinci katman, tüm girdileri toplayan tek bir nöron içermekte ve birleştirme katmanı olarak ifade edilmektedir [29, 30]. YSA ve ANFIS ile

ilgili detaylı bilgi, farklı kaynaklarda ayrıntısı ile yer almaktadır [31-36].

#### 4. ANFIS VE YSA TASARIMI VE MODEL PARAMETRELERİ

Bu modellerin eğitimi ve testinde kullanılan beton sınıfları 2022-2024 yılları arasında Kayseri ilinde dökülen betonlara aittir. Bu beton sınıfları C 16/20 (koruma betonu), C 20/25 (saha betonu) ve C 25/30 (kolon, kiriş tabliye, merdiven betonları) olmak üzere üç sınıftan oluşmaktadır. Bu beton sınıflarına ait numunelerin basınç dayanımlarını modellemek için farklı modeller yapıldıktan sonra bir ANFIS ve bir YSA modeli geliştirilmiştir. Geliştirilen bu modellerdeki betonların hidratasyon yaşı (gün), çimento, su, HA katkı, 0-4 mm aralığında ince agrega, 4-11,2 mm aralığında iri agrega ve 11,2-22,4 mm aralığında iri agrega olmak üzere yedi parametre ANFIS ve YSA modellerinin girdilerini oluştururken, basınç dayanımları ise çıktıları oluşturmuştur. Bir m<sup>3</sup> beton için ANFIS ve YSA modellerinde kullanılan giriş ve çıkış değişkenlerinin minimum ve maksimum değerleri Tablo 4'te verilmektedir. Hem ANFIS hem de YSA modelleri dört parametre kullanılarak oluşturulmuştur. Bu parametrelerden en iyi sonuçları veren aşağıda ayrıntılı olarak bahsedilen birer model değerlendirmeler için tercih edilmiştir.

**Tablo 4.** ANFIS ve YSA modellerinde kullanılan giriş ve çıkış değerleri (1 m<sup>3</sup> beton için)

		Eğitim ve test verileri	
		Min.	Maks.
Giriş verileri	Gün	7	28
	Çimento, kg/m <sup>3</sup>	240	280
	Su, kg/m <sup>3</sup>	140	150
	HA katkı, kg	3.12	3.64
	0-4 mm aralığında ince agrega, kg/m <sup>3</sup>	1000	1050
	4-11.2 mm aralığında iri agrega, kg/m <sup>3</sup>	240	250
	11.2-22,4 mm aralığında iri agrega, kg/m <sup>3</sup>	650	680
Çıkış verileri	Basınç dayanımı, MPa	17.0	37.6

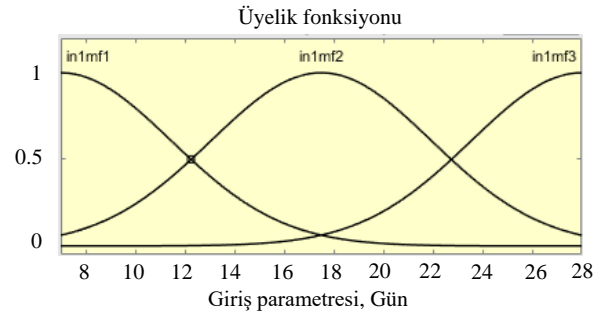
Bu modellerin eğitimi için her bir beton sınıfına ait 20 beton dökümü ve her hidratasyon günü için ikişer örnek sonucundan elde edilen toplam 240 basınç dayanımı sonucundan faydalanılmıştır. Bu sonuçların %70'i (168 veri) eğitim, %30'u (72 veri) ise test için kullanılmıştır. Her bir beton sınıfı ve hidratasyon günü verilerinden eşit sayıda örnek alınmıştır. Verilerinin objektif biçimde rastgele seçimini sağlamak için Randomization fonksiyonu kullanılmış ve bu fonksiyonda başlangıç seed değeri 43 olarak ayarlanmıştır.

ANFIS modelin için MATLAB programındaki bulanık mantık araç kutusunda bulunan ANFIS editöründen faydalanılmıştır. Bulanıklaştırma aşamasında kullanılacak üyelik fonksiyonlarının belirlenebilmesi işlemi için farklı denemeler yapılmış ve bu denemelerden

sonra olumlu sonuç alınan Gauss üyelik fonksiyonu seçilmiştir. Seçilen ANFIS modelinin toplam parametre değerleri Tablo 5'te, örnek oluşturması için giriş değişkenlerinden olan hidratasyon yaşı (gün) için üyelik fonksiyonları ise Şekil 1'de verilmiştir.

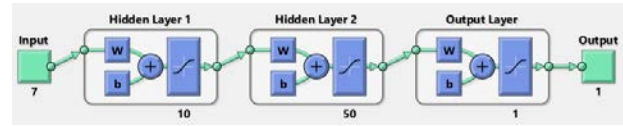
**Tablo 5.** Gauss üyelik fonksiyonları için parametre değerleri

Düğüm sayısı	4426
Doğrusal parametre sayısı	2187
Doğrusal olmayan parametre sayısı	42
Toplam parametre sayısı	2229
Eğitim veri çifti sayısı	336
Veri çifti kontrol sayısı	0
Bulanık kural sayısı	2187
Epochs	2



**Şekil 1.** Hidratasyon yaşına ait basınç dayanımı giriş değişkenlerinin üyelik fonksiyonları

Tercih edilen YSA ise ileri beslemeli geri yayımlı bir sinir ağı modeli olup mimari ağ yapısı Şekil 2'de, eğitim parametre değerleri ise Tablo 6'da verilmiştir.



