

**YAPAY ÖĞRENME ALGORİTMALARI İLE FARKLI BETON
SINIFLARININ BASINÇ DAYANIMLARININ TAHMİNİ**

FATMA KARS

**YÜKSEK LİSANS TEZİ
İNŞAAT MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI**

**DANIŞMAN
PROF. DR. YILMAZ KOÇAK
EŞ DANIŞMAN
DOÇ. DR. GIYASETTİN ÖZCAN**

DÜZCE, 2025

T.C.
DÜZCE ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ

YAPAY ÖĞRENME ALGORİTMALARI İLE FARKLI BETON
SINIFLARININ BASINÇ DAYANIMLARININ TAHMİNİ

Fatma KARS tarafından hazırlanan tez çalışması aşağıdaki jüri tarafından Düzce Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı'nda **YÜKSEK LİSANS TEZİ** olarak kabul edilmiştir.

Tez Danışmanı

Prof. Dr. Yılmaz KOÇAK

Düzce Üniversitesi

Eş Danışman

Doç. Dr. Gıyasettin ÖZCAN

Bursa Uludağ Üniversitesi

Jüri Üyeleri

Prof. Dr. Yılmaz Koçak

Düzce Üniversitesi

Prof. Dr. Eyyüp Gülbandılar

Eskişehir Osmangazi Üniversitesi

Dr. Öğr. Üyesi Emrah Yılmaz

Düzce Üniversitesi

Tez Savunma Tarihi: 15/01/2025

BEYAN

Bu tez çalışmasının kendi çalışmam olduğunu, tezin planlanmasından yazımına kadar bütün aşamalarda etik dışı davranışımın olmadığını, bu tezdeki bütün bilgileri akademik ve etik kurallar içinde elde ettiğimi, bu tez çalışmasıyla elde edilmeyen bütün bilgi ve yorumlara kaynak gösterdiğimi ve bu kaynakları da kaynaklar listesine aldığımı, yine bu tezin çalışılması ve yazımı sırasında patent ve telif haklarını ihlal edici bir davranışımın olmadığını beyan ederim.

15 Ocak 2025

Fatma KARS



TEŐEKKÖR

Yüksek lisans öğrenimimde ve bu tezin hazırlanmasında gösterdiği her türlü destek ve yardımdan dolayı çok değerli hocam Prof. Dr. Yılmaz KOÇAK ve Doç. Dr. Gıyasettin ÖZCAN'a en içten dileklerle teşekkür eder, şükranlarımı sunarım.

Bu çalışmadaki YSA ve ANFIS ile ilgili yönlendirmede bulunan ve yazımındaki her aşamada tecrübelerinden yararlandığım Sayın Prof. Dr. Eyyüp GÜLBANDILAR'a teşekkürlerimi sunarım. Ayrıca çalışmanın oluşmasında çok değerli katkılarda bulunan, ancak isminin yer almasını istemeyen Kayseri ilinde faaliyet gösteren Beton santrali yetkililerine de sonsuz şükranlarımı sunarım.

Bu çalışma boyunca yardımlarını ve desteklerini esirgemeyen sevgili aileme ve çalışma arkadaşlarıma sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

15 Ocak 2025

Fatma KARS

İÇİNDEKİLER

Sayfa No

ŞEKİL LİSTESİ.....	vi
ÇİZELGE LİSTESİ.....	vii
KISALTMALAR.....	viii
SİMGELER	ix
ÖZET	x
ABSTRACT	xi
1. GİRİŞ.....	1
2. GENEL KISIMLAR.....	3
2.1. KAYNAK ARAŞTIRMASI	3
2.2.BETON VE MALZEMELERİ.....	7
2.2.1. Beton ve Hazır Beton	7
2.2.2. Çimento	11
2.2.3. Agrega	13
2.2.4. Beton Karışım Suyu	13
2.2.5. Kimyasal Katkı Malzemeleri	14
2.2.6. Pozolanik Katkı Malzemeleri.....	16
2.2.7. Beton Karışım Hesabı.....	17
2.2.8. Beton Basınç Dayanımı ve Etkileyen Faktörler	17
2.3. YAPAY SİNİR AĞLARI.....	19
2.4. ADAPTİF AĞ YAPISINA DAYALI BULANIK ÇIKARIM SİSTEMİ.....	20
2.5. GRADIENT BOOSTING.....	21
3. DENEYSEL TASARIM VE MODEL PARAMETRELERİ	24
3.1. ÇALIŞMADA KULLANILAN MALZEMELER VE ÖZELLİKLERİ	24
3.2. DENEYSEL TASARIM	26
3.3. YSA, ANFİS VE GRADIENT BOOSTING MODEL PARAMETRELERİ... 26	
3.3.1. YSA Model Parametreleri.....	27
3.3.2. ANFİS Model Parametreleri.....	28
3.3.3. Gradient Boosting Algoritma Parametreleri.....	31
3.4. PERFORMANS KRİTERLERİ.....	32
4. BULGULAR VE TARTIŞMA	34
4.1. YSA MODELLERİNE AİT BULGULAR.....	36
4.2. ANFİS MODELLERİNE AİT BULGULAR.....	42
4.3. GRADIENT BOOSTING MODELLERİNE AİT BULGULAR.....	48
5. SONUÇLAR VE ÖNERİLER.....	55
6. KAYNAKLAR	60
ÖZGEÇMİŞ	69

ŞEKİL LİSTESİ

	<u>Sayfa No</u>
Şekil 2.1. Çimento tanımları	13
Şekil 2.2. YSA'nın şematik diyagramı	20
Şekil 2.3. İki girişli ve iki kurallı ANFIS örneği.	21
Şekil 2.4. Karar ağacının basit görselleştirilmesi.	22
Şekil 2.5. Gradient Boosting ile hatanın azaltılması.....	22
Şekil 3.1. YSA modellerinin mimarı tasarımı.	28
Şekil 3.2. ANFIS-1'in üyelik fonksiyonları.....	29
Şekil 3.3. ANFIS-2'nin üyelik fonksiyonları.....	30
Şekil 3.4. ANFIS-3'ün üyelik fonksiyonları.....	30
Şekil 4.1. Eğitim için kullanılan numunelerin basınç dayanımları.....	34
Şekil 4.2. Test için kullanılan numunelerin basınç dayanımları.....	35
Şekil 4.3. YSA-1'den elde edilen tahmin sonuçları ile gerçek değerlerin karşılaştırılması.	36
Şekil 4.4. YSA-2'den elde edilen tahmin sonuçları ile gerçek değerlerin karşılaştırılması	37
Şekil 4.5. YSA-3'ten elde edilen tahmin sonuçları ile gerçek değerlerin karşılaştırılması.	37
Şekil 4.6. YSA-1'den elde edilen istatistiksel sonuçlar.....	38
Şekil 4.7. YSA-2'den elde edilen istatistiksel sonuçlar.....	39
Şekil 4.8. YSA-3'ten elde edilen istatistiksel sonuçlar.....	39
Şekil 4.9. YSA model verileri ile gerçek sonuçların karşılaştırılması.....	41
Şekil 4.10. ANFIS-1'den elde edilen tahmin sonuçları ile gerçek değerlerin karşılaştırılması.	42
Şekil 4.11. ANFIS-2'den elde edilen tahmin sonuçları ile gerçek değerlerin karşılaştırılması.	43
Şekil 4.12. ANFIS-3'ten elde edilen tahmin sonuçları ile gerçek değerlerin karşılaştırılması.	43
Şekil 4.13. ANFIS-1'den elde edilen istatistiksel sonuçlar.	44
Şekil 4.14. ANFIS-2'den elde edilen istatistiksel sonuçlar.	45
Şekil 4.15. ANFIS -3'ten elde edilen istatistiksel sonuçlar	45
Şekil 4.16. ANFIS model verileri ile gerçek sonuçların karşılaştırılması.	47
Şekil 4.17. XGBoost'dan elde edilen tahmin sonuçları ile gerçek değerlerin karşılaştırılması.	48
Şekil 4.18. LightGBM'den elde edilen tahmin sonuçları ile gerçek değerlerin karşılaştırılması.	49
Şekil 4.19. CatBoost'den elde edilen tahmin sonuçları ile gerçek değerlerin karşılaştırılması.	49
Şekil 4.20. XGBoost'dan elde edilen istatistiksel sonuçlar.	50
Şekil 4.21. LightGBM'den elde edilen istatistiksel sonuçlar.	51
Şekil 4.22. CatBoost'den elde edilen istatistiksel sonuçlar.	51
Şekil 4.23. Gradient Boosting model verileri ile gerçek sonuçların karşılaştırılması. ...	53

ÇİZELGE LİSTESİ

Sayfa No

Çizelge 2.1. Çimentoların mekanik ve fiziksel özellikleri.....	11
Çizelge 2.2. Genel çimento tipleri.	12
Çizelge 2.3. Beton sınıflarının basınç ve çekme dayanımları ile elastisite modülleri. ...	19
Çizelge 3.1. PÇ'nin kimyasal, fiziksel ve mekanik özellikleri.	24
Çizelge 3.2. Kullanılan agreganın fiziksel özellikleri.....	25
Çizelge 3.3. Karışım suyunun özellikleri.....	25
Çizelge 3.4. Harç numunelerine ait kodlar ve karışım miktarları.....	26
Çizelge 3.5. Modellerde kullanılan giriş ve çıkış değerleri (1 m ³ beton için).	27
Çizelge 3.6. YSA için kullanılan modellerin parametre değerleri.....	28
Çizelge 3.7. ANFIS model parametreleri	29
Çizelge 3.8. 5 katlı çapraz doğrulama sonuçları	32
Çizelge 3.9. Deneysel test veri sonuçları	32

KISALTMALAR

ANFIS	Uyarlamalı Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemleri
ÇKYSA	Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağları
MAPE	Ortalama Mutlak Yüzde Hata
MAE	Ortalama Mutlak Hata
CatBoost	Kategorik Artırma
PÇ	Portland Çimento
R	Referans Çimento Harcı
R ²	Belirleme Katsayısı
RMSE	Hata Kareleri Ortalamasının Karekökü
YSA	Yapay Sinir Ağları
XGBoost	Aşırı Gradyan Artırma
LightGBM	Hafif Gradyan Artırma
HPC	Yüksek Performanslı Beton
NC	Normal Beton
GDMALR	Gradyan İnişi
CGFR	Eşlenik Gradyan Fletcher-Reeves
LM	Levenberg-Marquart
GWO	Gri Kurt Optimizer
GDLSE	Hibrit Klasik Optimizasyon Algoritması
SMV	Destek Vektör Makinesi
RF	Rastgele Orman
RT	Rastgele Ağaç
CEM I	Portland Çimentosu
CEM II	Portland-Kompoze Çimento
CEM III	Yüksek Fırın Cürufllu Çimento
CEM IV	Puzolanik Çimento
CEM V	Kompoze Çimento
FIS	Bulanık Çıkarım
N	Nöron
Pm	Ağırlık Fonksiyonu
HA	Hiper Akışkanlaştırıcı
MF	Üyelik Fonksiyonu

SİMGELER

cm	Santimetre
°C	Santigrat derece
g	Gram
m	Metre
mm	Milimetre
μ	Mikro
MPa	Megapascal
PV	Ultrases Geçiş Hızı
F _c	Basınç Dayanımı
WP	Beton Su Emme Derinliği
F _t	Yarmada Çekme Deneyi
g/ml	Özgöl Ağırlık
F _{ck}	Karakteristik Silindirik Basınç Dayanımı
E _c	Elastisite Modülü
F _{ck}	Eşdeğer Küp Basınç Dayanımı
N	Veri Küme Sayısı
Y _i	Tahmini Değer
R _i	Gerçek Değer
Y _m	Gerçek Değerlerin Ortalaması

ÖZET

YAPAY ÖĞRENME ALGORİTMALARI İLE FARKLI BETON SINIFLARININ BASINÇ DAYANIMLARININ TAHMİNİ

Fatma KARS

Düzce Üniversitesi

Lisansüstü Eğitim Enstitüsü, İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı

Yüksek Lisans Tezi

Danışman: Prof. Dr. Yılmaz KOÇAK

Ocak 2025, 68 sayfa

Hazır beton üretimiyle birlikte inşaat sektöründe kullanılan betonun kalitesi her geçen gün artmaktadır. Betonun kalitesi doğrudan basınç dayanımıyla ilgilidir ve ilgili testler emek yoğun ve zaman alıcıdır. Bu nedenle beton basınç dayanımının tahmini için sayısal simülasyonlar, regresyon analizleri, yapay zeka tabanlı öğrenme algoritmaları kullanılmaktadır. Fakat, beton içerisindeki farklı malzeme türleri arasındaki doğrusal olmayan ve karmaşık korelasyon, beton basınç dayanımlarının arzu edilen seviyede tahmin edilmesini güçleştirmektedir. Bu sebeple yapay sinir ağları, uyarlamalı ağ tabanlı bulanık çıkarım sistemi, Gradyan Artırma (Aşırı Gradyan Artırma, Hafif Gradyan Artırma, Kategorik Artırma) gibi yapay öğrenme algoritmaları, inşaat teknolojisindeki araştırmalarda oldukça yoğun olarak kullanılmaktadır. Bu nedenlerden yola çıkarak yapılan çalışmada, C16/20, C20/25, C25/30, C30/37, C35/45 ve C40/50 beton sınıflarında kullanılan malzemeler giriş değişkenleri olarak kullanılarak üç YSA, üç ANFIS ve üç Gradient Boosting modeliyle bu betonların basınç dayanımları tahmin edilmektedir. Modellerde, her bir beton sınıfı için bir hazır beton santralinde hazırlanan ve şantiyeye gönderilen, 20 ayrı beton dökümünden numuneler alınmıştır. Bu numunelerden ikişer örnek alınarak, 7. ve 28. hidratasyon günlerinde basınç dayanımı deneyleri yapılmıştır. Elde edilen toplam 480 verinin %70'i eğitim, %30'u ise test için kullanılmıştır. Tahmin edilen sonuçların güvenilirliği için literatürde en sık kullanılan R^2 , MAPE ve RMSE istatistiksel yöntemlerinden faydalanılmıştır. Ayrıca gerçek sonuçlar ile tahmin edilen sonuçların karşılaştırılması için her bir beton sınıfı ve hidratasyon günü için ayrı ayrı döküm esnasında alınan tüm örneklerinin ortalaması alınmıştır. Sonuç olarak elde edilen gerçek sonuçlar ile tüm modellerin test verilerinin birbirlerine çok yakın olduğu belirlenmiştir. Buna göre C16/20, C20/25, C25/30, C30/37, C35/45 ve C40/50 beton sınıflarının basınç dayanımlarının 7 gün için sırasıyla mutlak değer olarak %0,930 ile %0,116, %1,886 ile %0,562, %1,194 ile %0,582, %2,071 ile %1,251, %1,170 ile %0,278 ve %1,275 ile %0,360 arasında hatayla; 28 gün için sırasıyla %1,896 ile %0,927, %1,450 ile %0,364, %1,030 ile %0,699, %0,749 ile %0,050, %0,727 ile %0,199 ve %0,808 ile %0,774 arasında hatayla tahmin edilebilmiştir. Dolayısıyla deneylerden elde edilen sonuçlarla tahmin sonuçları arasında iyi bir uyum olduğu ve oluşturulan tüm modellerle “yüksek doğruluk derecesinde” ya da “çok iyi” basınç dayanımlarının tahmin edilebileceği kanaatine varılmıştır.

Anahtar sözcükler: Beton, Basınç dayanımı, YSA, ANFIS, Gradient Boosting.

ABSTRACT

PREDICTION OF COMPRESSIVE STRENGTHS OF DIFFERENT CONCRETE CLASSES BY ARTIFICIAL LEARNING ALGORITHMS

Fatma KARS
Düzce University
Graduate School, Department of Civil Engineering
Master's Thesis
Supervisor: Prof. Dr. Yılmaz KOÇAK
January 2025, 68 pages

With the production of ready-mixed concrete, the quality of concrete used in the construction sector is increasing day by day. The quality of concrete is directly related to its compressive strength and related tests are labour intensive and time consuming. Therefore, numerical simulations, regression analyses, artificial intelligence-based learning algorithms are used to predict the compressive strength of concrete. However, the non-linear and complex correlation between different types of materials in concrete makes it difficult to predict the compressive strength of concrete at the desired level. For this reason, artificial learning algorithms such as artificial neural networks, adaptive network-based fuzzy inference system, and Gradient Boosting (Extreme Gradient Boosting, Light Gradient Boosting, Categorical Boosting) are used extensively in research in construction technology. In the models, for each concrete class, samples were taken from 20 separate concrete pours prepared at a ready-mixed concrete plant and delivered to the construction site. Two samples were taken from these specimens and compressive strength tests were performed on the 7th and 28th hydration days. Of the total 480 data obtained, 70% for training and 30% for testing were used. For the reliability of the predicted results, R², MAPE and RMSE statistical methods most frequently used in the literature were utilised. In addition, in order to compare the actual results with the predicted results, the average of all samples taken during casting was taken for each concrete class and hydration day separately. As a result, it was determined that the actual results obtained and the test data of all models were very close to each other. Accordingly, the compressive strengths of concrete classes C16/20, C20/25, C25/30, C30/37, C35/45 and C40/50 were determined for 7 days with an error between 0.930% and 0.116%, 1.886% and 0.562%, 1.194% and 0.582%, 2.071% and 1.251%, 1.170% and 0.278% and 1.275% to 0.360%, 1.896% to 0.927%, 1.450% to 0.364%, 1.030% to 0.699%, 0.749% to 0.050%, 0.727% to 0.199% and 0.808% to 0.774% for 28 days, respectively. Therefore, it is concluded that there is a good agreement between the results obtained from the experiments and the prediction results and that the compressive strengths can be predicted with “high accuracy” or “very good” with all the models created.

Keywords: Concrete, Compressive strength, ANN, ANFIS, Gradient Boosting.

1. GİRİŞ

Beton kalitesi, hazır beton teknolojisi sayesinde her geçen gün artmaktadır. Üretilen beton kalitesi doğrudan basınç dayanımıyla ilgili olup, sonuçların elde edilmesinde kullanılan deneyler emek yoğun ve zaman alıcıdır. Bu emek yoğun ve zaman alıcı süreçleri kısaltabilmek amacıyla regresyon analizleri, sayısal simülasyonlar, yapay zeka tabanlı öğrenme algoritmaları gibi bir çok tahmin yönteminin beton basınç dayanımlarını tahmin etmek için yoğun olarak kullanıldığı literatürden izlenmektedir. Ancak, beton içerisindeki farklı malzeme türleri arasındaki doğrusal olmayan ve karmaşık korelasyon, beton basınç dayanımlarının arzu edilen seviyede tahmin edilmesini güçleştirmektedir. Bu yüzden yapılan çalışmadaki amacımız, yapay sinir ağları (YSA), uyarlamalı ağ tabanlı bulanık çıkarım sistemi (ANFIS) gibi geleneksel algoritmalar ve son dönemde ilgi çeken ve doğru sonuçlar sunan gradyan artırma algoritmalarından olan Aşırı Gradyan Artırma (XGBoost), Hafif Gradyan Artırma (LightGBM) ve Kategorik Artırma (CatBoost) algoritmaları ile kısa sürede ve küçük hatalarla tahmin yapabilen modeller oluşturmaktır.