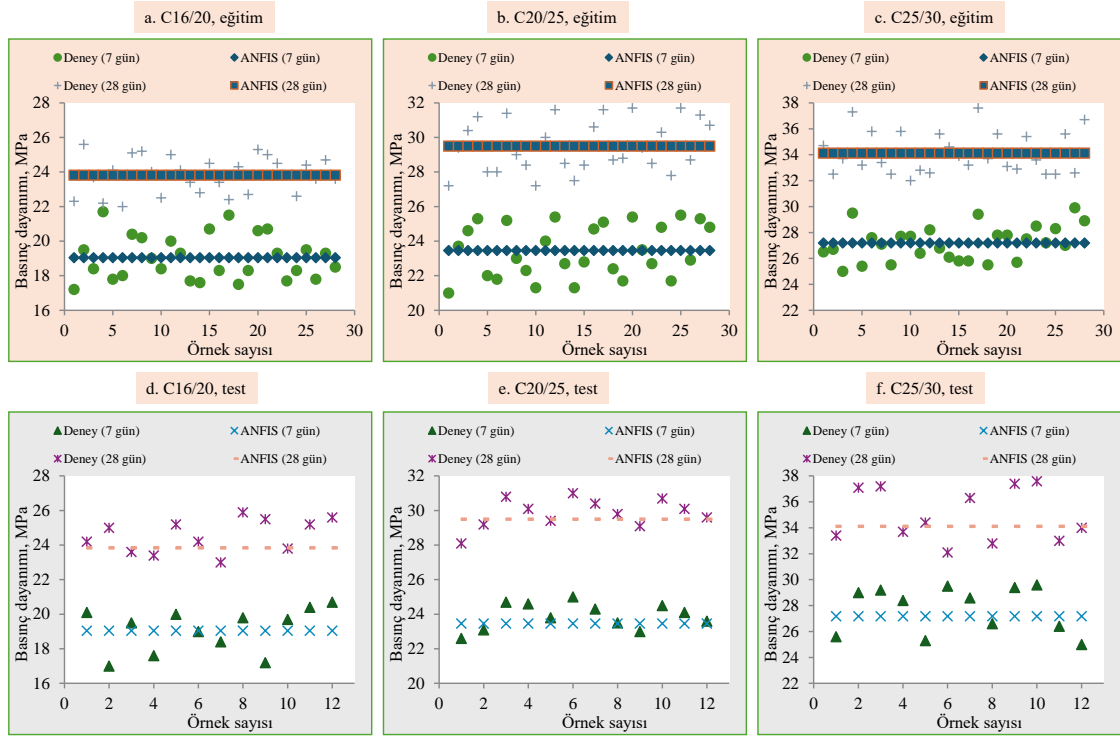
**Şekil 2.** YSA mimari ağ yapısı

**Tablo 6.** YSA modelinin eğitim parametre değerleri

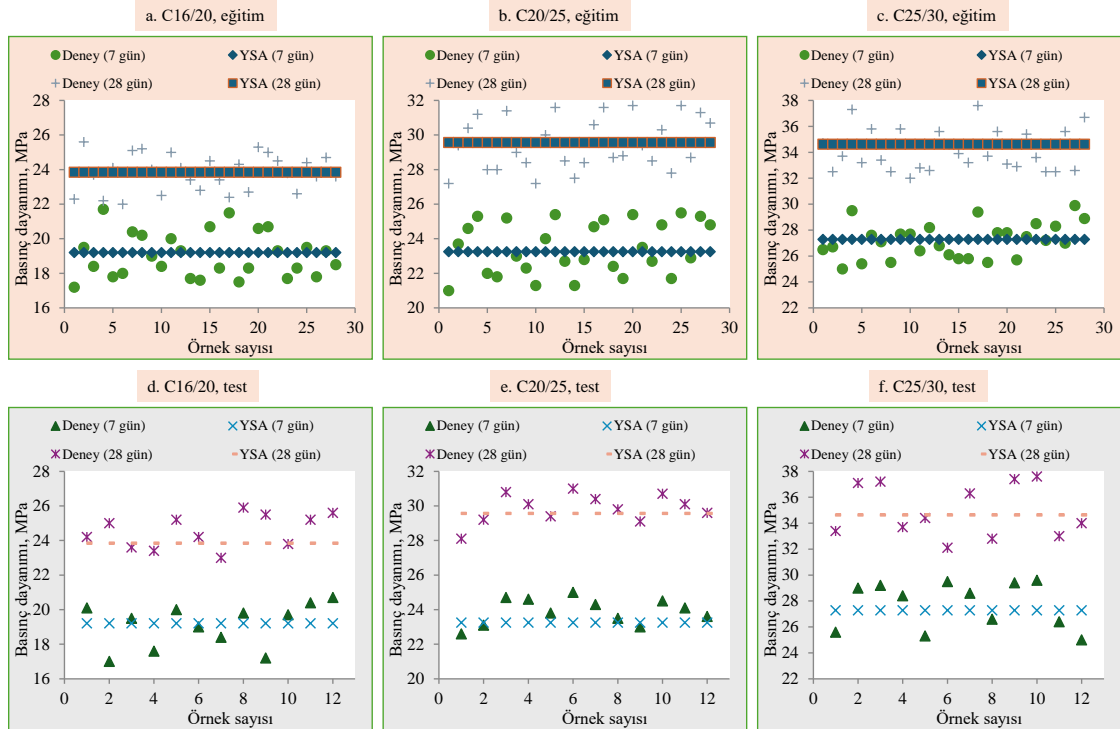
Giriş katmanı nöron sayıları	7
Katman sayısı	3
Gizli katman sayıları	3
Birinci gizli katman nöron sayıları	10
İkinci gizli katman nöron sayıları	50
Üçüncü gizli katman nöron sayıları	1
Çıkış katmanı nöron sayıları	1

#### 4. BULGULAR

Her bir beton sınıfı için eğitim ve test aşamalarındaki deneysel sonuçlar ve ANFIS modelinden elde edilen tahmin değerleri arasındaki karşılaştırma Şekil 3'te, YSA modelinden elde edilen tahmin değerleri ise Şekil 4'te verilmiştir.



Şekil 3. Eğitim ve test aşamalarındaki deneysel sonuçlar ve ANFIS modelinden elde edilen basınç dayanımı tahmin değerleri



Şekil 4. Eğitim ve test aşamalarındaki deneysel sonuçlar ve YSA modelinden elde edilen basınç dayanımı tahmin değerleri

Deneysel sonuçlara göre C16/20, C20/25 ve C25/30 beton sınıfına ait 7 günlük basınç dayanımı sonuçlarının sırasıyla en küçük değerlerinin 17.0, 21.0 ve 25.0 MPa, en büyük değerlerinin ise 21.7, 25.5 ve 29.9 MPa aralığında olduğu belirlenmiştir (Şekil 3). Beton sınıflarını belirleyen 28 günlük basınç dayanımı sonuçlarının ise sırasıyla en küçük değerlerinin 22.0, 27.2 ve 32.0 MPa, en büyük değerlerinin ise 25.9, 31.7 ve 37.6 MPa aralığında olduğu belirlenmiştir (Şekil 3). Dolayısı ile örnekler küp

numunelerden oluştuğu için 28. hidrasyon günündeki en küçük beton dayanımı değerlerinin C16/20 beton sınıfındaki en küçük değer olan 20 MPa, C20/25 beton sınıfındaki en küçük değer olan 25 MPa, C25/30 beton sınıfındaki en küçük değer olan 30 MPa'nın üzerinde olduğu görülmektedir. Dolayısı ile tüm beton örneklerinin, basınç dayanımı sonuçlarına göre standartlara uygun şekilde üretildiği söylenebilir.

ANFIS modelinden elde edilen eğitim ve test aşamasındaki tahmin değerleri, C16/20, C20/25 ve C25/30 beton sınıfına ait 7 günlük basınç dayanımı için sırasıyla 19.0, 23.3 ve 27.3 MPa, 28 günlük basınç dayanımı için sırasıyla 23.8, 29.5 ve 34.1 MPa olarak belirlenmiştir (Şekil 3). YSA modelinden elde edilen eğitim ve test aşamasındaki tahmin değerleri ise C16/20, C20/25 ve C25/30 beton sınıfına ait 7 günlük basınç dayanımı için sırasıyla 19.0, 23.5 ve 27.2 MPa, 28 günlük basınç dayanımı için sırasıyla 23.8, 29.6 ve 34.6 MPa olduğu belirlenmiştir (Şekil 4). Dolayısı ile her iki modelde de elde edilen sonuçların birbirine çok yakın olduğu söylenebilir. Ayrıca eğitim ve test aşamasında tahmin edilen basınç dayanımı sonuçlarının aynı olması, verilerin objektif olarak seçildiğini göstermektedir.

Deneyler ve modellerden tespit edilen tahmin değerlerinin güvenilirliğinin belirlenmesi amacıyla regresyon analiz ( $R^2$ ), ortalama mutlak yüzde hata (MAPE) ve hata kareleri ortalamasının karekökü (RMSE) gibi üç istatistiksel