Bu amaçlardan yola çıkarak yapılan çalışmada, öncelikle bir hazır beton santrali tarafından üretilen C16/20, C20/25, C25/30, C30/37, C35/45 ve C40/50 beton sınıflarına ait tasarım parametreleri ve basınç dayanımı sonuçları elde edilmiştir. Bu sınıflar için da kullanılan malzemeler giriş değişkenleri olarak kullanılarak üç YSA, üç ANFIS ve XGBoost, LightGBM ile CatBoost gibi üç Gradient Boosting modeliyle bu beton sınıflarının basınç dayanımları tahmin edilmektedir. Çalışmada her bir beton sınıfı için 20 ayrı beton dökümünden 7. ve 28. hidratasyon günleri için elde edilen basınç dayanımı sonuçları kullanılmıştır. Modelleri oluşturmak için her bir hidratasyon günü için 2'şer örnekten oluşan ve her bir beton sınıfı için 80 numuneden oluşan toplam 480 adet veriden yararlanılmıştır. Modellerde verilerin %70'i eğitim, %30'u ise test süreçlerinde kullanılmıştır. Tahmin edilen sonuçların güvenilirliği için literatürde en sık kullanılan R^2 , MAPE ve RMSE istatistiksel yöntemlerinden faydalanılmıştır. Ayrıca gerçek sonuçlar ile tahmin edilen sonuçların karşılaştırılabilmesi için her bir beton sınıfı ve hidratasyon günü için ayrı ayrı döküm esnasında alınan tüm örneklerinin ortalaması alınmıştır.

Bu bağlamda yapılan tez çalışması beş temel bölümden oluşmaktadır.

Birinci bölüm “Giriş” başlığından oluşmakta olup, içeriğinde çalışmanın önemi, amacı ve neler yapıldığı ile ilgili bilgiler bulunmaktadır.

İkinci kısımda ise ilk önce literatür taraması yapılarak konuyla ilgili hangi çalışmaların yapıldığı konusu ile ilgili bilgilere yer verilmiştir. İkinci başlık YSA ile ilgili temel bilgilerden oluşmaktadır. Daha sonra beton tasarımında kullanılan çimento, agregalar, karışım suyu ve akışkanlaştırıcı katkı ile ilgili bilgiler sunulduktan sonra, hazır beton konusuna yer verilmektedir. Son olarak YSA, ANFIS, Gradient Boosting algoritmaları kısaca tanıtılarak bu bölüm tamamlanmıştır.

Üçüncü bölüm başlangıcında, çalışmada kullanılan malzemeler ve özelliklerine yer verilmiştir. Daha sonra beton sınıflarının tasarım parametreleri, betonların üretilmesi ve basınç dayanımlarının hangi koşullarda yapıldığı ile ilgili bilgilere yer verilmektedir. Üçüncü ara başlıkta YSA, ANFIS ve Gradient Boosting model parametreleri ve kullanılan modeller ayrıntısı ile açıklanmaktadır. Son olarak modellerle elde edilen bulgular ile deneysel basınç dayanımı sonuçlarının kıyaslanması için kullanılacak istatistiksel yöntemler sunularak bu bölüm tamamlanmıştır.

Dördüncü bölümde, beton dökümü sırasında alınan ve YSA, ANFIS, Gradient Boosting modellerinde eğitim ve test için kullanılan numunelerin basınç dayanımı değerleri ilgili şekillerde sunularak, en küçük ve en büyük basınç dayanım sonuçlarına yer verilmektedir. Daha sonra YSA, ANFIS ve Gradient Boosting modelleriyle test aşamasında tahmin edilen verilerle, test için ayrılan basınç dayanımı sonuçları ilgili şekillerde verilmiş, her hidrasyon günü için basınç dayanımı değerleri sayısal olarak belirtilmiştir. Bir sonraki bölümde modellerin güvenilirliğini görebilmek için istatistiksel olarak hesaplanan sonuçlar, ilgili şekillerde kıyaslanmaktadır. Son bölümde ise gerçek sonuçlarla tahmin sonuçları arasında uyumu daha iyi görebilmek için her bir beton sınıfı ve hidrasyon günü için ayrı ayrı döküm esnasında alınan ve eğitim ve testlerde kullanılan tüm örneklerinin ortalaması alınmıştır. Elde edilen bu değerler ile tüm modellerinin test aşamasında tahmin edilen değerleri karşılaştırılmıştır.

Son bölümde ise elde edilen sonuçlar özet olarak sunularak, modellerin başarısı ile ilgili bir yargıya varılmaya çalışılmaktadır.

2. GENEL KISIMLAR

2.1. KAYNAK ARAŞTIRMASI

Beton, yaygın olarak kullanılan bir yapı malzemesi olup hem dayanım hem de dayanıklılık özellikleri bakımından kapsamlı araştırmalara konu olmuş bir malzeme olarak öne çıkmaktadır [1]. Yapılarda kullanılan beton kalitesi, hazır beton teknolojisi sayesinde önemli ölçüde değişmiştir. Hazır beton, uygun oranlarda bir araya getirilen malzemelerin (çimento, agrega, su ve/veya kimyasal ve mineral katkı maddeleri) bir beton santralinde veya mikserinde bilgisayar kontrolüyle karıştırılması ve tüketiciye “taze beton” olarak sunulmasıyla üretilir [2]. Hazır beton üretimiyle arzu edilen betonun seri üretimi sağlanmış ve istenilen özellikler elde edilmiştir. Bu nedenle günümüzde basınç dayanımı C30/37 veya daha yüksek olan betonların üretimi ve kullanımı yaygınlaşmıştır [3]. Basınç dayanımı, betondan inşa edilen yapıların güvenliği ile doğrudan ilgilidir ve ülkeler arasında değişen ilgili standart kodlara uymalıdır. Betonun basınç dayanımını belirlemek için, kübik veya silindirik bir numune, gerekli kürlenme süresinden sonra bir basınç test makinesi kullanılarak test edilmektedir. Elde edilen silindirik veya küp numunelerin 28 günlük basınç dayanımı, ulusal ve uluslararası düzenlemeler tarafından betonun karakteristik basınç dayanımı olarak kabul edilmektedir. Bu testler emek yoğun ve zaman alıcıdır. Bu nedenle, betonun basınç dayanımını tahmin etmek için yapay zeka tabanlı modeller, regresyon yöntemleri ve sayısal simülasyon gibi farklı yöntemler kullanılmaktadır. Ancak, ilgili değişkenler arasındaki karmaşık doğrusal olmayan korelasyon, basınç dayanımının doğru değerlerini elde etmeyi çok zorlaştırmaktadır [4]. Bu bağlamda, YSA, ANFIS, Gradient Boosting ve diğer yapay öğrenme algoritmaları, inşaat teknolojilerindeki araştırmalarda sıklıkla kullanılmaktadır.

Bu çalışmalardan birinde [5], 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, ince ve iri agrega, süper akışkanlaştırıcı, su ve numune yaşını kullanmıştır. Çıkış olarak ise basınç dayanımı (MPa) değerlerini belirlemeye çalışmıştır. Elde edilen sonuçların

güvenirliği için belirleme katsayısı (R^2), hata kareleri ortalamasının karekökü (RMSE) ve ortalama mutlak yüzde hata (MAPE) istatistiksel verilerinden yararlanmış 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 [5].

Bir diğer çalışmada [6], 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 (f_c), beton su emme derinliğine (WP) ve yarmada çekme dayanımına (f_t) etkileri incelenmiştir. Ayrıca bu çalışmada betonun özelliklerini tahmin etmek için ikinci dereceden regresyon ve YSA modelleri kullanılmıştır. Sonuçlar, yerinde beton sıcaklığı, kür süresi ve nemli kürlenmenin f_c , f_t 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 çalışmalardan 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 [6].

[7] yaptıkları bir diğer araştırmada, 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; Durbin-Watson istatistiği 1,5030, 1,1670 ve 1,5799; MAPE değerleri 0,5510, 0,4200 ve 0,3610 olarak elde edilmiştir. Tüm sinir ağı modellerinin istatistiksel veriler açısından olumlu olduğu ve gerçek değerler ile 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 [7].

[8] makine öğreniminin ilk kullanımlarından biri sayılabilecek yapı mühendisliği alanında öncü bir çalışma gerçekleştirmiştir. Çalışmada, bükülmeye maruz kalan dikdörtgen kesitli betonarme kolonların deformasyon değerlerinin tahmin edilmesi için YSA algoritmasından yararlanılmıştır. Çıkarımlar yapabilmek için modelin tahmin bulguları ile mevcut deneysel sonuçlar arasında karşılaştırmalar yapılmıştır [8].

[9], eksenel yük azaltma analiziyle çeviri kapasitesini değerlendiren çalışması da makine öğreniminin ilk uygulamalarından biri olarak değerlendirilebilir. Çalışma öncelikle veri setindeki betonarme kolonların hasar türlerinin sınıflandırılmasını içermektedir. Daha sonra hem sürüklenme kapasitesindeki hem de eksenel yükteki azalmadan kaynaklanan sürüklenme kapasitesi değerlerini tahmin etmek için Bayes tekniği ve olasılıksal bir yaklaşım kullanılarak bir tahmin modeli tanıtılmıştır. Çalışmanın sonuç aşamasında, elde edilen tahmin değerleri çeşitli istatistiksel performans ölçütleri kullanılarak değerlendirilmiş ve sonuçlar çıkarılmıştır [9].

[10], 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 sürecinde ANFIS ve YSA modelleri için değerleri sırasıyla 0,9879-0,9976, 0,0106-0,0042 ve 0,7827-0,3521 olarak belirlemişlerdir. Modellerden elde ettiği bu istatistiksel veriler, zeolit ve diatomit katkılı betonların basınç dayanım değerlerini tahmin etmek için YSA'nın ANFIS'e göre nispeten daha güçlü bir potansiyele sahip olduğunu göstermiştir [10].

[11], 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 [11].

Bir başka çalışmada [12], hidrasyon yaşı, çimento, su, yüksek fırın cürufu, uçucu kül, süperakışkanlaştırıcı, iri agrega ve ince agrega kullanarak beton basınç dayanımını tahmin etmek için bir YSA, bir destek vektör makinesi, çoklu doğrusal regresyon ve bir regresyon ağacı modeli kullanmıştır [12]. [13] tarafından yapılan çalışmada, atık plastik takviyeli betonun Marshall kararlılığını tahmin etmek için YSA, destek vektör makinesi (SVM), rastgele orman (RF), rastgele ağaç (RT) ve torbalama RT kullanarak bir çalışma gerçekleştirilmiştir [13]. [14], yakın zamanda yaptıkları çalışmada, FRP çubuklarla güçlendirilmiş beton döşemelerin delme kesme kapasitesini tahmin etmede ANN ve Gradient Boosting tabanlı tahmin tekniklerinin yeteneklerini araştırmışlardır [14]. [15], dördüncül karma betonun basınç dayanımını tahmin etmek için dört farklı gradyan artırma tekniği kullanmıştır. Çalışmada Gradient Boosting Regressor, Light Gradient Boosting Model, Extreme Gradient Boosting ve CatBoost makine öğrenimi yöntemleri kullanılmıştır. Her algoritma için hiperparametre optimizasyonu beş katlı çapraz doğrulama ile gerçekleştirilmiştir. Araştırma, CatBoost tekniğini kullanarak daha olumlu sonuçlar verdiğini ve her bir gradyan artırma yaklaşımı için beş model içeren toplam yirmi ideal modelin oluşturulmasıyla sonuçlandığını göstermiştir [15]. [16], karar ağacı

modellerini kullanarak geopolimer betonun basınç dayanımını tahmin etmeye çalışmışlardır. Çalışmada modellerin doğruluğunu değerlendirmek için karar ağacı, XGBoost ve Random Forest yöntemleri kullanılmıştır. Değerlendirme, ortalama mutlak yüzde hata ve ortalama mutlak hata gibi metrikler kullanılarak gerçekleştirilmiştir. XGBoost yaklaşımı, deneysel deneylerle de gösterildiği gibi, geopolimer betonun basınç dayanımının hesaplanmasında daha doğru bulgular sağlamıştır [16]. [17] bir başka çalışmada sünek özelliklere sahip betonarme çerçeveli yapıların sismik performansını analiz etmek için ayrı bir araştırma yapmışlar ve regresyon, AdaBoost ve XGBoost gibi makine öğrenimi algoritmalarını kullanarak yapısal çöküşün türünü kategorize etmişlerdir [17].

Tüm bu çalışmalarda ve diğer birçok araştırmada, inşaat teknolojisi alanındaki birçok problemin çözümü için makine öğrenme algoritmaları yoğun olarak kullanılmaktadır [18,19,20,21,22,23,24,25,26].

2.2. BETON VE MALZEMELERİ

2.2.1. Beton ve Hazır Beton

Beton, uygun oranda çimento, ince ve iri agrega, su ile gerektiğinde kimyasal ve/veya mineral katkı malzemelerinin homojen karışımlarından oluşan kompozit bir malzemedir [27]. Beton, ilkerdoğan 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 [28]. Binaların yapımında ve diğer altyapı projelerinde yoğun olarak kullanılan beton için 2050 yılına gelindiğinde yaklaşık 7,5 milyar m³'e (yaklaşık 18 milyar ton) ihtiyaç olacağı beklenmektedir [29]. Dolayısı ile bu ihtiyaca cevap verecek kaliteli beton üretimi için de hazır beton santrallerine ihtiyaç duyulmaktadır.

Hazır beton, belirli miktarlardaki malzemelerin bir beton santralinde veya mikserde bilgisayar kontrolünde bir araya getirilmesiyle elde edilen ve daha tazeyken kullanıcıya verilen betondur [30]. Hazır beton, şantiyelerde elle karıştırılan veya mikserle hazırlanan betondan, öncelikle bilgisayar kontrolüyle yapılması ve gelişmiş tesislerde üretilmesiyle ayrılır. Hazır beton tesisleri, hazır betonun yapıldığı veya üretildiği yerlerdir. Hazır beton için ilk patent Almanya'da 1903 yılında verilmiştir. Ancak hazır betonun ilk fiili üretimi ve teslimatı 1913 yılında Amerika Birleşik Devletleri'nde gerçekleşmiştir. Transmikser

olarak bilinen beton taşıyıcıların bugünkü haliyle geliştirilmesi 1926 yılında gerçekleşmiştir [30]. Hazır betonun Türkiye’de kullanımının 1980’li yıllarda başlaması diğer ülkelerle karşılaştırıldığında nispeten yeni bir gelişme olduğunu düşündürmektedir [31].

Hazır beton üretiminde malzemelerin karıştırılacağı oranların belirlenmesi için beton karışım hesaplarının doğru yapılması, karıştırma işleminin uygun şekilde yapılması, üretilen taze betonun taşınması, yerleştirilmesi, sıkıştırılması ve yüzey düzgünleştirilmesi işlemlerinin uygun şekilde yapılması gerekmektedir. Bu işlemler doğru yöntemlerle yapılmalı ve sürecin her adımı doğru şekilde gerçekleştirilmelidir. İstenilen kalitede hazır beton üretebilmek için hem kaliteli hem de ekonomik malzemelerin seçilmesi gerekmektedir. Bu noktada [27] belirttiği gibi kalite kontrol tedbirlerinin uygulanması zorunludur [27].

Hazır beton üretimi, yaş veya kuru sistem ile gerçekleştirilebilmektedir. İki sistem arasındaki ayrım, su ölçümü ve karıştırma işlemlerinin santralde mi yoksa transmikserin bir parçası olarak mı yapıldığına dayanmaktadır. Yaş karışimli hazır beton, beton santralinin su dahil tüm bileşenlerin ölçülmesinden ve karıştırılmasından oluşan bir beton türüdür. Yaş sistemde tartılan malzemeler büyük bir mikserde boşaltılmaktadır. Bu esnada karışım homojen bir kıvama gelinceye kadar mikserde karıştırılmaktadır. Kuru sistemde, agrega ve çimento beton santralinde ölçülerek santral veya transmikserde karıştırılır. Teslimat yerinde su ve varsa kimyasal katkı maddeleri ölçülür, karıştırılır ve eklenir [32].

Hazır beton üretiminde kullanılacak bileşenlerin (çimento, agrega, su ve/veya katkı maddeleri) kalitesini ve uyumluluğunu değerlendirmek için üretim sürecinin ilk aşamasında laboratuvar testlerinin yapılması gerekmektedir. Bu sayede homojen, hızlı ve mükemmel kalitede beton, tam bilgisayar kontrolü ile üretilmektedir. Bu tesisler betonu oluşturan bileşenlerin ölçüm ve karıştırma ünitelerinden oluşmaktadır. Santral işletmecisi, üretilcek betonu tanımlayan formülün numarasını bulmaktan ve bilgisayar sistemi üzerinden kontrol etmekten sorumludur. Bu, hazır beton üretim sürecinin ilk adımıdır. İlk komutun uygulanmasının ardından ayrı bölmelerde tutulan agrega, çimento ve su eş zamanlı tartıma alınır. Daha sonra tartılan agrega, taşıma bandı veya kova yardımıyla mikser tamburuna taşınır. Çimento, su ve bulunabilecek kimyasal katkıları kazana aktarılarak karıştırılır. Bir beton yığınının hacmi, bir tesisten diğerine farklılık gösterse de genellikle bir ile üç m³ arasında değişir. Santralde karıştırma süresini de belirleyen standartlardır ve bu kriterler harman hacmiyle orantılıdır. Hazır Beton

Standardı TS EN 206-1[33] uyarınca bir m³ küçük karışımların karıştırılması için gereken minimum süre kırk beş saniye olup, ilave her yarım m³ için ilave on beş saniye gerekmektedir [33]. Ancak yaş karışım çeşidinin imalatı söz konusu olduğunda, mikserin nakliyesi sırasında birleşim de gerçekleştiği dikkate alınarak bu süre yarıya indirilebilir. Dolum işleminin tamamlanmasının ardından uygun şekilde harmanlanan karışım transmikserle boşaltılır ve işlem defalarca tekrarlanır [34].

Hazır beton döküm işlemi döküm öncesi hazırlıklar ve beton dökümü aşamalarından oluşmaktadır [34].

Döküm öncesi hazırlıklarda aşağıdaki madelere dikkat edilmelidir. Bunlar;

- Toprak zemine beton dökülecekse zemin yaklaşık 15 santimetre derinliğe kadar sıkıştırılıp suya doymun hale getirilmelidir. Bu, döşenecek ilk beton tabakasının, betonun karıştırılmasında kullanılan suyu emmesini önleyecektir.
- Kayalık araziye beton dökülecekse zemindeki gevşek parçaların temizlenmesi, yüzeylerin ıslatılması ve su birikintisi oluşmaması için önlem alınması gerekir.
- Kalıba beton dökülecekse döküm işlemine başlanmadan önce betonun temas edeceği kalıp yüzeylerinin temizlenmesi gerekir.
- Döküm işlemine başlamadan önce tüm kalıpların ve iskelenin taşıma kapasitesinin kontrol edilmesi önemlidir. Ayrıca ahşap kalıplarda döküm ve yerleştirme işlemleri sırasında betonun çevreye sızmaması için kalıp tahtaları arasında boşluk kalmaması gerekir.
- Döküm işlemine başlamadan önce beton dökülecek kısımlardaki donatı ve etriyelerin çapı, sayısı, aralıkları ve yerleşimi son kez kontrol edilmelidir.
- Beton dökümü için mevcut olan eleman, alet ve ekipman sayısı hem nicelik hem de nitelik bakımından yeterli olmalıdır.
- Pompa ve transmikserlerin üreticiden gelmeden önce çalışma alanlarına hazırlık yapılması gerekmektedir.
- Beton döküm işleminde ise dikkat edilecek hususlar aşağıda maddeler halinde sunulmaktadır.
- İnşaat, döküm ve bakım işlemleri sırasında betonun oluşturulduğu ortamın sıcaklığının ortalama +5 °C ile +30 °C arasında olması gerekmektedir. Aynı zamanda

beton dökümü için en uygun hava koşulları aşırı rüzgâr ve yağmurun olmadığı ortamlardır.

- Dökülen betonun yüksekliği teknik olarak daha yüksek bir yükseklik gerektirmedikçe 15 ila 30 santimetre arasında olmalıdır.
- Betonun yatay hareketinin minimumda tutulması tavsiye edilir çünkü bu, kaba çakılların ayrılmasını en kolay hale getirecektir.
- Betonun kalıpların ortasına dik yönde dökülmesi önerilen yöntemdir. Ayrılma riskini sınırlamak için serbest düşme yüksekliğinin 1,5 metreyi geçmemesi tavsiye edilir.
- Beton kolonun kalıplarına eğer kolon başlarından dökülecekse, donatı içerisine en az elli santimetre derinliğinde elastik huni kullanılması tavsiye edilir. Bu, betonun üzengi demiri ve kalıp yüzeyleri ile temas ettiğinde çatlamasını önleyecektir.
- Eğimli yüzeylerde beton dökümü en alt noktadan başlamalı ve en yüksek konuma gelinceye kadar yukarıya doğru devam etmelidir.
- Beton perdelerde kapı ve pencere açıklıklarının üst köşelerinde çatlak oluşmasını önlemek için beton dökümü boşluğun üst seviyesine ulaştığında durdurulmalı ve bir ila üç saat sonra devam ettirilmelidir. Bu çatlakların oluşmasını önleyecektir.

Hazır betonun yerleştirilmesindeki amaç beton içindeki hava boşluklarının en aza indirilmesidir. Çünkü betonun boşluklu olması halinde, dayanım ve dayanıklılık azalacaktır. Bu nedenle dökülen her beton partisinin, vibratör ile sıkıştırılması gerekmektedir. Gerektiğinde şiş ve tokmak da kullanılabilir. Beton yerleştirme işlemi sırasında kullanılabilecek üç farklı vibratör türü vardır. Bunlar daldırma, yüzey ve kalıp vibratörü (dış vibratör) olarak sıralanmaktadır [34].

Daldırma vibratörlerine yerleştirilen tabakanın kalınlığı en az otuz santimetre, en fazla yetmiş santimetre olmalıdır. Titreşimin uygulanacağı yerler arasındaki mesafenin kırk santimetreden az, yetmiş santimetreden fazla olmaması tavsiye edilir. Ayrıca vibratörün yüzeye dik bir yönde daldırılması gerekir. Vibratörün beton içerisinde beş ila on saniye kadar bırakılması tavsiye edilir. Yüksek genlik ve düşük frekans, yüzey vibratörleri için arzu edilen özelliklerdir. Yüzey vibratörü ile yerleştirilen tabaka kalınlığının yirmi santimetreyi geçmemesi tavsiye edilir. Kalıp ve betonun bulunduğu donatı yüzeylerinin büyük olduğu durumlarda kalıp vibratörlerinden yararlanılmalıdır. Kalıp vibratörleri kullanıldığında kalıpların titreşime dayanıklı olmasını sağlayacak önlemlerin alınması

gerekmektedir. Betonun yerleştirme sonucu normal yüksekliğe ulaşmasını sağlamak için yerleştirme öncesinde beton seviyesinin kalıp seviyesinden iki ila üç santimetre yüksekliğe yerleştirilmesi tavsiye edilir [34].

2.2.2. Çimento

Çimento, su ile birleştiği zaman kimyasal reaksiyonlar sonucunda sertleşen, sertleştikten sonra su altında bile kararlı yapısını koruyan hidrolik bağlayıcı olarak tanımlanmaktadır [27]. Kalker (kireçteşi), kil veya marn gibi sedimenter kayalar çimento hammaddesini oluşturmaktadır. Genellikle kalker, kil ve/veya marn ya da çimento için uygun kimyasal özelliklerdeki marn ile çimento üretilmektedir. Çimento için uygun kimyasal yapıdaki bu malzemeler 10 µm civarında öğütülerek çimento üretim tesislerindeki döner fırınlarda 1350-1600 °C aralıklarındaki yüksek sıcaklıkta pişirilmektedir. Pişirilen bu ürünler döner fırından çıkışta aniden soğutulmakta ve küresel yapıdaki klinker adını alan ürün ortaya çıkmaktadır. Klinker, priz (katılaşma) süresini ayarlamak için %3-6 oranında alçı taşıyla ($\text{CaSO}_4 \cdot 2\text{H}_2\text{O}$) birlikte öğütülerek Portland çimentosu adı verilen nihai ürün elde edilmektedir [27,35].

Çimentoların karakteristik değerlerle verilen mekanik ve fiziksel özellikleri Çizelge 2.1’de verilmektedir [36]. Ayrıca çimentolar TS EN 197-1 standardında 5 ana tipte ve 27 farklı başlıkta gruplandırılmış ve Çizelge 2.2’de gösterilmiştir [36].

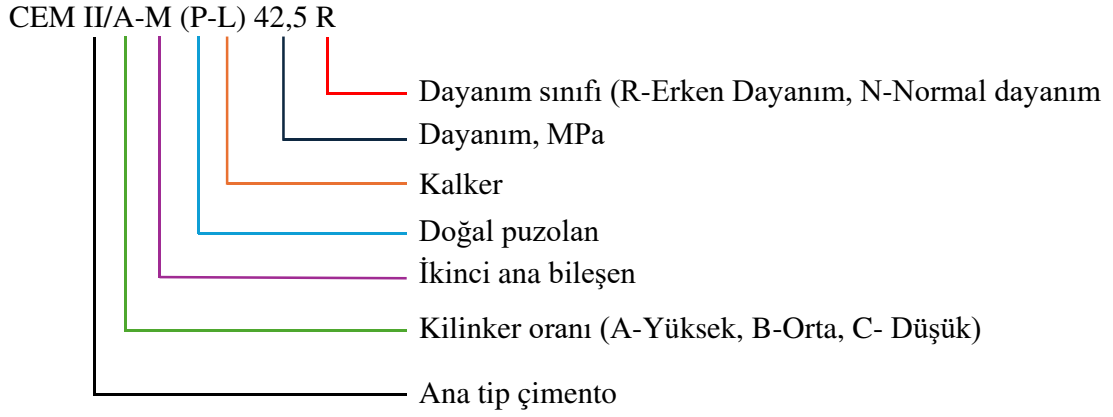
Çizelge 2.1. Çimentoların mekanik ve fiziksel özellikleri.

Dayanım sınıfı	Basınç dayanımı, MPa				Priz başlama süresi, dk	Genleşme, mm	Özgül yüzey, cm ² /g
	Erken dayanım		Standart dayanım				
	2-gün	7- gün	28-gün				
32,5 N	-	≥ 16	≥ 32,5	≤ 52,5	≤ 75	≤ 10	2800
32,5 R	≥ 10	-					
42,5 N	≥ 10	-	≥ 42,5	≤ 62,5	≤ 60		
42,5 R	≥ 20	-					
52,5 N	≥ 20	-	≥ 52,5	-	≤ 45		
52,5 R	≥ 30	-					

Çizelge 2.2. Genel çimento tipleri.

Ana Tip	Genel Tip		Ana bileşen (kütlege), %										Minör ilave bileşen, %	
			K	S	D	P	Q	V	W	T	L	LL		
CEM I	Portland çimento	CEM I	95-100										0,5	
CEM II	Portland çürüflü çimento	CEM II/A-S	80-94	6-20										
		CEM II/B-S	65-79	21-35										
	Portland silis dumanlı çimento	CEM II/A-D	90-94		6-10									
	Portland puzolanik çimento	CEM II/A-P	80-94			6-20								
		CEM II/B-P	65-79			21-35								
		CEM II/A-Q	80-94				6-20							
		CEM II/B-Q	65-79				21-35							
	Portland uçucu küllü çimento	CEM II/A-V	80-94					6-20						
		CEM II/B-V	65-79					21-35						
		CEM II/A-W	80-94						6-20					
		CEM II/B-W	65-79						21-35					
	Portland pişmiş şistli çimento	CEM II/A-T	80-94							6-20				
		CEM II/B-T	65-79							21-35				
	Portland kalkerli çimento	CEM II/A-L	80-94								6-20			
		CEM II/B-L	65-79								21-35			
		CEM II/A-LL	80-94									6-20		
		CEM II/B-LL	65-79									21-35		
	Portland kompoze çimento	CEM II/A-M	80-88	12-20										
		CEM II/B-M	65-79	21-35										
CEM III	Yüksek fırın çürüflü çimento	CEM III/A	35-64	36-65										
		CEM III/B	20-34	66-80										
		CEM III/C	5-19	81-95										
CEM IV	Puzolanik çimento	CEM IV/A	65-89		11-35									
		CEM IV/B	45-64		36-55									
CEM V	Kompoze çimento	CEM V/A	40-64	18-30		18-30								
		CEM V/B	20-38	31-49		31-49								
K: Klinker, S: yüksek fırın çürufu, D: silis dumanı, P: doğal puzzolan, Q: doğal kalsine puzzolan (endüstriyel puzzolan), V: silissi uçucu kül, W: kalkersi uçucu kül, T– pişmiş şist, L / LL: Kalker														

Ayrıca çimento tanımları TS EN 197-1 standardına göre Şekil 2.1’deki gibi yapılmaktadır [36].



Şekil 2.1. Çimento tanımları.

Çimento seçimi yapılırken yapıların özellikleri, gereksinimleri ve çevresel koşullar dikkate alınarak bu çimento türleri arasından uygun olanının seçilmesi oldukça önemlidir.

2.2.3. Agregalar

Agrega, bağlayıcı malzeme ve su ile beraber kullanılan ince malzeme olarak kum, iri malzeme olarak çakıl ve kırma taş vb. taneli malzemeler olarak ifade edilmektedir. Beton içerisindeki en büyük hacmi kaplayan agregalar yaklaşık %75 oranındadır [27]. Ayrıca pişmiş kil, genleştirilmiş perlit, uçucu kül, yüksek fırın cürufu gibi malzemelerin işlem görmesi sonucunda oluşan çeşitli agregalar tipleri de beton üretimde tercih edilmektedir [37].

Agregalar TS EN 12620 standardında belirtilmiş olan gerekleri sağlamalıdır. Yani tane şekli ve yüzey dokusu, su emmesi, en büyük tane boyut değeri, tane boyut dağılımı, özgül ağırlığı, birim ağırlığı, elastisite modülü, genleşme katsayısı, ısısal özellikleri, yabancı madde var mı varsa türü ve miktarı, aşınmaya ve donmaya dayanıklılığı ve dayanımları gibi özellikleri mutlaka uygun olmalıdır [27, 38]. Çünkü beton kalitesiyle agregalar kalitesi doğru orantılı olarak değerlendirilmektedir.

Beton içerisinde kullanılan agregalar; sertleşme sonrası betonun hacim değişikliğinin önlenmesi veya azaltılması, aşınmaya karşı dayanımının artması, çevre etkilerine karşı dayanıklılığının artması, betonun taşımakta olduğu yüklere karşı dayanımının artması gibi teknik özellikler sağlayabilir [37].

2.2.4. Beton Karışım Suyu

Beton karışım suyu, çimento ile hidrasyon reaksiyonuna girerek bir hamur oluşturmak

suretiyle agraları birbirlerine bağlamakta ve kararlı bir yapı oluşturmaktadır. Dolayısı ile karışım suyunun kalitesi ve miktarı beton özelliklerinin önemli ölçüde etkilenmesine neden olmaktadır [27].

Karışım suyu temiz, içilebilir, berrak ve kokusuz olmalıdır [39]. Betonda kullanılacak su asit niteliğinde olmamalı, içeriğinde betona zarar verebilecek olan sülfat, değişik tuz gibi kimyasal maddeleri bulundurmamalıdır. Beton karışım sularının, içme suyu standartlarına uygun olmayanlarından bazılarını da kullanmak suretiyle iyi bir beton üretilbilmektedir. Ancak uygun özelliklere sahip olmayan bir su eğer karışım da kullanılırsa, beton kalitesi olumsuz etkilenebilir. Bu durumda priz süresi, dayanıklılık gibi özellikler da olumsuz etkileyebilir, rötne oluşabilir ve betonda çiçeklenme görülebilir. Bu yüzden, fazla miktarda erimiş madde, askıda katı madde, organik madde ya da erimiş tuzlar bulunan sular, beton içerisinde kullanılmamalıdır [40,41]. Ayrıca betonda gerekli olan su miktarının aşılması, betonun dayanımına zarar vermektedir. Çünkü su-çimento oranı betonun hem dayanım hem de dayanıklılığını doğrudan etkilemektedir [42].

2.2.5. Kimyasal Katkı Malzemeleri

Katkı maddeleri, harç ve betonun hem tazeyken hem de sertleşmişken özelliklerini değiştirmek amacıyla beton karışımlarına küçük miktarlarda eklenen maddelerdir. Bu maddelerin betonun ve yapının nihai özelliklerine olumsuz etkisi yoktur [43]. Bu maddeler çimentonun erken yaş mukavemetinin artmasını sağlamak, beton üretiminde su kullanımını azaltarak nihayi mukavemetini arttırmak, soğuk havada betonun dökülebilmesini sağlamak, dış etkenlere dirençli beton üretmek gibi olumlu sonuçlar vermektedir [44]. Katkılar, beton, harç veya çimento bulamacı karışımına eklenen inorganik veya organik bileşenlerdir. Bu maddeler katı veya sıvı formda olabilir ve çimento veya bağlayıcının ağırlığının %5'ini geçmemelidir [45]. Sıvı katkıları, karıştırma işlemi sırasında beton karışımı içerisinde düzgün şekilde dağılma kabiliyetlerinin artması nedeniyle kullanılmaktadır [32].

Katkı maddelerinin kullanılmasında aşağıda belirtilen hususların dikkate alınması gerekmektedir [46].

- Belirtilen kurallara uymayan kalitesiz beton, katkı maddeleri kullanılarak iyileştirilemez.
- Katkı malzemelerinin kullanılmadan önce diğer kimyasallarla uyumluluğunun belirlenmesine yönelik çalışmaların yapılması önemlidir.

- Kullanmadan önce, üretici tarafından sağlanan katkı maddelerinin önerilen dozajlarının uygunluğunu belirlemek için testler yapılması gerekir.
- Katkı maddelerinin birincil rollerinin yanı sıra ikincil rolleri de vardır.
- Birden fazla katkı maddesi kullanılması durumunda, bu malzemelerin uyumluluğunun araştırılması gerekir.

Katkılar, yarattıkları etkilere ve amaçlarına göre kategorize edilebilir. Kimyasal katkı maddeleri aşağıdaki gibi sıralanabilir [32, 47].

- Su indirgeyiciler (Tip A),
- Priz geciktiriciler (Tip B),
- Priz hızlandırıcılar (Tip C),
- Su indirgeyici ve priz geciktiriciler (Tip D),
- Su indirgeyici ve priz hızlandırıcılar (Tip E),
- Yüksek oranda su indirgeyiciler (Tip F),
- Yüksek oranda su indirgeyiciler ve priz geciktiriciler (Tip G).

Plastikleştiriciler genellikle bir maddedeki su miktarını azaltan ilavelerdir. Kimyasal katkı maddeleri aynı işlenebilirlik seviyesini korurken su kullanımının azaltılmasına olanak sağladığı gibi, aynı miktarda su ile daha yüksek işlenebilirlik seviyesine ulaşmayı da sağlamaktadır [32]. Dolayısı ile aynı düzeyde işlenebilirliği korurken %5-%15 oranında su tasarrufu sağlayabilir. Mukavemet ile su/çimento oranı arasındaki ilişki nedeniyle, katkı maddelerinin eklenmesi aynı mukavemetin daha az miktarda çimento ile elde edilmesini sağlar. Bu durum maliyet açısından uygun gibi görünse de, daha düşük çimento dozajıyla üretilen betonun dayanıklılığı zamanla bozulacağından ve hızla yok olacağından aslında pek tercih edilmeyen bir durumdur [46].

Beton yapılarda su azaltıcı katkıların kullanılmasının faydaları [48];

- Saf betonla aynı işlenebilirliği korurken su içeriğini azaltarak malzemenin mukavemetini arttırmakta,
- Manevra kabiliyetini artırmakta ve daha rahat konumlandırmayı kolaylaştırmakta,
- Beton karışımının daha kompakt olmasını sağlayarak geçirimsizliği ve donma-çözülme direncini arttırmakta,

- Terlemeyi ve ayrımcılığı azaltmakta,
- Çimento ve agrega arasındaki bağın güçlendirilmesini sağlamakta,
- Kılcal damarların suyu emme yeteneğini azaltmakta şeklinde sıralanmaktadır.

Beton üretiminde su azaltıcı katkı maddelerinin kullanılması bazı olumsuz sonuçlara yol açabilmektedir. Birincil faktörler, katılaşma başlangıcındaki bir gecikme ve hava direncinin neden olduğu kuvvette bir azalmadır. Üstelik bu ilaveler betonun akışkanlığı açısından da herhangi bir avantaj sağlamamaktadır. Daha düşük C_3A konsantrasyonuna sahip çimentolarla daha yüksek uyumluluk gösterirler. Bu maddelerin aşırı kullanımı alçının performansını bozabilir ve katılaşmanın hızlanmasına neden olabilir [46].

Su Azaltıcı Katkılar çoğunlukla suda çözünebilen organik bileşiklerden oluşmakta olup dört ana gruba ayrılabilir. Birinci kategori lignosülfonik asitlerin tuzlarını (özellikle Ca, Na ve NH_4) içermektedir. İkinci grup, sodyum (Na), amonyum (NH_4) veya trietanolamin tuzlarından türetilen hidrosikarboksilik asitlerden oluşmaktadır. Üçüncü grup, Karbonhidratlar ve dördüncü grup kimyasallar şeklinde sıralanmaktadır. Bu kimyasalların sıvı formu tipik olarak 1,10 g/ml ila 1,30 g/ml arasında değişen bir özgül ağırlığa sahiptir [49].