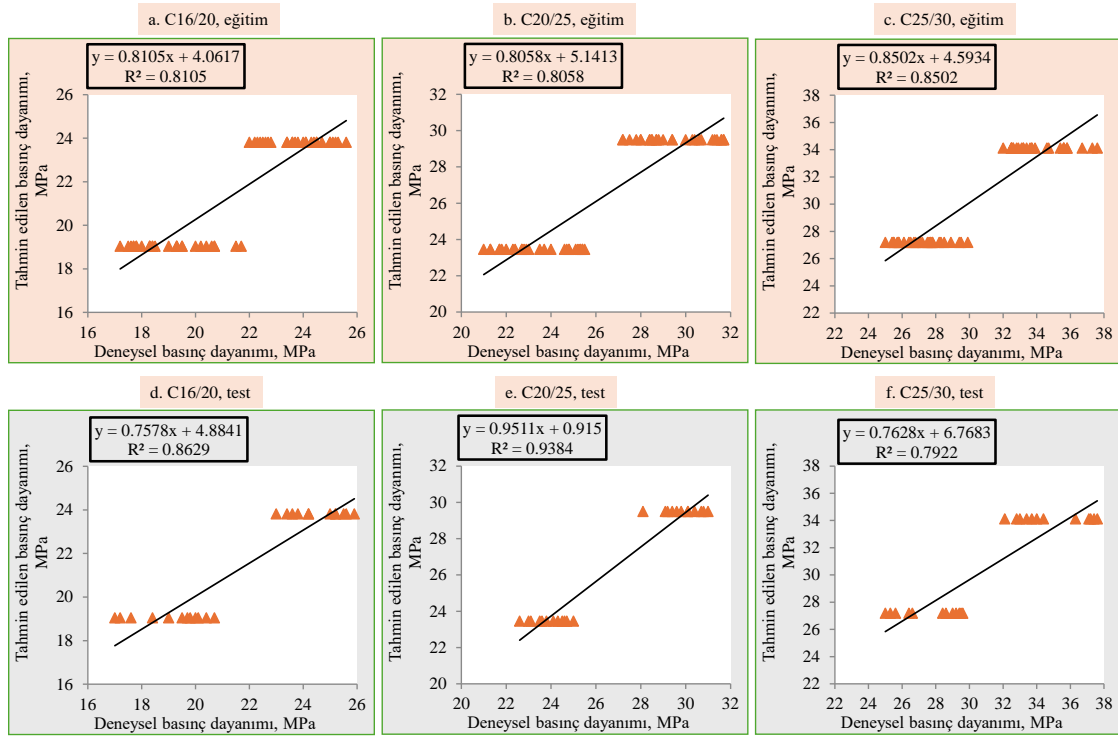
yöntemden faydalanılmıştır. Bu yöntemler sırasıyla Denklem (1), (2) ve (3)'te verilmiştir [24, 37].

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

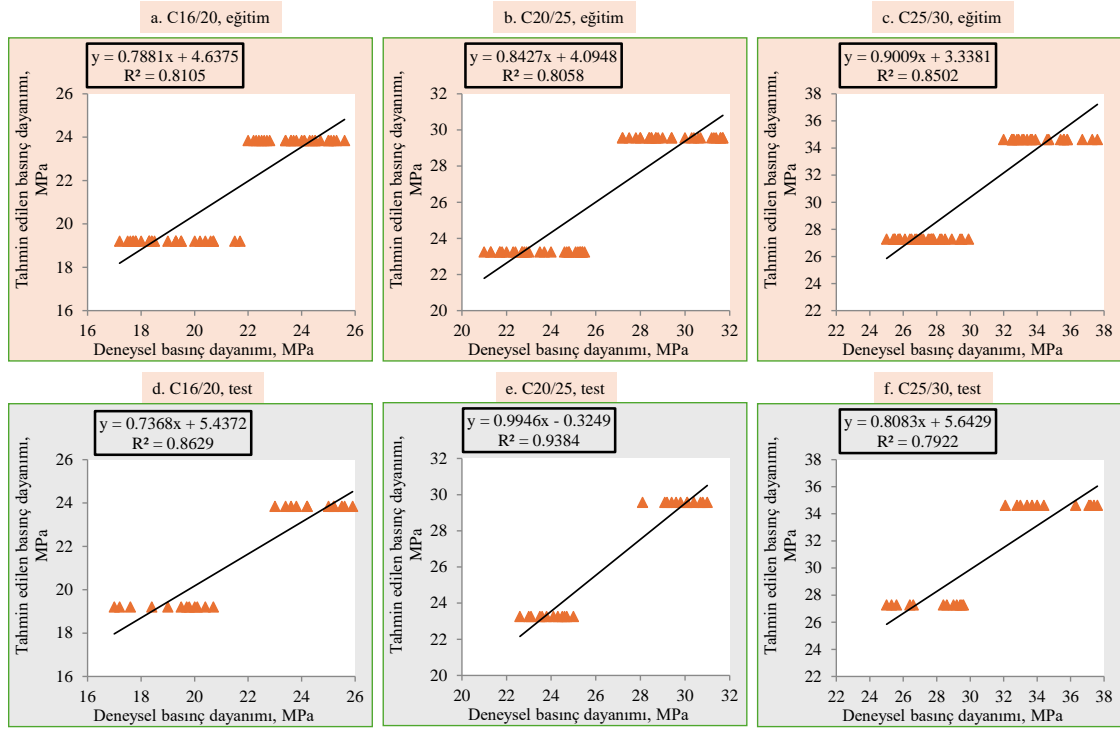
$$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{i=1}^N \left| \frac{r_i - y_i}{r_i} \right| \quad (2)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - r_i)^2} \quad (3)$$

ANFIS ve YSA modelleriyle belirlenen eğitim ve test tahmin değerleri ile gerçek sonuçlar arasında belirlenen  $R^2$  sonuçları sırasıyla Şekil 5 ve Şekil 6'da gösterilmiştir. Basınç dayanımları tahmininde kullanılan ANFIS ve YSA modellerinden elde edilen eğitim ve test tahmin değerleri ile gerçek sonuçlar arasında belirlenen istatistiksel sonuçları bir bütün olarak görebilmek için  $R^2$ , MAPE ve RMSE değerleri ise Tablo 7'de verilmiştir.