2.2.6. Puzolanik Katkı Malzemeleri

Doğal yapılarında bağlayıcılık özelliği olmayan veya çok az olan, ancak öğütüldüklerinde normal sıcaklıklarda ve nemli ortamlarda kalsiyum hidroksitle birleştiğinde bağlayıcılık özelliğine sahip olan silisli ya da alüminli malzemelere puzolan denilmektedir [27]. Günümüzde birçok puzolanik madde doğal ya da yapay olarak çimentoya doğrudan veya bir kısmı ikame edilerek kullanılmaktadır. Bu malzemeler reaktif SiO_2 ve Al_2O_3 içermektedirler [50].

Puzolanik malzemeler fiziksel, kimyasal ve mineralojik özellikleri bakımından farklı davranışlar göstermektedir. Çimento ve beton teknolojisinde doğal ve yapay olarak başlıca iki grupta ifade edilen puzolanik malzemeler çimentoya doğrudan ya da ikame edilerek kullanılmaktadır [50].

Doğal puzolan grupları içerisinde zeolit, tras, diatomit ve diatomlu topraklar, volkanik tüfler, doğadaki volkanik küller, volkanik camlar gibi malzemeler yer almaktadır. Yapay puzolan grupları içerisinde ise yüksek fırın cürufu, uçucu kül, silis dumanı gibi endüstriyel atıklar yer almaktadır. Ayrıca prinç kabuğu, kaolin gibi bazı doğal

malzemelerin ısıtılma işlemine tabi tutulması ile elde edilen malzemeler de yapay puzolan grubunda yer almaktadır [27, 40].

2.2.7. Beton Karışım Hesabı

Beton karışım oranlarının seçilmesindeki amaç, maliyet etkinliğini, en uygun yerleştirme koşullarını, istenen dayanım seviyelerini, dayanıklılık gerekliliklerini belirlemek ve estetik açıdan uyumlu bir denge sağlamaktır. Beton karışımını hesaplama süreci iki adımdan oluşur: birincisi agrega, çimento, su ve katkı maddeleri gibi birbirine bağlı uygun bileşenlerin seçilmesi; ikincisi ise istenilen işlenebilirlik, dayanıklılık ve mukavemete sahip, uygun maliyetli bir beton elde etmek için bu bileşenlerin göreceli oranlarının belirlenmesidir. [51] Beton karışımı hesaplanırken:

- Taze betonun çökme değerinin seçimi,
- En büyük agrega boyutunun seçimi,
- Hava miktarı ve karışım suyunun tespit edilmesi,
- Çimento/su oranının tespit edilmesi,
- Çimento miktarının hesaplanması,
- Agrega miktarının tespit edilmesi,
- Agrega rutubet durumu ile ilgili gereken düzeltmelerin gerçekleştirilmesi,
- Deneme beton üretiminin yapılarak kontrol ve gerekirse hesaplarda düzenlemeler ile beton karışımının oluşturulması aşamaları dikkate alınmalıdır [51].

2.2.8. Beton Basınç Dayanımı ve Etkileyen Faktörler

Hem taze hem de sertleşmiş betonun kalitesi, beton karışımının bileşiminde kullanılan çimento, agrega, su ve katkı maddelerinin özelliklerinden ve bunların karışım oranlarından etkilenir. Daha birçok unsur sertleşmiş betonun mukavemetini önemli ölçüde etkiler. Yeni hazırlanan betonun doğru şekilde karıştırılması, taşınması, istenilen yere bırakılması, sıkıştırılması, yüzeyinin iyileştirilmesi ve betonun uygun şartlarda kürlenmesine yönelik işlemlerdir. Sertleşmiş betonun istenilen mukavemete ulaşabilmesi için bu işlemlerin doğru bir şekilde yapılması gerekmektedir [52].

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 [4].

Beton basınç dayanımına etki eden başlıca unsurlar;

- Agreganın özellikleri,
- Betonun işlenebilirlik özellikleri ve süreleri
- Çimento özellikleri,
- Karma suyunun kalitesi,
- Katkı maddelerinin özellikleri,
- Betonun yaşı ve kür koşulları,
- Su / bağlayıcı oranı şeklinde sıralanabilir.

Yukarıda belirtilen parametreler betonun kazanabileceği mukavemetin büyüklüğünü etkiler. Bununla birlikte, aynı kalitedeki betondan farklı şekil ve boyutlarda numuneler çıkarıldığında ve farklı koşullarda kırılma testine tabi tutulduğunda, bu numunelerin uygulanan aynı kuvvet seviyesi altında kırılmadığı açıkça ortaya çıkar. Numunelerin beton kalitesi ve yaşının aynı olduğu bir senaryoda, basınç dayanımı testinin sonuçları farklılık gösterebilir.

Testin sonunda elde edilen beton basınç dayanımı değeri, aşağıdakileri içeren birçok önemli unsurdan etkilenir. Bunlar;

- Silindir numunelerinin sahip oldukları farklı çap/boy oranları,
- Aynı boy/genişlik oranları bulunan ancak farklı boyutları bulunan numunelerin kullanımı,
- Beton numunelerinin silindir ya da küp şeklinde olması,
- Kırılma yükünün hızı,
- En büyük agrega tane boyutu,
- Numunenin sahip olduğu nem ve sıcaklık durumu şeklinde sıralanmaktadır [53].

Betonun basınç dayanımını belirlemek için kübik veya silindirik bir numune, gerekli kürleme süresinden sonra tipik olarak bir basınç test makinesi kullanılarak test edilir [4]. Bu test sonucunda betonun kalitesini belirlemek amacıyla ifade edilen betonun karakteristik basınç dayanımı, ulusal ve uluslararası standartlara göre silindir veya küp

numunelerin 28 günlük basınç dayanımını göstermektedir [3]. Tipik boyutlu silindir formunda numunenin çapı 15 cm, uzunluğu ise 30 cm'dir. Uzunluk/çap oranı 2'dir. Aynı betondan alınan, aynı yaşta değerlendirilen ancak farklı uzunluk/çap oranlarına sahip numuneler incelendiğinde farklı sonuçlar elde edilmektedir. Uzunluk-çap oranı 2'nin üzerinde olan numuneler, uzunluk-çap oranı 2 olan numunelerle karşılaştırıldığında daha düşük basınç dayanımı sergiler. Uzunluk-çap oranı 2'nin altında olan numuneler, uzunluk-çap oranı 2 olan numunelerle karşılaştırıldığında daha yüksek basınç dayanımı sergiler. Küp numuneler ise 150x150x150 mm boyutlarındadır. Farklı beton sınıflarına ait silindir ve küp numunelerinin 28. gün için en küçük basınç, çekme dayanımları ve elastisite modülleri Çizelge 2.3'te verilmiştir [54].

Çizelge 2.3. Beton sınıflarının basınç ve çekme dayanımları ile elastisite modülleri.

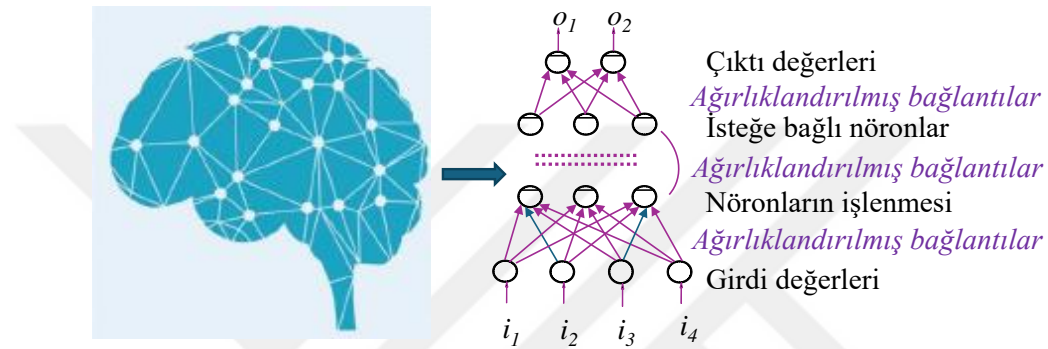
Beton Sınıfları	Karakteristik Silindir Basınç Dayanımı "f _{ck} " (150 x 300 mm), MPa	Eşdeğer Küp Basınç Dayanımı "f _{ck} " (150x150x150 mm), MPa	Karakteristik eksenel Çekme Dayanımı "f _{ctk} ", MPa	28 Günlük Elastisite Modülü, E _c MPa
C16	16	20	1,4	27000
C18	18	22	1,5	27500
C20	20	25	1,6	28000
C25	25	30	1,8	30000
C30	30	37	1,9	32000
C35	35	45	2,1	33000
C40	40	50	2,2	34000
C45	45	55	2,3	36000
C50	50	60	2,5	37000

2.3. YAPAY SİNİR AĞLARI

Yapay sinir ağları (YSA), insan beynini simüle eden ve birbirine bağlı bilgi işlem öğeleriyle eğitim kalıplarından veya verilerden öğrenme, hatırlama ile standartlaştırma yeteneğini gösteren ve yaygın olarak kullanılan istatistiksel yöntemlerden biridir [55]. YSA modeli en az bir girdi, gizli ve çıktı katmanı olarak adlandırılan katmanlardan oluşmaktadır. Bu katmanlar birbirlerine ağırlıklar ve önyargılar aracılığıyla bağlanmaktadır [25]. Girdi katmanı, girdi değişkenlerini temsil eden bir dizi giriş düğümü içerir. Gizli katman birden fazla olabilmekte ve çok karmaşık problemlerde birden fazla gizli katmanın kullanılması faydalı olabilmektedir [56]. Gizli ve çıktı katmanları

sırasıyla hesaplama düğümlerini ve çıktı değişkeni düğümünü içermektedir [57]. 2.2’de gösterildiği gibi, gizli katman birden fazla olabilmekte ve her biri ağırlı girişine veya çıkışına doğrudan bağlı olmayan nöronlardan oluşmaktadır [13].

YSA, geçmiş veya daha önce ölçülmüş verilerden öğrenmekte, bilinmeyen verileri geleneksel istatistiksel yöntemlerden daha iyi yakalamakta ve bu etkileşimlerin doğası hakkında önceden bilgi sahibi olmadan yeni problemleri çözmektedir [55, 57]. Bu nedenle YSA, farklı problemlere çözüm bulmak için birçok bilim alanında yaygın olarak kullanılmaktadır.



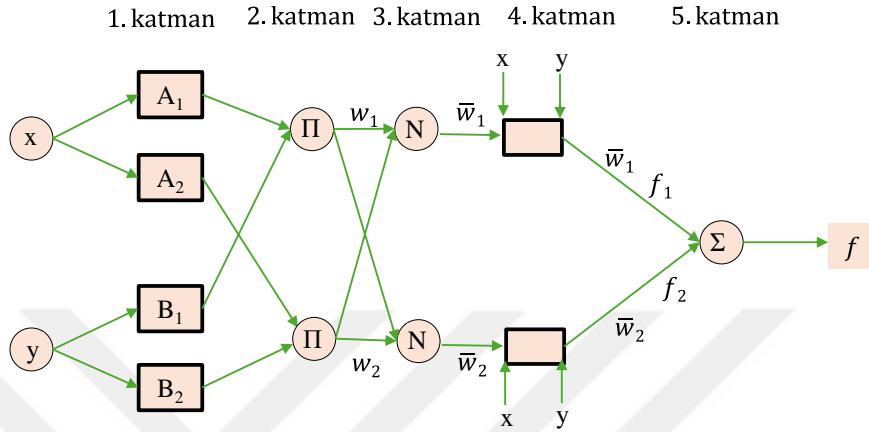
Şekil 2.2. YSA'nın şematik diyagramı.

YSA hakkında daha detaylı bilgi, birçok kaynakta yer almaktadır [58,59,60].

2.4. ADAPTİF AĞ YAPISINA DAYALI BULANIK ÇIKARIM SİSTEMİ

Uyarlamalı ağ tabanlı bulanık çıkarım sistemi (ANFIS), 90'lı yılların başında geliştirilen Takagi-Sugeno bulanık sistemine dayalı bir sinir ağıdır [61]. 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 üretmek için algoritmaya tanıtılmaktadır. Daha sonra, YSA, sağlanan veriler için nihai ANFIS modelini geliştirmek üzere türetilen bulanık modeli iyileştirmek için kullanılmaktadır [62]. 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 [60,63]. İki girişli ve iki kurallı bir ANFIS örneği Şekil 2.3'te verilmektedir [29].

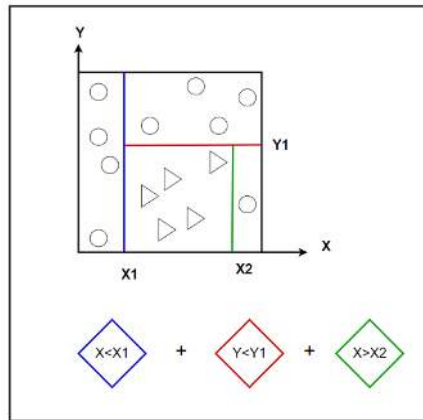


Şekil 2.3. İki girişli ve iki kurallı ANFIS örneği [29].

ANFIS hakkında daha detaylı bilgi, birçok kaynakta yer almaktadır [60,64,65,66].

2.5. GRADIENT BOOSTING

Topluluk öğrenme tekniği olan Boosting (artırma), zayıf öğrenenleri kullanarak farklı bir çözüm sunmaktadır. Her iterasyonda, bir zayıf öğrenen, f_t girdi nesnesi x_i 'yi alır ve y_i ile eşler. Her bir zayıf öğrenen, f_t optimum katsayısını belirleyerek mevcut hatayı en aza indiren bir hipotez " $h(x_i)$ " üretir. Zayıf sınıflandırıcıların toplamı, makine öğrenimi çıktısını ifade eder (Şekil 2.4) [67].

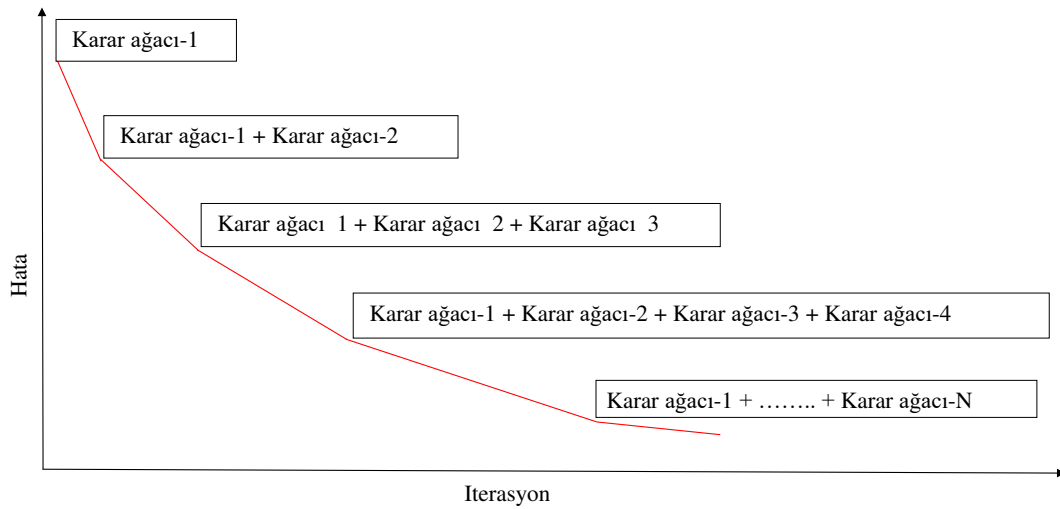


Şekil 2.4. Karar ağacının basit görselleştirilmesi.

Boosting'in avantajları, Gradient Boosting'in (gradyan artırma) yolunu açmıştır [67,68]. Gradient Boosting algoritmaları, Rastgele Orman ve Boosting'in artılarını birleştirmektedir. Bu amaç için Gradient Boosting, Boosting'de olduğu gibi çoklu karar ağaçlarından yararlanır ve zayıf öğrenenleri birleştirir [67, 69]. Başka bir deyişle, $F_i(x)$ 'in eklemeli bir yaklaşımını oluşturur (Eşitlik (2)). Biçimsel olarak,

$$F_m(x) = F_{m-1}(x) + \rho_m h_m(x) \quad (2.1)$$

şeklinde bir denklemle ifade edilebilir. Burada m . adımın hipotezi, ağırlık fonksiyonu olan ρ_m ile çarpılır. Gradient Boosting, Rastgele Orman'ın aksine, m . iterasyonun kayıp fonksiyonu $L(y, F_m(x))$ değerini hesaplar. Gradient Boosting m . iterasyonun kaybını, $(m+1)$ inci adımda telafi etmeyi amaçlar. Algoritma, Şekil 2.5'te gösterildiği gibi gerekli adımlardan sonra kaybı azaltmayı amaçlamaktadır.



Şekil 2.5. Gradient Boosting ile hatanın azaltılması [67].

Gradient Boosting algoritması, önceki öğrenmelerden ders alarak kayıp fonksiyonunun tahmine göre gradyanlarını (veya türevlerini) hesaplayarak mevcut modelin eksikliklerini belirler. Daha sonra bu eğimleri tahmin etmek için yeni bir model oluşturulur ve mevcut model topluluğuyla birleştirilir. Modellerin eklenmesi, belirli sayıda yinelemeye ulaşılan veya daha fazla iyileştirme yapılamayana kadar devam eder. Öğrenme oranı, bu süreçte kritik bir hiper parametredir, çünkü her ağacın nihai sonucu ne ölçüde etkilediğini belirler, daha küçük değerler genellikle daha iyi genelleme yapan, daha sağlam modellere yol açar [14].

XGBoost, hedef değişkeni doğru bir şekilde tahmin etmeyi amaçlayan etkili bir gözetimli öğrenme yöntemidir [70]. Algoritma, karar ağacı yapısını azaltmakta ve rastgeleleştirme

stratejilerini kullanmaktadır. Daha iyi kayıp fonksiyonu için bir budama stratejisi sürdürmektedir [67, 71].

Light GBM, daha büyük gradyanlarda resimleri güçlendirmeye öncelik veren ve otomatik bir özellik seçimi prosedürü içeren Gradient Boosting algoritmasının bir uzantısıdır. Bu, tahminlerin doğruluğunda ve eğitim hızında önemli bir iyileştirmeye sağlayabilmektedir [70]. Dolayısı ile Gradient boosting'in kusurlarını telafi etmek için Light GBM, ilgili kütüphane [67, 72] tarafından sunulmuştur. XGBoost gibi, Light GBM de erken durdurma, seyrek ağaç optimizasyonu ve çoklu kayıp fonksiyonları sağlayan araçlar sunmuştur. Light GBM, veri dengeleme, düzenleme ve gradyan tabanlı tek taraflı örnekleme dahil olmak üzere çeşitli stratejiler kullanmaktadır. Light GBM kullanarak modelleri optimize etmek ve özelleştirmek için birçok seçenek mevcut olup, çapraz doğrulama, hiperparametrelerin ayarlanması ve veri ön işleme için entegre yetenekleri kullanıcı modeli optimizasyonunu kolaylaştırmaktadır [70].

CatBoost ise alternatif bir gradyan artırma yöntemi olarak sunulmuştur. [67, 73]. CatBoost, genişletme sırasında dengeli ağaçlar oluşturur ve dengeli ağaçlar sayısal, kategorik veya metin özelliklerinin işlenmesi sırasında verimlilik sağlar. Aşırı uyumu önlemek için CatBoost, eğitim verilerinin bir veri alt kümesi üzerinde işlendiği sıralı artırmayı sunar. Aynı zamanda, artıklar başka bir alt küme üzerinde hesaplanır [67]. Gradient Boosting hakkında daha detaylı bilgi, birçok kaynakta yer almaktadır [74, 75, 76].

3. DENEYSEL TASARIM VE MODEL PARAMETRELERİ

3.1. ÇALIŞMADA KULLANILAN MALZEMELER VE ÖZELLİKLERİ

Bağlayıcı malzeme olarak Kayseri ilinde faaliyet gösteren Ferpa Çimento A.Ş. tarafından üretilen TS EN 197-1 standardına göre üretilen CEM II/A-M (P-L) 42,5 R tip Portland çimento (PÇ) kullanılmıştır [36]. PÇ'nin TS EN 196-2, TS EN 196-6, TS EN 196-3, TS EN 196-1 standartlarına göre belirlenen özellikleri Çizelge 3.1'de verilmektedir. [77,78,79,80]

Çizelge 3.1. PÇ'nin kimyasal, fiziksel ve mekanik özellikleri.

Malzeme	PÇ		
	Analiz sonucu	Analiz yöntemi	Gereklilikler (TS EN 197-1)
Kimyasal özellikler, %			
SO ₃	3,48	TS EN 196-2	Maks 4,0
Na ₂ O	0,23	TS EN 196-2	-
K ₂ O	0,32	TS EN 196-2	-
Toplam Alkali (Na ₂ O Eşd.)	0,44	TS EN 196-2	-
Cl ⁻	0,0110	TS EN 196-2	Maks 0,10
Fiziksel ve mekanik özellikler			
Özgül ağırlık	3,10	TS EN 196-6	-
Blaine (Özgül yüzey), cm ² /g	3471	TS EN 196-6	-
Genleşme, mm	1,3	TS EN 196-3	Maks. 10
Priz başlangıcı, dakika	146	TS EN 196-3	Min. 60
Dayanım (2. gün), MPa	28,2	TS EN 196-1	Min. 20
Dayanım (28. gün), MPa	51,9	TS EN 196-1	Min. 42,5- Maks. 62,5

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 [81] gereklerine uygun olarak yapılmış ve Çizelge 3.2'de bu özellikler verilmiştir. Beton karışım suyu, Kayseri ili şehir şebeke suyu olup TS EN 1008'e uygundur (Çizelge 3.3) [39].

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.

Çizelge 3.2. Kullanılan agreganın fiziksel özellikleri.

	Agrega sınıfı (mm)		
	0-4	4-11,2	11,2-22,4
Görünür tane yoğunluğu- q_a (Mg/m ³)	2,67	2,77	2,73
Etüvde kurutulmuş esasta tane yoğunluğu- q_{rd} (Mg/m ³)	2,62	2,75	2,70
Doygun ve yüzeyi kurutulmuş esasta tane yoğunluğu- q_{ssd} (Mg/m ³)	2,64	2,76	2,71
Gevşek yığın yoğunluğu (Mg/m ³)	1,70	1,375	1,349
Su emme (%)	0,70	0,38	0,32
Suda çözünebilen klorür tuzlarının mohr yöntemi ile tayini	0,0054	0,0054	0,0054
Çok ince malzeme miktarı tayini (%)	16,26	0,65	0,70
Tane şekli tayini-yassılık indeksi (%)	-	9	3
İnce malzemenin değerlendirilmesi-metilen mavisi deneyi (g/kg)	0,50	-	-
Toplam kükürt içeriği tayini	0,0143		
Asitte çözünebilen sülfatların tayini	0,0360		
Agregaların potansiyel alkali reaktivitesinin tayini (hızlandırılmış harç çubuğu yöntemi)	0,033		
Aragaların ısı ve yıpranma özellikleri için kuruma büzülmesinin tayini	0,006		
Los angeles deneyi ile parçalanmaya karşı direncin tayini (%)	21		
Organik madde tayini (potasyum humus varlığı tayini)	Negatif		
Fulvo asit içeriğinin tayini	Negatif		
Hafif organik kirleticiler	Negatif		

Çizelge 3.3. Karışım suyunun özellikleri.

Parametre	Analiz Sonucu	TS EN 1008 Sınır Değerleri
İletkenlik Tayini (elektrometrik metodu), $\mu\text{mbos/cm}$	280	-
Klorür (Cl) tayini (titrimetrik metot), mg/L	39,71	Öngörmeli beton veya şerbet için 500 Donatı bulunan beton için 1000 Donatı bulunmayan beton için 4500
Sülfat (SO ₄) tayini, mg/L	9,46	Max 2000
Fosfat (P ₂ O ₅) tayini, mg/L	<0,229	Max 100
pH Tayini (elektrometrik metot)	7,41	pH>4 olmalıdır
Kurşun (Pb) tayini, mg/L	<0,01	Max 100
Çinko (Zn) tayini, mg/L	<0,01	Max 100
Sodyum Oksit (Na ₂ O), mg/L	15,85	-
Potasyum Oksit (K ₂ O), mg/L	6,65	-
Alkalite tayini, mg/L	123,20	Max 1500
Nitrat (NO ₃) tayini, mg/L	13,35	Max 500
Askıdaki madde, ml/L	<4	Max 4
Organik madde	Açık sarıdan daha açık	NaOH ilavesi sonucu renk açık sarı veya daha açık olmalıdır
Koku	Yok	İçilebilir suya eşdeğer olmalıdır
Renk	Berrak	Açık sarı veya daha açık olmalıdır
Deterjanlar	Yok	Herhangi bir köpük 2 dk da kaybolmalıdır
Sıvı ve katı yağlar	Yok	Görünür izlerden fazla olmamalıdır

3.2. DENEYSEL TASARIM

Çalışmada kullanılan C16/20, C20/25, C25/30, C30/37, C35/45 ve C40/50 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 [82] U-Test marka beton test presini kullanılarak basınç dayanım testine tabi tutulmuştur. Bu beton sınıflarına ait karışım tasarımları Çizelge 3.4'te gösterilmektedir.

Çizelge 3.4. Harç numunelerine ait kodlar ve karışım miktarları.

Beton grubu	PC, kg/m ³	Su, kg/m ³	HA, kg/m ³	Agrega (0-4 mm), kg/m ³	Agrega (4-11,2 mm), kg/m ³	Agrega (11,2-22,4 mm), kg/m ³
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
C30/37	310	140	4,03	950	255	700
C35/45	340	140	4,42	900	265	720
C40/50	380	140	4,94	900	270	720

3.3. YSA, ANFIS ve GRADIENT BOOSTING MODEL PARAMETRELERİ

Bu modellerin eğitimi ve testinde kullanılan beton sınıfları 2022-2024 yılları arasında Kayseri ilinde dökülen betonlara aittir. Bu beton sınıflarından C 16/20 koruma betonu, C 20/25 saha betonu ve C25/30, C30/37, C35/45 ve C40/50 sınıfları ise kolon, kiriş tabliye, merdiven betonları için hazırlanmıştır. Bu beton sınıflarına ait numunelerin basınç dayanımlarını modellemek için farklı modellemeler yapıldıktan sonra üç YSA, üç ANFIS, Extreme Gradient Boosting (XGBoost), Light Gradient Boosting (LightGBM) ve Categorical Boosting (CatBoost) algoritmaları geliştirilmiştir. Geliştirilen bu algoritmalarındaki 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 modellerin girdilerini oluştururken, basınç dayanımları ise çıktıları oluşturmaktadır. Bir m³ beton için modellerde kullanılan giriş ve çıkış değişkenlerinin minimum ve maksimum değerleri Çizelge 3.5'te verilmektedir. Bu modeller için en iyi sonuçları veren mimari tasarımlar, değerlendirmeler için tercih edilmiş ve ilgili başlıklarda ayrıntısı ile verilmiştir.

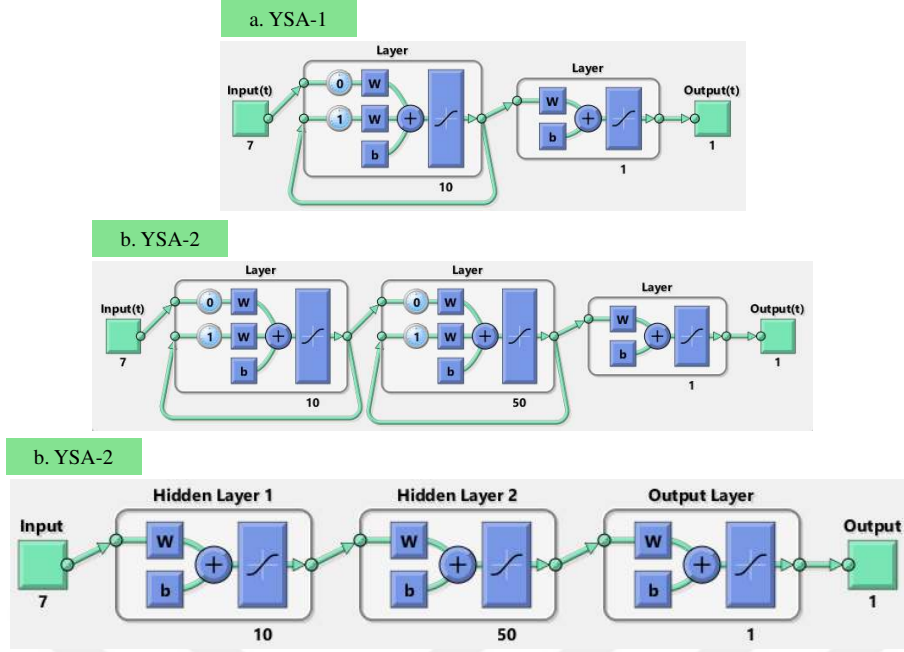
Çizelge 3.5. Modellerde kullanılan giriş ve çıkış değerleri (1 m³ beton için).

Özellikler		Eğitim ve test verileri	
		Min.	Maks.
Giriş verileri	Gün	7	28
	Çimento, kg/m ³	240	380
	Su, kg/m ³	140	150
	HA katkı, kg	3,12	4,94
	0-4 mm aralığında ince agregası, kg/m ³	900	1050
	4-11,2 mm aralığında iri agregası, kg/m ³	240	270
	11,2-22,4 mm aralığında iri agregası, kg/m ³	650	720
Çıkış verileri	Basınç dayanımı, MPa	17,0	56,7

Bu modellerin eğitimi için, her bir beton sınıfına ait 20 beton dökümü ve her hidratasyon günü için ikişer örnek sonucundan elde edilen toplam 480 basınç dayanımı sonucundan faydalanılmıştır. Bu sonuçların %70'i (336 veri) eğitim, %30'u (144 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.

3.3.1. YSA Model Parametreleri

YSA-1 ve YSA-2 elman geri yayılım sinir ağı (Şekil 3.1.a-b), YSA-3 modeli ise ileri beslemeli geri yayımlı bir sinir ağı (Şekil 3.1.c) modelinden oluşmaktadır.



Şekil 3.1. YSA modellerinin mimari tasarımı.

YSA modellerinin parametre değerleri ve yapısal özellikleri Çizelge 3.6'da gösterilmektedir.

Çizelge 3.6. YSA için kullanılan modellerin parametre değerleri.

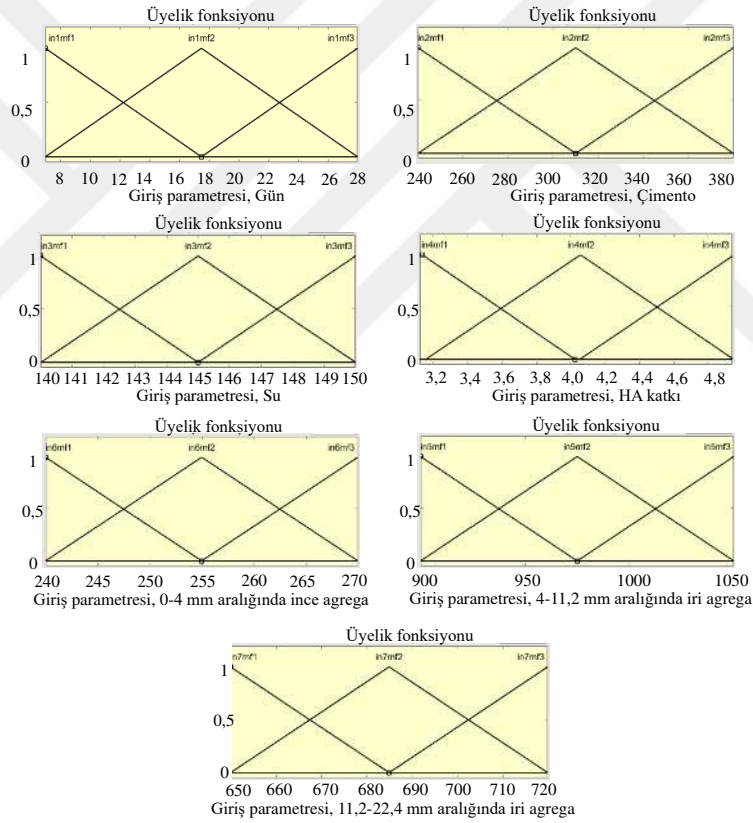
PARAMETRE BİLGİSİ	YSA-1	YSA-2	YSA-3
Giriş katmanı nöron sayıları	5	5	7
Katman sayısı	2	3	3
Gizli katman sayıları	1	3	3
Birinci gizli katman nöron sayıları	10	10	10
İkinci gizli katman nöron sayıları	-	50	50
Üçüncü gizli katman nöron sayıları	-	-	1
Çıkış katmanı nöron sayıları	1	1	1

3.3.2. ANFIS Model Parametreleri

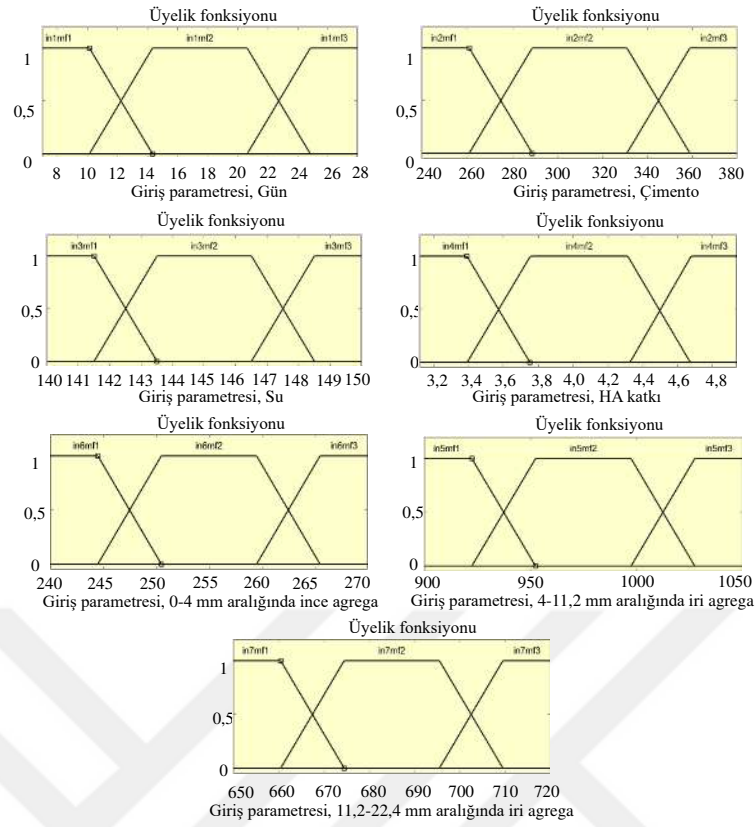
ANFIS modelin için MATLAB programındaki bulanık mantık araç kutusunda bulunan ANFIS editöründen faydalanılmıştır. Bulanıklaştırma aşamasında kullanılacak üyelik fonksiyonlarının belirlenebilmesi işlemi için farklı denemeler yapılmış ve bu denemelerden sonra olumlu sonuç alınan ANFIS-1 için Üçgen, ANFIS-2 için Yamuk ve ANFIS-3 için Gauss olmak üzere 3 farklı üyelik fonksiyonu tercih edilerek farklı epochlar ve öğrenme algoritmaları denenmiştir. Seçilen ANFIS-1, ANFIS-2 ve ANFIS-3 modellerinin toplam parametre değerleri Çizelge 3.7'de, giriş değişkenlerinin üyelik fonksiyonları ise sırasıyla Şekil 3.2, 3.3 ve 3.4'te verilmiştir.

Çizelge 3.7. ANFIS model parametreleri.

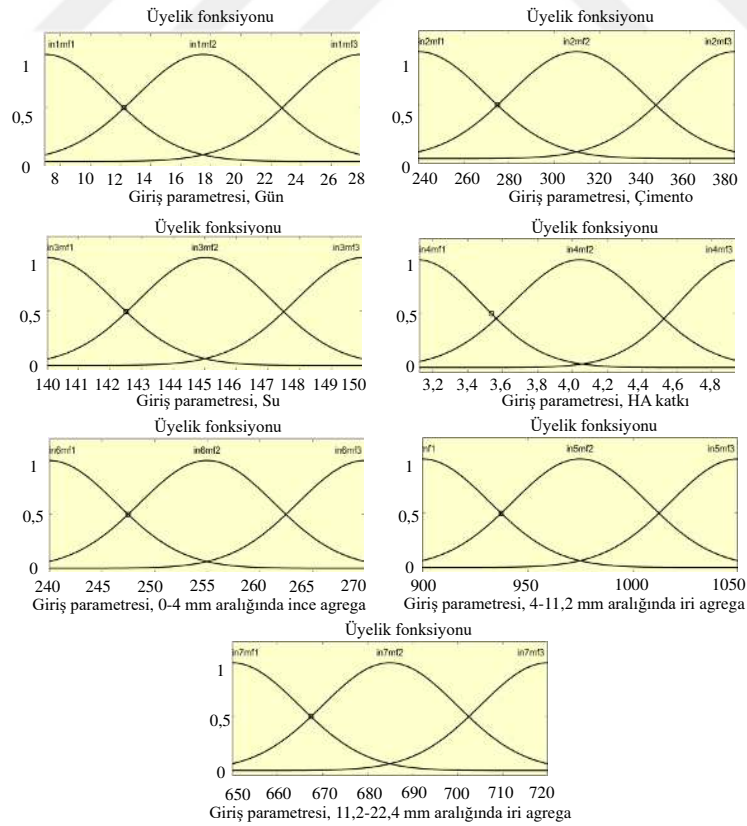
Parametre bilgisi	ANFIS-1	ANFIS-2	ANFIS-3
Giriş sayısı	7	7	7
Çıkış sayısı	1	1	1
Düğüm sayısı	4426	4426	4426
Doğrusal parametre sayısı	2187	2187	2187
Doğrusal olmayan parametre sayısı	63	84	42
Toplam parametre sayısı	2250	2271	2229
Eğitim veri çifti sayısı	336	336	336
Veri çifti kontrol sayısı	0	0	0
Bulanık kural sayısı	2187	2187	2187
Epochs (İterasyon sayısı)	2	2	2
Üyelik fonksiyon (MF) tipi	Trimf, constant	Trapezoidal mf, constant	Gaussmf, constant
Fis tip	Sugeno	Sugeno	Sugeno



Şekil 3.2. ANFIS-1'in üyelik fonksiyonları.