Şekil 5. ANFIS modelinde eğitim ve test sürecindeki basınç dayanımı verilerinin regresyon analizleri



Şekil 6. YSA modelinde eğitim ve test sürecindeki basınç dayanımı verilerinin regresyon analizleri

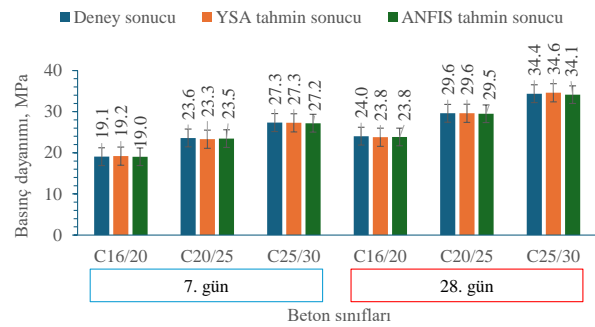
Tablo 7. Basınç dayanımlarına ait ANFIS ve YSA modelinden elde edilen istatistiksel sonuçlar

Beton sınıfı	Model	R <sup>2</sup>	MAPE	RMSE
Eğitim				
C16/20	ANFIS	0.8105	0.0010	1.1537
	YSA	0.8105	0.0008	1.1596
C20/25	ANFIS	0.8058	0.0009	1.4821
	YSA	0.8058	0.0007	1.4902
C25/30	ANFIS	0.8502	0.0003	1.4551
	YSA	0.8502	0.0002	1.5002
Test				
C16/20	ANFIS	0.8629	0.0015	1.2025
	YSA	0.8629	0.0012	1.1939
C20/25	ANFIS	0.9384	0.0008	0.8623
	YSA	0.9384	0.0004	0.9136
C25/30	ANFIS	0.7922	0.0033	1.9632
	YSA	0.7922	0.0032	1.8799

Eğitim ve test aşamasında hem ANFIS hem de YSA tahmin sonuçlarının R<sup>2</sup> değerleri aynı olduğu ve C16/20, C20/25 ve C25/30 beton sınıflarının eğitim aşamasında sırasıyla (0.8105-0.8058-0.8502), test aşamasında ise sırasıyla (0.8629-0.9384-0.7922) olduğu görülmektedir (Tablo 7). Bu beton sınıflarının MAPE değerleri eğitim aşamasında ANFIS için sırasıyla (0.0010-0.0009-0.0003), YSA için sırasıyla (0.0008-0.0007-0.0002) hesaplanırken test aşamasında ANFIS için sırasıyla (0.0015-0.0008-0.0033), YSA için sırasıyla (0.0012-0.0004-0.0032) olarak hesaplanmıştır (Tablo 7). Beton sınıflarının RMSE değerleri ise eğitim aşamasında ANFIS için sırasıyla (1.1537-1.4821-1.4551), YSA için sırasıyla (1.1596-1.4902-1.5002) hesaplanırken test aşamasında ANFIS için sırasıyla (1.2025-0.8623-1.9632), YSA için sırasıyla (1.1939-0.9136-1.8799) olarak hesaplanmıştır (Tablo 7). R<sup>2</sup> değerinin tüm modellerde bire yakın olduğu ve en kötü tahmin değerinin yaklaşık %20 civarında hataya sahip olduğu görülmektedir. MAPE sonuçları dikkate

alındığında ise hem eğitim aşamasında hem de test aşamasında tüm modellerde hata oranının %10'un altında olduğu ve en kötü tahmin değerinin bile %0.3 hata oranıyla yani %99.7 doğrulukta tahmin yapılabildiği görülmektedir. RMSE değerlendirmelerine göre de tüm modellerin 0'a yakın olduğu görülmektedir. Her iki modelden elde edilen veriler bir bütün olarak değerlendirildiğinde kabul edilebilir hata oranlarıyla basınç dayanımı değerlerinin belirlenebildiği söylenebilir.

Bunun yanı sıra gerçek sonuçlarla tahmin sonuçları arasında uyumu daha iyi görebilmek için her bir beton sınıfı ve hidratasyon günü için ayrı ayrı döküm esnasında alınan ve eğitim ve testlerde kullanılan tüm örneklerinin ortalaması alınmıştır. Elde edilen bu değerler ile modellerden tahmin edilen değerler Şekil 7'de verilmiştir.