Şekil 3.3. ANFIS-2'nin üyelik fonksiyonları.



Şekil 3.4. ANFIS-3'ün üyelik fonksiyonları.

3.3.3. Gradient Boosting Algoritma Parametreleri

Çok boyutlu veriler için son zamanlardaki dikkate değer doğruluk performansları ve çok çeşitli parametre ayarlama seçenekleri nedeniyle üç Gradient Boosting algoritması modellenmiştir.

Her basınç dayanımı tahmin algoritması için optimum parametreler bulunur. Test edilen parametreler makine öğrenimi algoritmalarına bağlıdır. Rastgele Orman açısından ağaç sayısı ayarlanır. Rastgele Orman modeli geliştirirken parametre olarak 500 ağaç kullanılmıştır.

Gradient Boosting algoritmalarında ayarlama yapılan en önemli parametre learning rate parametresidir. XGBoost, LightGBM ve CatBoost algoritmalarında tercih edilen öğrenme parametreleri sırasıyla 0,1, 0,3 ve 0,3 şeklindedir. Ağaç derinliği, algoritmadaki iterasyon sayısı yine her üç algortmada da belirlenebilir. Gradient Boosting algoritmalarında ayrıca verinin regresyon türünde olduğu da parametre olarak belirlenmektedir. Bunun dışında her algoritmanın tasarım özelliklerine bağlı özel parametreleri mevcuttur. Ayarlanmadığı takdirde her algortmada varsayılan parametreler kullanılır. Catboost modeli için tercih edilen parametreler şunlardır:

- yinelemeler (iterations) = 500,
- öğrenme oranı (learning_rate) = 0,3,
- derinlik (depth) = 6,
- kayıp fonksiyonu (loss_function) = 'RMSE',
- eval metrik (eval_metric) = 'RMSE',
- rastgele seed (random_seed) = 55,
- od tipi (od_type) = 'Iter',
- metrik priyod (metric_period) = 20,
- od bekleme (od_wait) = 20,
- en iyi modeli kullan (use_best_model) = TRUE

Çapraz doğrulama, model geliştirme sırasında uygulanmaktadır. Çapraz doğrulama prosedürü, değerlendirme için veri kümesini yeniden örneklemektedir. Prosedür ayrıca aşırı uyumu ve seçim yanlılığını işaretlemeye yardımcı olmaktadır. Çeşitli modeller araştırıldıktan sonra, en verimli (CatBoost) modellerin 5 katlı Çapraz doğrulaması, bağımsız bir veri kümesi için en iyi modellerin tahmin yeteneğini belirlemek için sunulmaktadır. Modellemekten elde edilen eğitim ve test için 5 katlı Çapraz doğrulama

sonuçları Çizelge 3.8’de, deneysel test veri sonuçları ise Çizelge 3.9’da verilmiştir.

Çizelge 3.8. 5 katlı çapraz doğrulama sonuçları

	Test.RMSE.ort	Test.RMSE.std	Eğitim.RMSE.ort	Eğitim.RMSE.std
1	28,924080	1,7001916	29,339820	0,598950130
2	1,933257	0,2641156	1,585138	0,065048199
3	1,682307	0,2269779	1,442010	0,007662427
4	1,672803	0,2239226	1,441640	0,007472396
5	1,672431	0,2239126	1,441640	0,007472327

Çizelge 3.9. Deneysel test veri sonuçları

Yineleme	Öğrenme	Toplam	Kalan
0	8,7750701	547us	273ms
20	1,4736270	8,57ms	195ms
40	1,4507573	16,3ms	182ms
499	1,4506328	304ms	0μs

Sonuçlar, hem eğitim hem de test setlerinde düşük hataların bulunduğunu göstermektedir (Çizelge 3.8). Ayrıca 5 katlı çapraz doğrulamanın toplam hesaplama süresinin makul olduğunu göstermektedir (Çizelge 3.9). Bu da modelin hem eğitim hem de test setlerine iyi adapte olduğu anlamına gelmektedir. Eğitim ve doğrulama hatalarındaki farklılıklar her katlamada değişmektedir. Bazı katlamalar daha yüksek hatalara sahipken, geri kalanlar daha düşük hatalar üretmektedir. Sonuçlar, her katlama için en iyi performansın genellikle son yinelemede gerçekleştiğini göstermektedir. Genel olarak, geliştirilen model genellemeye tatmin edici bir şekilde uymaktadır.

3.4. PERFORMANS KRİTERLERİ

Modellerin performanslarının belirlenebilmesi için R^2 , MAPE ve RMSE istatistiksel yöntemleri kullanılmış ve sırasıyla Denklem 3.1, 3.2 ve 3.3’te formülleri verilmiştir.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - r_i)^2}{\sum_{i=1}^N (r_i - y_m)^2} \quad (3.1)$$

$$MAPE = \frac{100}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{r_i - y_i}{r_i} \right| \quad (3.2)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - r_i)^2} \quad (3.3)$$

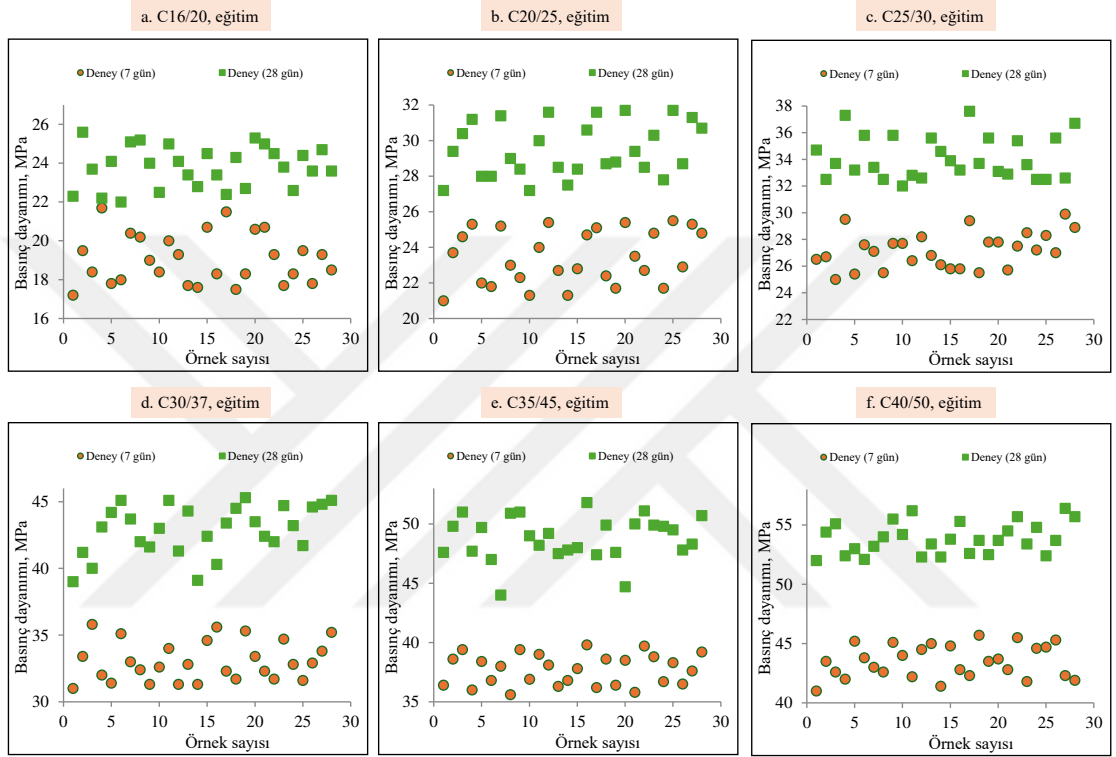
Her üç denklemde de kullanılan veri küme sayısını N , tahmini değerini y_i , gerçek değerleri r_i ve gerçek değerlerin ortalamasını y_m belirtmektedir [29, 55, 85].

Belirleme katsayısı (R^2), öngörülen değerlerin gerçek değerlere ne kadar yakın veya uyumlu olduğunu; MAPE, tahminlerin doğruluğunu; RMSE ise tahmin değerleri ile test değerleri arasındaki hata oranını göstermektedir. R^2 değerinin 1 (bir)'e yakın olması, öngörülen değerlerin gerçek değere çok yakın olduğunu göstermektedir. RMSE değerinin sıfıra yakın olması, modelin tahmin değerinin gerçek değere yaklaştığını, sıfır olması ise modelin hiç hata yapmadığını göstermektedir. MAPE sonucunun %10'un altında olması "yüksek doğruluk" derecesine sahip ya da "çok iyi" olduğunu, %10-%20 arasında olması "doğru" ya da "iyi" olduğunu, %20-%50 arasında olması "kabul edilebilir" olduğunu, %50'nin üzerinde olması ise "yanlış ve hatalı" olduğunu ifade etmektedir [83, 84, 85].

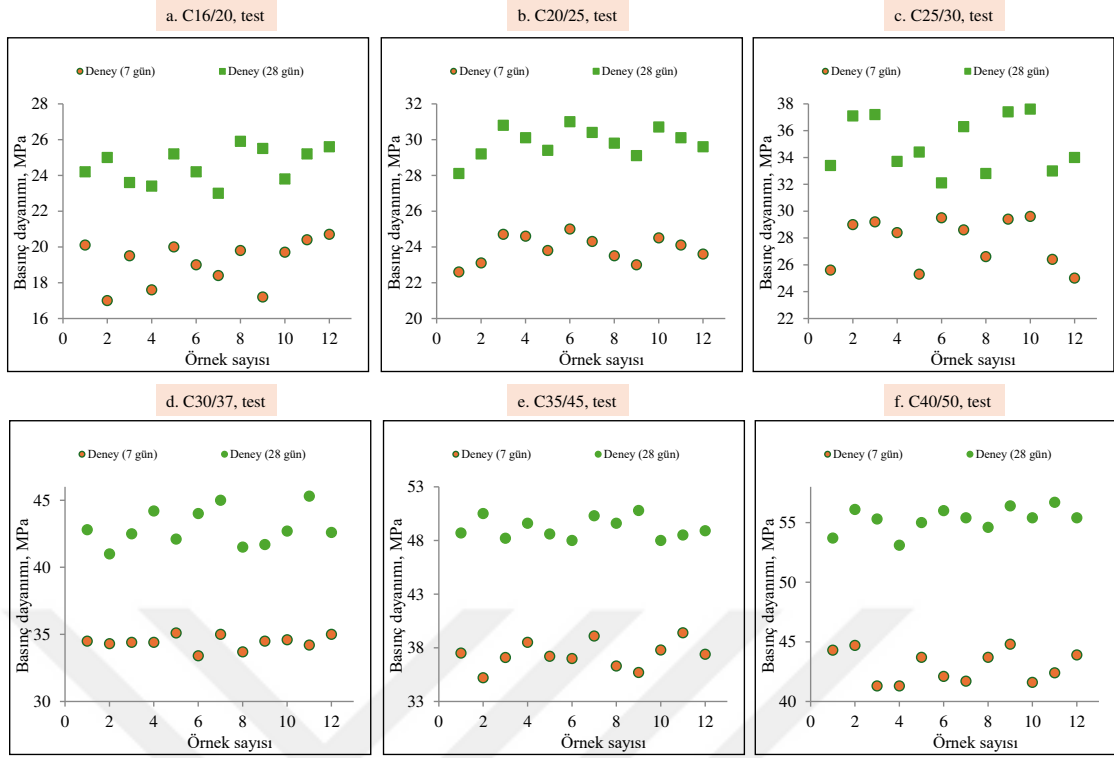


4. BULGULAR VE TARTIŞMA

Beton dökümü sırasında alınan ve YSA, ANFIS, Gradient Boosting modellerinde eğitim ve test için kullanılan numunelerin basınç dayanımı değerleri sırası ile Şekil 4.1 ve Şekil 4.2’de verilmektedir.



Şekil 4.1. Eğitim için kullanılan numunelerin basınç dayanımları.



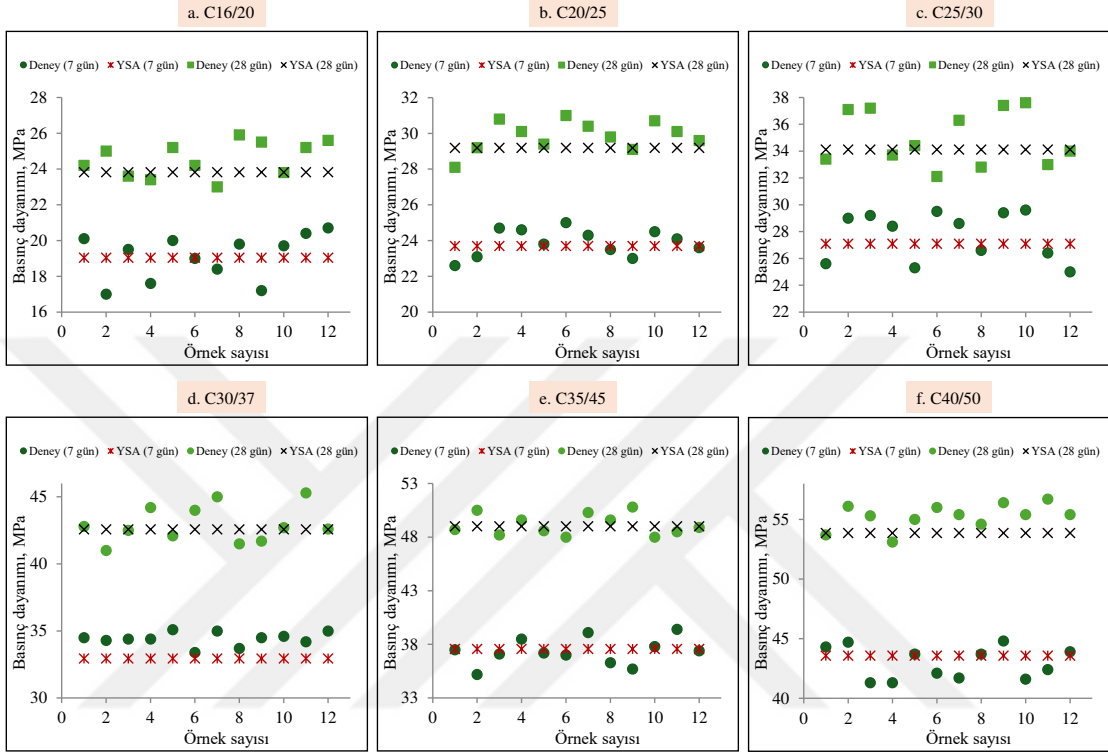
Şekil 4.2. Test için kullanılan numunelerin basınç dayanımları.

Deneylerden elde edilen sonuçlara göre hem eğitim hem de test için kullanılan verilere göre C16/20, C20/25, C25/30, C30/37, C35/45 ve C40/50 beton sınıfına ait 7 günlük basınç dayanımı sonuçlarının sırasıyla en küçük değerlerinin 17,0, 21,0, 25,0, 31,0, 35,2 ve 41,0 MPa, en büyük değerlerinin ise 21,7, 25,5, 29,9, 35,8, 39,8 ve 45,7 MPa aralığında olduğu belirlenmiştir (Şekil 4.1, 4.2). Beton sınıflarını belirleyen 28 günlük basınç dayanımı sonuçlarının ise sırasıyla en küçük değerlerinin 22,0, 27,2, 32,0, 39,0, 44,0 ve 52,0 MPa, en büyük değerlerinin ise 25,9, 31,7, 37,6, 45,3, 51,8 ve 56,7 MPa aralığında olduğu belirlenmiştir (Şekil 4.1, 4.2). Dolayısı ile örnekler küp numunelerden oluştuğu için 28. hidratasyon günündeki en küçük beton dayanımı değerlerinin C16/20 için 20 MPa, C20/25 için 25 MPa, C25/30 için 30 MPa, C30/37 için 37 MPa, C35/45 için 45 MPa ve C40/50 için 50 MPa'nın üzerinde olduğu görülmektedir. Bu sonuçlara göre tüm beton numunelerinin basınç dayanımı sonuçlarının standartlara uygun olduğu görülmektedir.

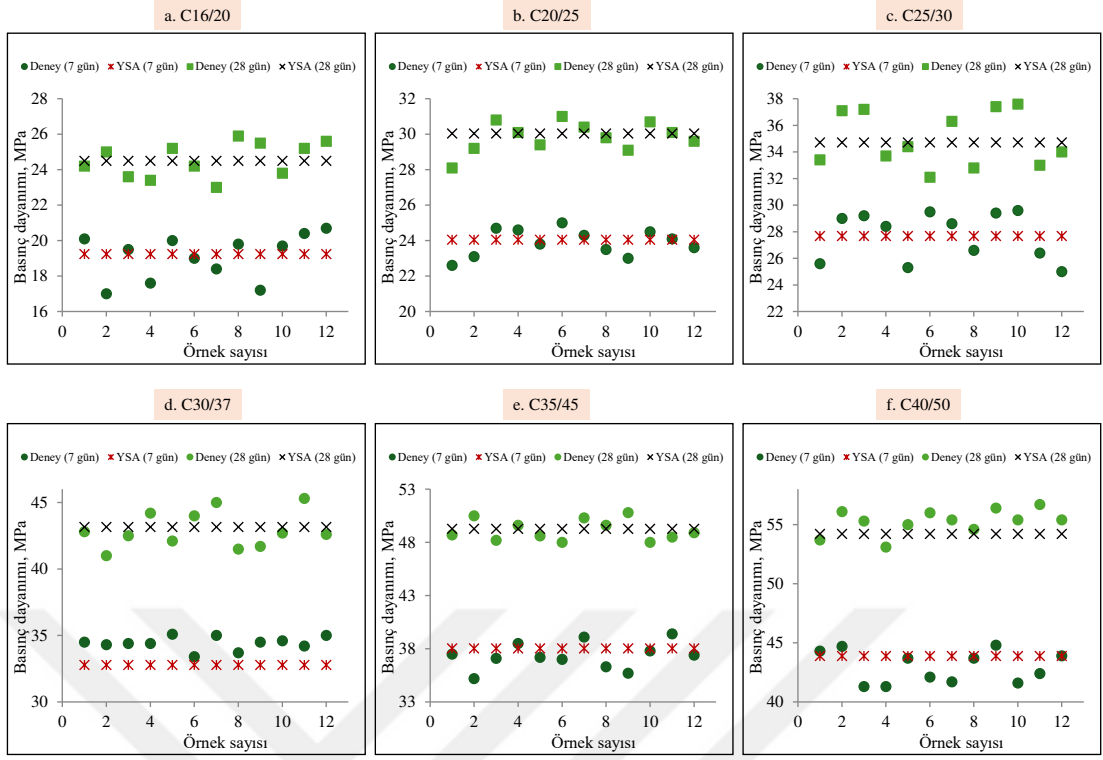
Eğitim verileriyle eğitilen tüm algoritmalara ait test sonuçlarının karşılaştırılması, ilgili başlıklarda ayrıntısı ile verilmektedir.

4.1. YSA MODELLERİNE AİT BULGULAR

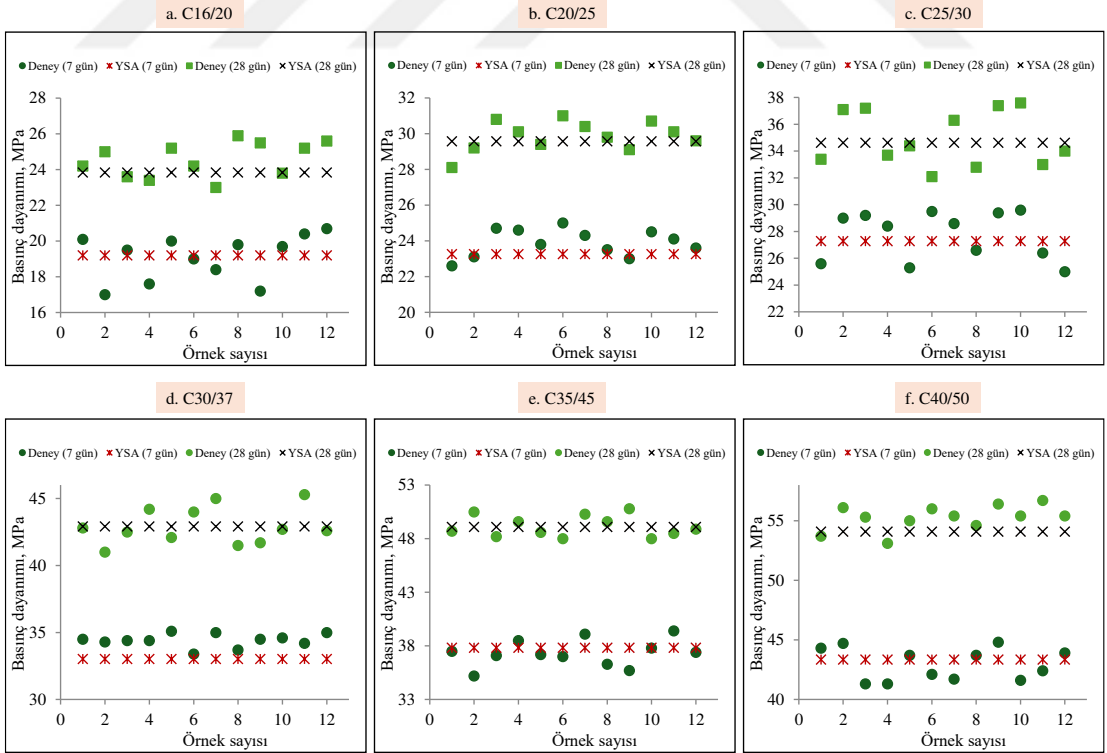
Test aşamasındaki gerçek değerlerle YSA-1, YSA-2 ve YSA-3 modellerinden elde edilen tahmin değerleri arasındaki karşılaştırmayı gösteren veriler sırasıyla Şekil 4.3, 4.4 ve 4.5'te verilmektedir.



Şekil 4.3. YSA-1'den elde edilen tahmin sonuçları ile gerçek değerlerin karşılaştırılması.



Şekil 4.4. YSA-2’den elde edilen tahmin sonuçları ile gerçek değerlerin karşılaştırılması.

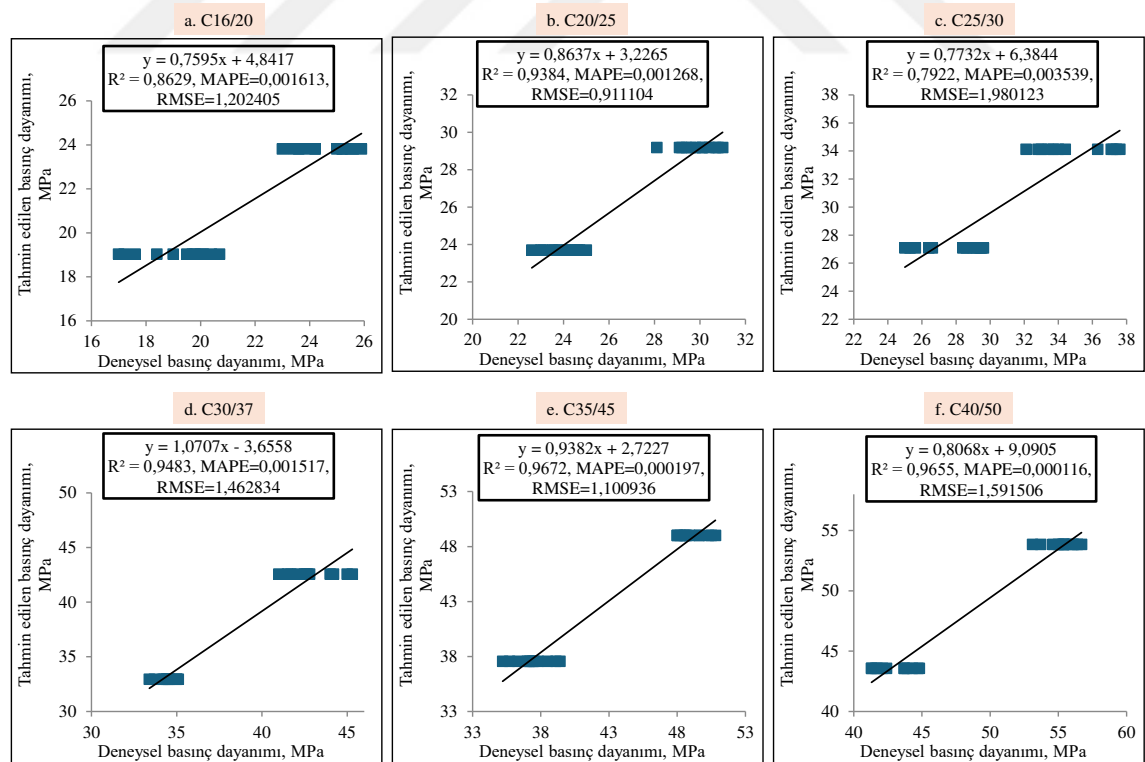


Şekil 4.5. YSA-3’ten elde edilen tahmin sonuçları ile gerçek değerlerin karşılaştırılması.

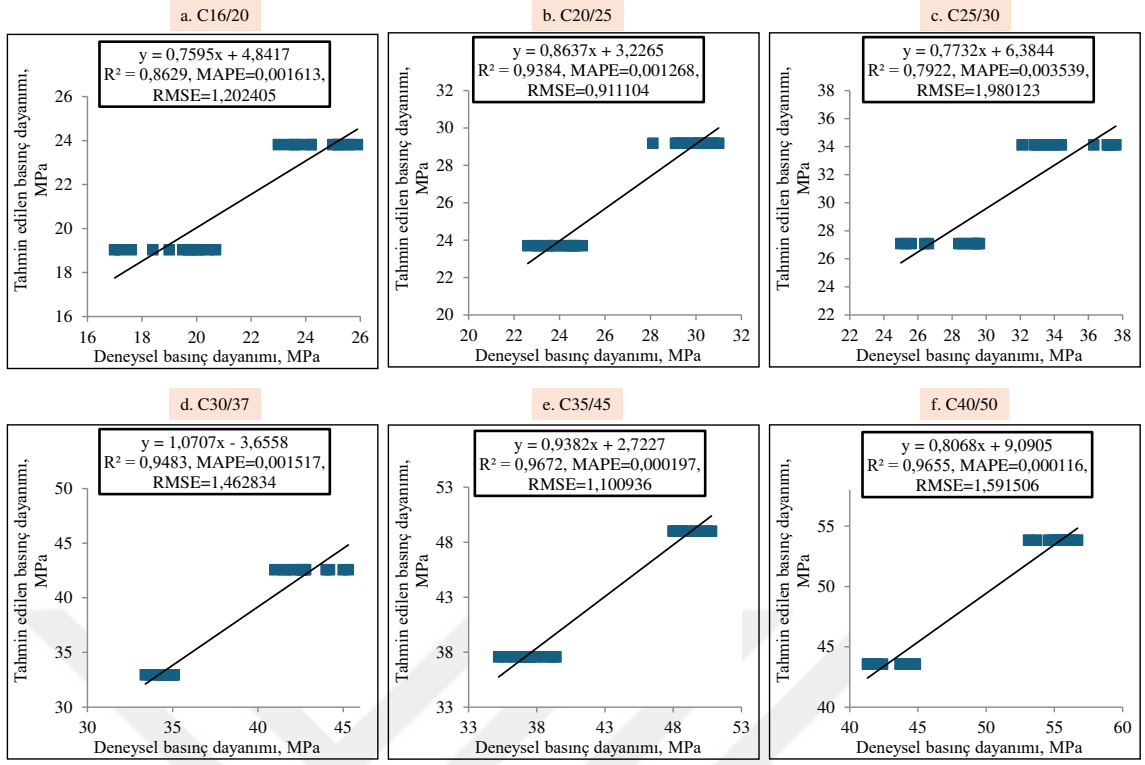
YSA-1 modelinden elde edilen test aşamasındaki tahmin değerleri C16/20, C20/25,

C25/30, C30/37, C35/45 ve C40/50 beton sınıfına ait 7 günlük basınç dayanımı için sırasıyla 19,0333, 23,7, 27,0857, 32,955, 37,5765 ve 43,5714 MPa, 28 günlük basınç dayanımı için sırasıyla 23,8158, 29,1842, 34,113, 42,581, 49,0143 ve 53,85 MPa olduğu belirlenmiştir (Şekil 4.3). YSA-2 modelinden elde edilen tahmin değerleri C16/20, C20/25, C25/30, C30/37, C35/45 ve C40/50 beton sınıfına ait 7 günlük basınç dayanımı için sırasıyla 19,0333, 24,0459, 27,6781, 32,7812, 38,0402 ve 43,8888 MPa, 28 günlük basınç dayanımı için sırasıyla 24,4996, 30,0404, 34,7176, 43,1624, 49,2734 ve 54,2168 MPa olduğu tespit edilmiştir (Şekil 4.4). YSA-3 modelin ise C16/20, C20/25, C25/30, C30/37, C35/45 ve C40/50 beton sınıfına ait 7 günlük basınç dayanımı için sırasıyla 19,2048, 23,2524, 27,2833, 33,025, 37,8316 ve 43,3444, MPa, 28 günlük basınç dayanımı için sırasıyla 23,8444, 29,568, 34,6294, 42,925, 49,105 ve 54,0789 MPa olduğu izlenmektedir (Şekil 4.5). Dolayısı ile her üç modelden elde edilen sonuçların birbirine çok yakın olduğu söylenebilir.

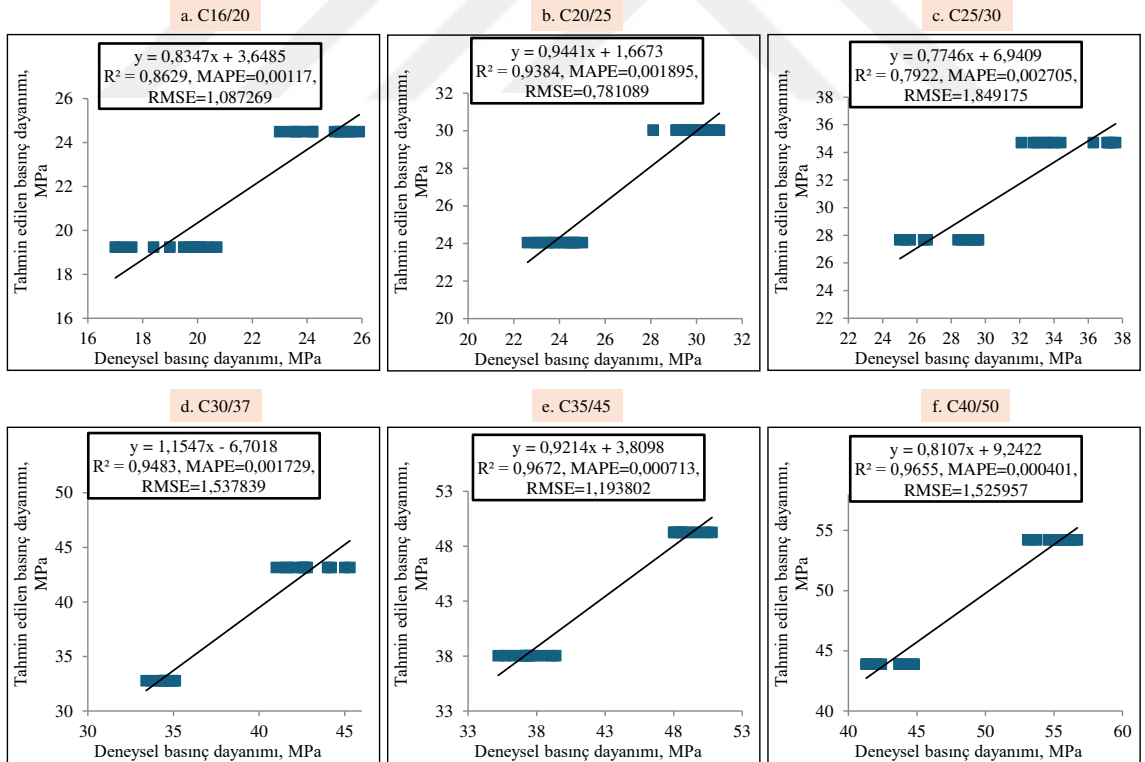
Test aşamasında YSA-1, YSA-2 ve YSA-3 modellerinden elde edilen tahmin değerleri ile gerçek değerlerin karşılaştırılması ile hesaplanan R^2 , MAPE ve RMSE sonuçları sırasıyla Şekil 4.6, 4.7 ve 4.8’de verilmektedir.



Şekil 4.6. YSA-1’den elde edilen istatistiksel sonuçlar.



Şekil 4.7. YSA-2’den elde edilen istatistiksel sonuçlar.



Şekil 4.8. YSA-3’ten elde edilen istatistiksel sonuçlar.

R^2 sonuçları C16/20, C20/25, C25/30, C30/37, C35/45 ve C40/50 beton sınıfları için YSA-1, YSA-2 ve YSA-3 modellerinde tüm R^2 değerleri aynı olup sırasıyla %86,29,

%93,84, %79,22, %94,83, %96,72 ve %96,55 olarak elde edilmiştir (Şekil 4.6, 4.7, 4.8). Ancak hesaplandığı y fonksiyonlarının birbirlerinden farklı olduğu ve R^2 değerlerinin ancak virgülden sonra yüzbin ve sonrası civarlarında ayrıştığı görülmektedir.

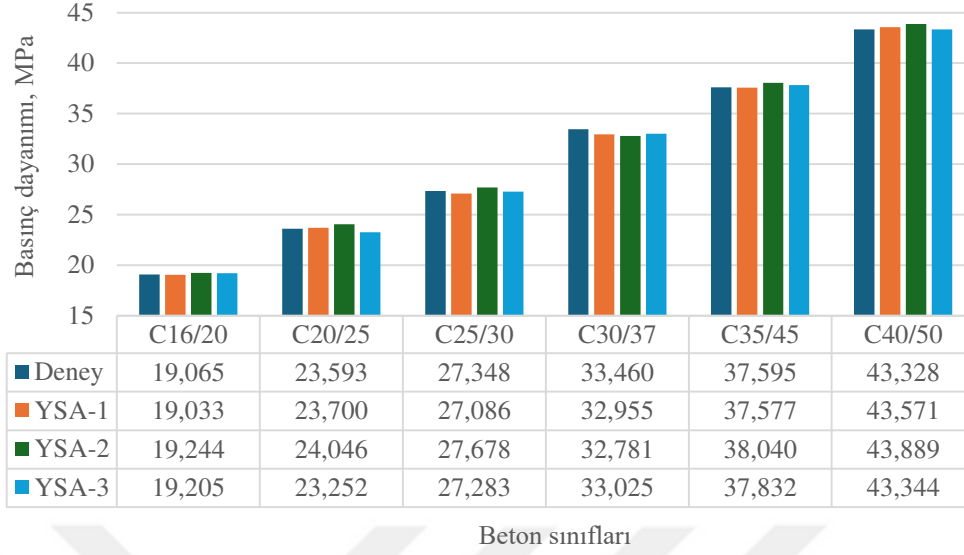
MAPE sonuçları C16/20, C20/25, C25/30, C30/37, C35/45 ve C40/50 beton sınıfları için YSA-1 modelinde sırasıyla 0,001613, 0,001268, 0,003539, 0,001517, 0,000197 ve 0,000116 (Şekil 4.6); YSA-2 modelinde sırasıyla 0,00117, 0,001895, 0,002705, 0,001729, 0,000713 ve 0,000401 (Şekil 4.7); YSA-3 modelinde ise sırasıyla 0,001253, 0,000457, 0,003261, 0,001432, 0,000481 ve 0,000294 olarak elde edilmiştir (Şekil 4.8).

RMSE sonuçları C16/20, C20/25, C25/30, C30/37, C35/45 ve C40/50 beton sınıfları için YSA-1 modelinde sırasıyla 1,202405, 0,911104, 1,980123, 1,462834, 1,100936 ve 1,591506 (Şekil 4.6); YSA-2 modelinde sırasıyla 1,087269, 0,781089, 1,849175, 1,537839, 1,193802 ve 1,525957 (Şekil 4.7); YSA-3 modelinde ise sırasıyla 1,193984, 0,913631, 1,879908, 1,40416, 1,137954 ve 1,457161 olarak elde edilmiştir (Şekil 4.8).