Şekil 7. Beton sınıflarına ait deney sonuçları ile tahmin edilen sonuçların karşılaştırılması

Bu sonuçlara göre YSA ile 7. günde C16/20, C20/25 ve C25/30 beton sınıflarının basınç dayanımları sırası ile -%0.70, %1.25 ve %0.17 oranında hata ile tahmin edildiği görülmektedir. Bu değerler 28. gün için C16/20, C20/25 ve C25/30 beton sınıfları için sırasıyla %0.99, %0.03 ve -%0.69 oranında hata ile tahmin edilmiştir (Şekil 7). ANFIS ile 7. günde C16/20, C20/25 ve C25/30 beton



sınıflarının basınç dayanımları sırası ile %0.11, %0.56 ve %0.58 oranında hata ile tahmin edildiği görülmektedir. Bu değerler 28. gün için C16/20, C20/25 ve C25/30 beton sınıfları için sırasıyla %0.80, %0.36 ve %0.70 oranında hata ile tahmin edilmiştir (Şekil 7). Dolayısı ile istatistiksel endekslere ve gerçek değerlere göre tahmin edilen basınç dayanımlarının gerçek değerlerle neredeyse aynı olduğu ve her iki modelin de bu tür çalışmalar için kullanılabilirliği ifade edilebilir.

## 5. SONUÇLAR

Bu çalışmada, C16/20, C20/25 ve C25/30 beton sınıflarına ait tasarım parametreleri giriş olarak kullanılmış ve bir ANFIS bir YSA modeli ile bu betonların basınç dayanımları tahmin edilmeye çalışılmıştır. Modeller oluşturulurken ANFIS için Gauss, YSA için ileri beslemeli geri yayımlı bir sinir ağı modeli tercih edilmiştir. Çalışmada her bir beton sınıfı için 20 ayrı beton dökümünden elde edilen 80 basınç dayanımı sonucu kullanılmıştır. Bu veriler ile oluşturulan modellerden elde edilen sonuçlara göre;

- Deneysel sonuçlara göre C16/20, C20/25 ve C25/30 beton sınıfına ait 28 gündeki en küçük basınç dayanımı sonuçlarının sırasıyla 22.0, 27.2 ve 32.0 MPa olarak elde edildiği bu beton sınıflarına ait en küçük değerler olan 20 MPa, 25 MPa ve 30 MPa'nın üzerinde sağlanarak ilgili standart gereklerini sağladığı;
- C16/20, C20/25 ve C25/30 beton sınıflarının ANFIS ile eğitim ve test aşamasında tahmin edilen değerlerinin, sırasıyla 7 günlük basınç dayanımı için 19.0, 23.3 ve 27.3 MPa, 28 günlük basınç dayanımı için 23.8, 29.5 ve 34.1 MPa olduğu;
- C16/20, C20/25 ve C25/30 beton sınıflarının YSA ile eğitim ve test aşamasında tahmin edilen değerlerinin, sırasıyla 7 günlük basınç dayanımı için 19.0, 23.5 ve 27.2 MPa, 28 günlük basınç dayanımı için 23.8, 29.6 ve 34.6 MPa olduğu;
- Eğitim ve test aşamasında hem ANFIS hem de YSA tahmin sonuçlarının  $R^2$  değerleri aynı olduğu ve C16/20, C20/25 ve C25/30 beton sınıflarının eğitim aşamasında sırasıyla (0.8105-0.8058-0.8502), test aşamasında ise sırasıyla (0.8629-0.9384-0.7922) olarak hesaplandığı;
- MAPE sonuçları dikkate alındığında, hem eğitim aşamasında hem de test aşamasında tüm modellerde hata oranının %10'un altında olduğu ve en kötü tahmin değerinin bile %0.3 hata oranıyla yani %99.7 doğrulukta tahmin yapılabildiği;
- RMSE değerlerinin eğitim aşamasında ANFIS için sırasıyla (1.1537-1.4821-1.4551), YSA için sırasıyla (1.1596-1.4902-1.5002); test aşamasında ANFIS için sırasıyla (1.2025-0.8623-1.9632), YSA için sırasıyla (1.1939-0.9136-1.8799) olarak hesaplandığı ve 0'a yakın olduğu, dolayısı ile "çok iyi" veya "yüksek doğruluk derecesinde" tahmin yapılabildiği;
- Deneysel sonuçlardan elde edilen gerçek sonuçlarla tahmin sonuçları arasında iyi bir uyum olduğu ve C16/20, C20/25 ve C25/30 beton sınıflarının basınç dayanımlarının YSA ile 7 günde sırasıyla -%0.70, %1.25 ve %0.17 oranında hatayla; 28 gün için

sırasıyla %0.99, %0.03 ve -%0.69 oranında; ANFIS ile 7 günde sırasıyla %0.11, %0.56 ve %0.58 oranında hatayla; 28 gün için sırasıyla %0.80, %0.36 ve %0.70 oranında hatayla tahmin edilebildiği belirlenmiştir.

Elde edilen veriler birlikte ele alındığında, istatistiksel endekslere ve gerçek değerlere göre tahmin edilen basınç dayanımlarının deneysel sonuçlarla neredeyse aynı olduğu ve her iki modelin de bu tür çalışmalar için başarılı bir şekilde kullanılabilirliği söylenebilir. Ayrıca bu tür başarılı modeller kullanılarak yapılacak çalışmalarla istenen basınç dayanımının elde edilmesi için karışım tasarımlarının tahminin de ileriki çalışmalara konu olabileceği düşünülmektedir.

### Etik Hususlar

#### Etik kurallara uyum

Yazarlar tarafından çalışmanın özgün olduğu, etik görev ve sorumluluklara uyulduğu beyan edilmektedir.

### Finansman

Bu çalışma için herhangi bir finansal destekten yararlanılmamıştır.

### Çıkar çatışması

Yazarlar çalışmayla ilgili herhangi bir kurum ya da kişilerle çıkar çatışmasının olmadığını beyan eder.

### KAYNAKÇA

- [1] Erdoğan, T. Y. 2010. Beton, 2. Baskı, Orta Doğu Teknik Üniversitesi Geliştirme Vakfı Yayıncılık ve İletişim A.Ş., Ankara, Türkiye.
- [2] Neville, A. M. 2006. Properties of concrete, 4. Baskı, Pearson Education Limited, England.
- [3] Ban, C. C., Kang, S. Y., Siddique, R., Tangchirapat, W. 2023. Properties of ultra-high performance concrete and conventional concrete with coal bottom ash as aggregate replacement and nanoadditives: A review. Reviews on Advanced Materials Science, 62(1), 20220323. <https://doi.org/10.1515/rams-2022-0323>
- [4] Ali, T., Buller, A. S., Abro, F. U. R., Ahmed, Z., Shabbir, S., Lashari, A. R., Hussain, G. 2022. Investigation on mechanical and durability properties of concrete mixed with silica fume as cementitious material and coal bottom ash as fine aggregate replacement material. Buildings, 12(1), 44. <https://doi.org/10.3390/buildings12010044>
- [5] Ünal, O. Yurtcu, Ş. 2007. Betonarme Yapılarda Hazır Beton Kullanımı. Yapı Teknolojileri Elektronik Dergisi, 3(1), 51-64.
- [6] Yin, J., Huang, R., Sun, H., Lin, T. 2023. A collaborative scheduling model for production and transportation of ready-mixed concrete.

- Mathematical Biosciences and Engineering, 20(4), 7387-7406. <https://doi.org/10.3934/mbe.2023320>
- [7] Sealey, B. J., Phillips, P. S., Hill, G. J. 2001. Waste management issues for the UK ready-mixed concrete industry. *Resources, Conservation and Recycling*, 32(3-4), 321-331. [https://doi.org/10.1016/S0921-3449\(01\)00069-6](https://doi.org/10.1016/S0921-3449(01)00069-6)
- [8] Ergün, A., Başaran, V. 2011. Afyonkarahisar'da Üretilen Hazır Beton Kalitelerinin Değerlendirilmesi. *Afyon Kocatepe Üniversitesi Fen ve Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 10(2), 51-58.
- [9] Chou, J. S., Tjandrakusuma, S., Liu, C. Y. 2022. Jellyfish search-optimized deep learning for compressive strength prediction in images of ready-mixed concrete. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2022, 9541115. <https://doi.org/10.1155/2022/9541115>
- [10] Dündar, B., Atabey, İ. İ., Ümit, Y. 2017. Osmaniye İlinde Hazır Beton Santrallerinde Üretilen Beton Kalitelerinin İstatistiksel Olarak Değerlendirilmesi. *Selçuk-Teknik Dergisi*, 16(2), 71-86.
- [11] Sarıdemir, M. 2009. Prediction of compressive strength of concretes containing metakaolin and silica fume by artificial neural networks. *Advances in Engineering Software*, 40(5), 350-355. <https://doi.org/10.1016/j.advensoft.2008.05.002>
- [12] Maqsoom, A., Aslam, B., Gul, M. E., Ullah, F., Kouzani, A. Z., Mahmud, M. P., Nawaz, A. 2021. Using multivariate regression and ANN models to predict properties of concrete cured under hot weather. *Sustainability*, 13(18), 10164. <https://doi.org/10.3390/su131810164>
- [13] Ozcan, G., Kocak, Y., Gulbandilar, E. 2018. Compressive strength estimation of concrete containing zeolite and diatomite: an expert system implementation. *Computers and Concrete*, 21(1), 21-30.
- [14] Chithra, S., Kumar, S. S., Chinnaraju, K., Ashmita, F. A. 2016. A comparative study on the compressive strength prediction models for High Performance Concrete containing nano silica and copper slag using regression analysis and Artificial Neural Networks. *Construction and Building Materials*, 114, 528-535. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2016.03.214>
- [15] Golafshani, E. M., Behnood, A., Arashpour, M. 2020. Predicting the compressive strength of normal and High-Performance Concretes using ANN and ANFIS hybridized with Grey Wolf Optimizer. *Construction and Building Materials*, 232, 117266. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2019.117266>
- [16] TS EN 197-1, 2012. Çimento- Bölüm 1: Genel Çimentolar Bileşim, Özellikler ve Uygunluk Kriterleri. Türk Standartları, Ankara, Türkiye.
- [17] TS EN 196-2, 2013. Çimento deney yöntemleri - Bölüm 2: Çimentonun kimyasal analizi. Türk Standartları, Ankara, Türkiye.
- [18] TS EN 196-6, 2020. Çimento deney yöntemleri - Bölüm 6: İncelik tayini. Türk Standartları, Ankara, Türkiye.
- [19] TS EN 196-3, 2017. Çimento deney metotları- Bölüm 3: Priz süresi ve hacim genişleme tayini. Türk Standartları, Ankara, Türkiye.
- [20] TS EN 196-1, 2016. Çimento deney metotları - Bölüm 1: Dayanım tayini. Türk Standartları, Ankara, Türkiye.
- [21] TS EN 1008, 2003. Beton-Karma suyu-Numune alma, deneyler ve beton endüstrisindeki işlemlerden geri kazanılan su dahil, suyun, beton karma suyu olarak uygunluğunun tayini kuralları. Türk Standartları, Ankara, Türkiye.
- [22] TS EN 1097-6, 2013. Agregaların mekanik ve fiziksel özellikleri için deneyler bölüm 6: Tane yoğunluğu ve su emme oranının tayini. Türk Standartları, Ankara, Türkiye.
- [23] TS EN 12390-3, 2010. Beton-Sertleşmiş beton deneyleri-Bölüm 3: Deney numunelerinde basınç dayanımının tayini. Türk Standartları, Ankara, Türkiye.
- [24] Sakthivel, P. B., Ravichandran, A., Alagumurthi, N. 2016. Modeling and prediction of flexural strength of hybrid mesh and fiber reinforced cement-based composites using artificial neural network (ANN). *GEOMATE Journal*, 10(19), 1623-1635. <https://geomatejournal.com/geomate/article/view/1993>
- [25] Sevim, U. K., Bilgic, H. H., Cansiz, O. F., Ozturk, M., Atis, C. D. 2021. Compressive strength prediction models for cementitious composites with fly ash using machine learning techniques. *Construction and Building Materials*, 271, 121584. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2020.121584>
- [26] Behnood, A., Verian, K. P., Gharehveran, M. M. 2015. Evaluation of the splitting tensile strength in plain and steel fiber-reinforced concrete based on the compressive strength. *Construction and Building Materials*, 98, 519-529. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2015.08.124>
- [27] Saradar, A., Nemati, P., Paskiabi, A. S., Moein, M. M., Moez, H., Vishki, E. H. 2020. Prediction of mechanical properties of lightweight basalt fiber reinforced concrete containing silica fume and fly ash: Experimental and numerical assessment. *Journal of Building Engineering*, 32, 101732. <https://doi.org/10.1016/j.job.2020.101732>
- [28] Waris, M. I., Plevris, V., Mir, J., Chairman, N., Ahmad, A. 2022. An alternative approach for measuring the mechanical properties of hybrid concrete through image processing and machine learning. *Construction and Building Materials*, 328,

126899.

<https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2022.126899>

- [29] Kocak, B., Pınarcı, İ., Güvenç, U., Kocak, Y. 2023. Prediction of compressive strengths of pumice-and diatomite-containing cement mortars with artificial intelligence-based applications. *Construction and Building Materials*, 385, 131516. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2023.131516>
- [30] Armaghani, D. J., Asteris, P. G. 2021. A comparative study of ANN and ANFIS models for the prediction of cement-based mortar materials compressive strength. *Neural Computing and Applications*, 33(9), 4501-4532. <https://doi.org/10.1007/s00521-020-05244-4>
- [31] Buscema, M. 2002. A brief overview and introduction to artificial neural networks. *Substance use misuse*, 37(8-10), 1093-1148. <https://doi.org/10.1081/JA-120004171>
- [32] Grossi, E., Buscema, M. 2007. Introduction to artificial neural networks. *European journal of gastroenterology hepatology*, 19(12), <https://doi.org/10.1097/MEG.0b013e3282f198a0>
- [33] Kumar, B., Kumar, N. 2024. Forecasting Marshall stability of waste plastic reinforced concrete using SVM, ANN, and tree-based techniques. *Multiscale and Multidisciplinary Modeling. Experiments and Design*, 1-19. <https://doi.org/10.1007/s41939-024-00501-8>
- [34] Mosquera, C. H., Acosta, M. P., Rodríguez, W. A., Mejía-España, D. A., Torres, J. R., Martínez, D. M., Abellán-García, J. 2024. ANN-based analysis of the effect of SCM on recycled aggregate concrete. *Structural Concrete*. <https://doi.org/10.1002/suco.202400024>
- [35] Karaboga, D., Kaya, E. 2019. Adaptive network based fuzzy inference system (ANFIS) training approaches: a comprehensive survey. *Artificial Intelligence Review*, 52, 2263-2293. <https://doi.org/10.1007/s10462-017-9610-2>
- [36] Jang, J. S. 1996. Input selection for ANFIS learning. In *Proceedings of IEEE 5th International Fuzzy Systems*, 2, 1493-1499.
- [37] Aali, K. A., Parsinejad, M., Rahmani, B. 2009. Estimation of Saturation Percentage of Soil Using Multiple Regression, YSA, and ANFIS Techniques. *Computing and Information Science*, 2(3), 127-136.