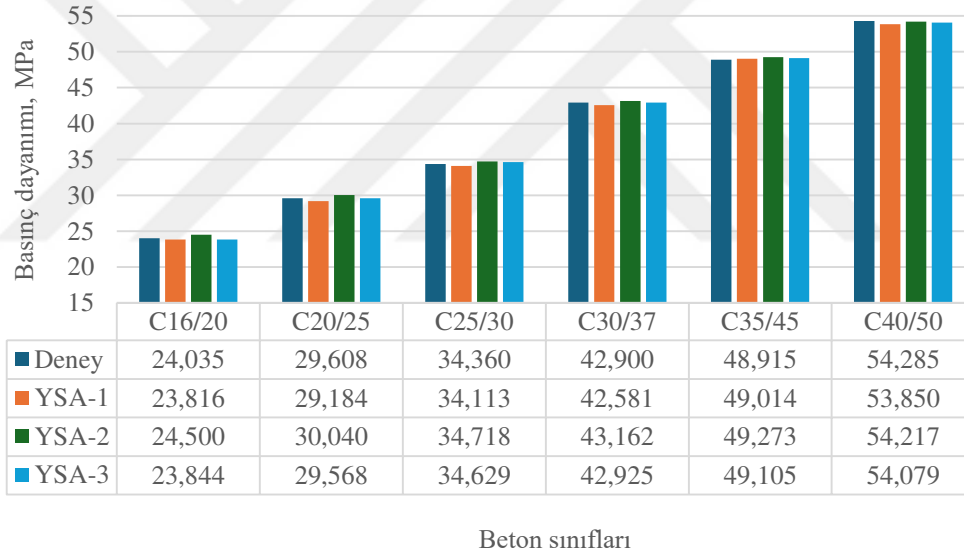
R^2 değerinin tüm modellerde bire yakın olduğu ve en kötü tahmin değerinin yaklaşık %20 civarında hataya sahip olduğu görülmektedir. MAPE sonuçları dikkate alındığında ise hem eğitim hem de test sürecinde tüm modellerde hata oranının %10'un altında olduğu ve en kötü tahmin değerinin bile %0,35 hata oranıyla yani %99,65 doğrulukta tahmin yapılabildiği görülmektedir. RMSE değerlendirmelerine göre de tüm modellerin 0'a yakın olduğu görülmektedir. Her üç YSA modelinden 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 YSA modellerinin test aşamasında tahmin edilen değerler Şekil 7'de verilmiştir.

a. 7. gün



b. 28. gün



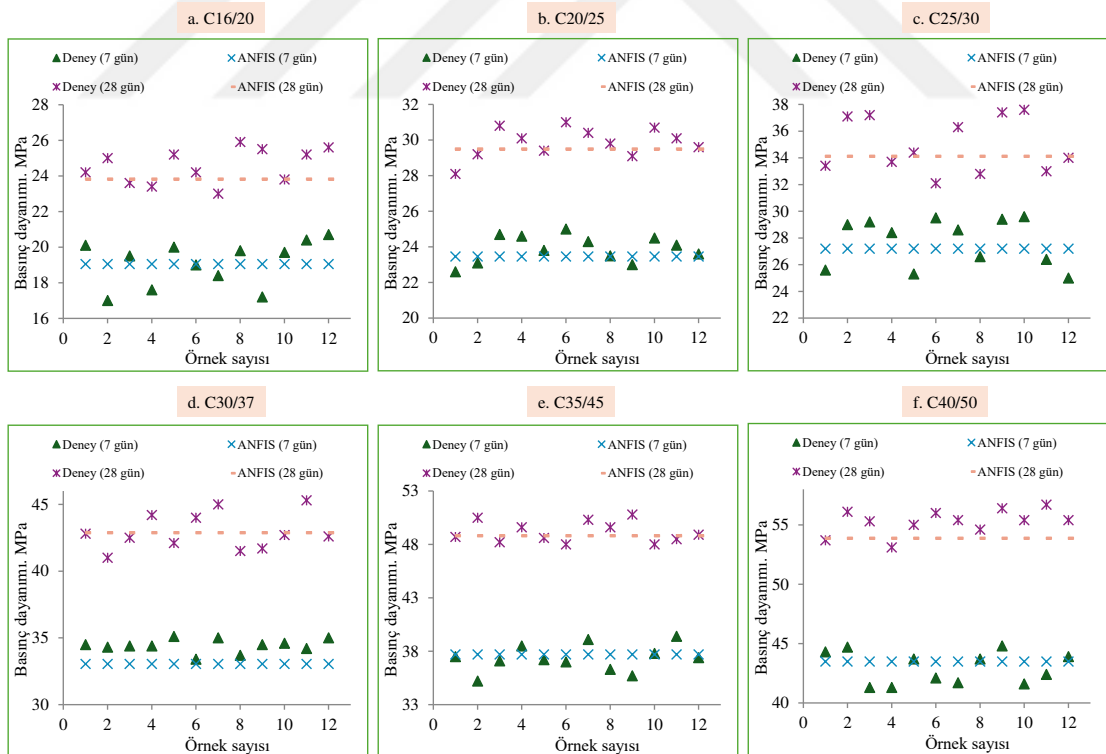
Şekil 4.9. YSA model verileri ile gerçek sonuçların karşılaştırılması.

Şekil 1.a'dan elde edilen verilere göre YSA-1 ile 7. günde C16/20, C20/25, C25/30, C30/37, C35/45 ve C40/50 beton sınıflarının basınç dayanımları sırası ile %0,167, -%0,454, %0,967, %1,532, %0,049 ve -%0,560 oranında hata ile tahmin edildiği görülmektedir. Bu değerler 28. gün için C16/20, C20/25, C25/30, C30/37, C35/45 ve C40/50 beton sınıfları için sırasıyla %1,450, %0,724, %0,749, -%0,203, %0,808 oranında hata ile tahmin edilmiştir. YSA-2 ile 7. günde C16/20, C20/25, C25/30, C30/37, C35/45 ve C40/50 beton sınıflarının basınç dayanımları sırası ile -%0,930, -%1,886, -%1,194, %2,071, -%1,170 ve -1,279 oranında hata ile tahmin edildiği görülmektedir. Bu değerler

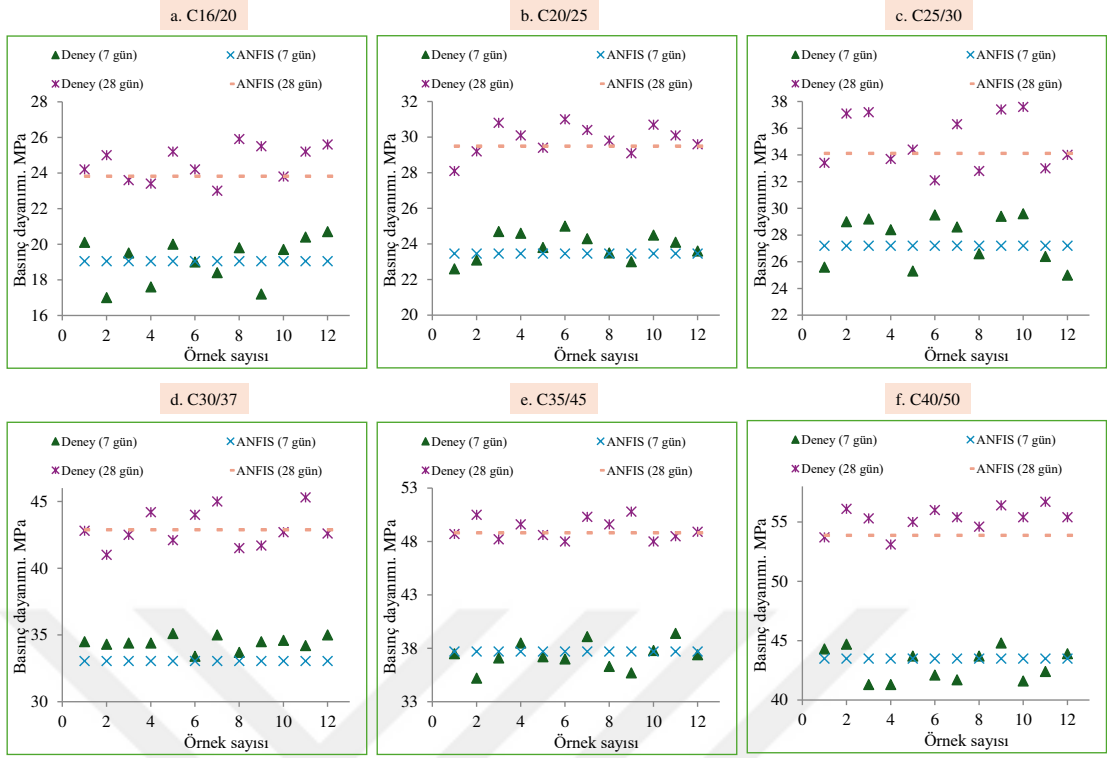
28. gün için C16/20, C20/25, C25/30, C30/37, C35/45 ve C40/50 beton sınıfları için sırasıyla -%1,896, -%1,441, -%1,030, -%0,608, -%0,727 ve %0,126 oranında hata ile tahmin edilmiştir. YSA-3 modeliyle ise 7. günde C16/20, C20/25, C25/30, C30/37, C35/45 ve C40/50 beton sınıflarının basınç dayanımları sırası ile -%0,728, %1,463, %0,235, %1,317, -%0,625 ve -%0,039 oranında hata ile tahmin edildiği görülmektedir. Bu değerler 28. gün için C16/20, C20/25, C25/30, C30/37, C35/45 ve C40/50 beton sınıfları için sırasıyla %0,799, %0,134, -%0,778, -%0,058, -%0,387 ve %0,381 oranında hata ile tahmin edilmiştir. Dolayısı ile istatistiksel endekslere ve gerçek değerlere göre, YSA modellerinin her üçü ile de tahmin edilen basınç dayanımlarının gerçek değerlere çok yakın bu tür çalışmalarda bu modellerin faydalı olduğu söylenebilir.

4.2. ANFIS MODELLERİNE AİT BULGULAR

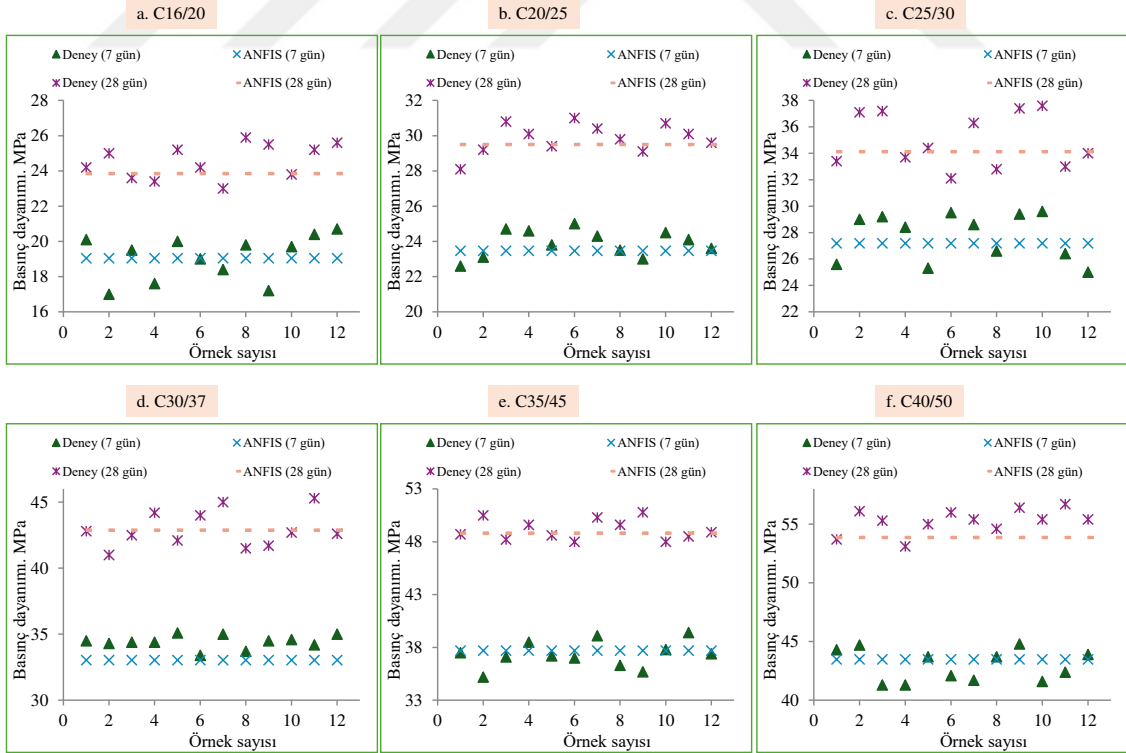
Test aşamasındaki gerçek değerlerle ANFIS-1, ANFIS-2 ve ANFIS-3 modellerinden elde edilen tahmin değerleri arasındaki karşılaştırmayı gösteren veriler sırasıyla Şekil 4.10, 4.11 ve 4.12’de verilmektedir.



Şekil 4.10. ANFIS-1’den elde edilen tahmin sonuçları ile gerçek değerlerin karşılaştırılması.



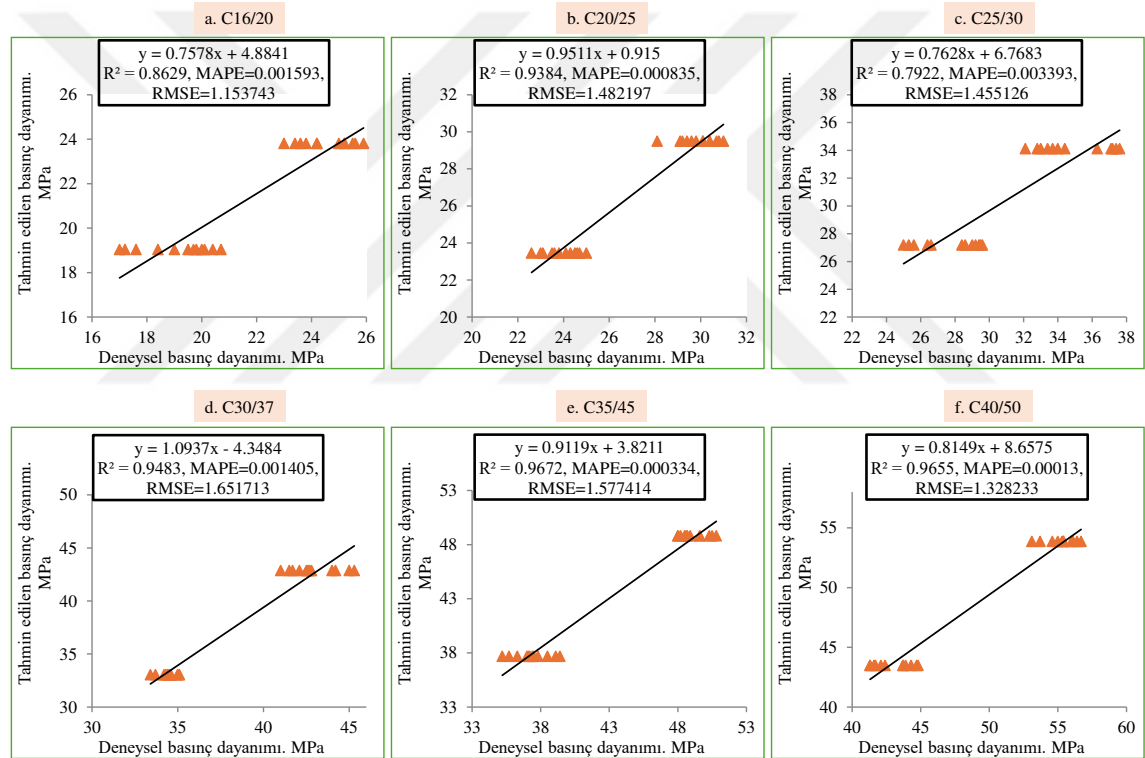
Şekil 4.11. ANFIS-2’den elde edilen tahmin sonuçları ile gerçek değerlerin karşılaştırılması.



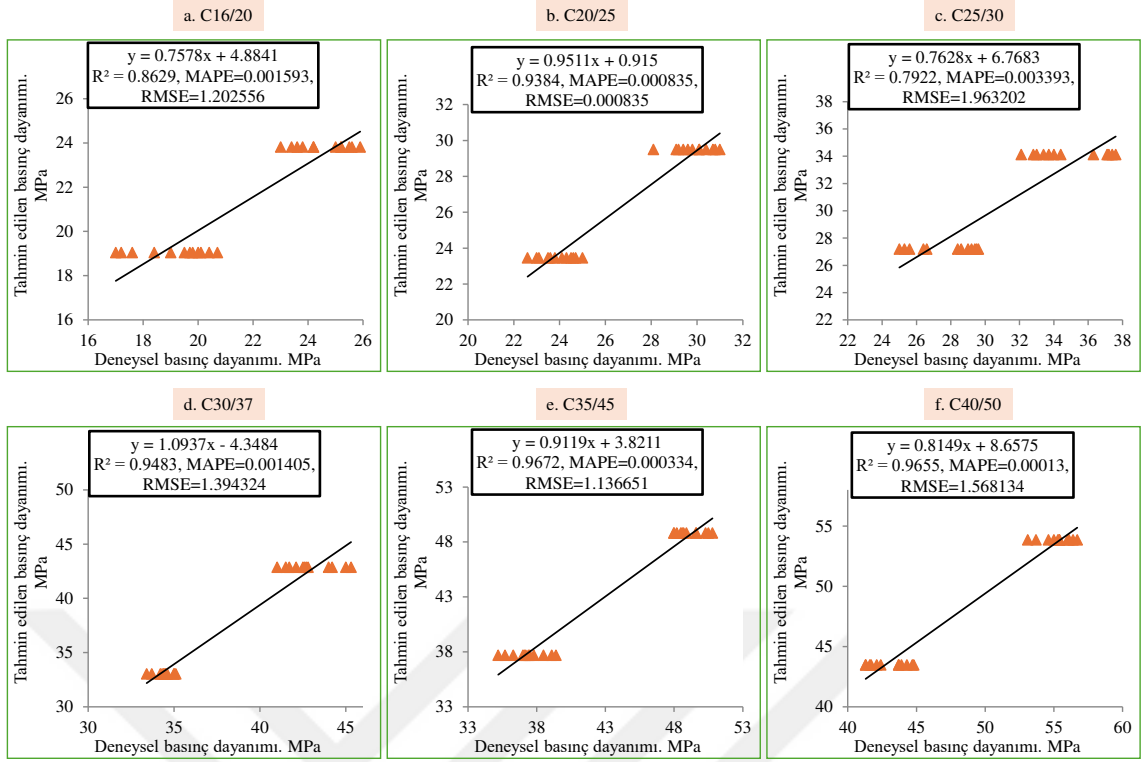
Şekil 4.12. ANFIS-3’ten elde edilen tahmin sonuçları ile gerçek değerlerin karşılaştırılması.

ANFIS-1, ANFIS-2 ve ANFIS-3 modellerinden elde edilen test aşamasındaki tahmin değerleri hemen hemen aynı olup C16/20, C20/25, C25/30, C30/37, C35/45 ve C40/50 beton sınıfına ait 7 günlük basınç dayanımı için sırasıyla 19,043, 23,593, 27,189, 33,046, 37,700 ve 43,486 MPa, 28 günlük basınç dayanımı için sırasıyla 23,814, 29,500, 34,121, 42,879, 48,818 ve 53,868 MPa olduğu belirlenmiştir (Şekil 4.10, 4.11, 4.12). Sadece ANFIS-2 modelinde C25/30 beton sınıfında binde bazda bir farkla 7. günde 27,200 MPa, 28. günde ise 34,100 MPa olarak tahmin edilmiştir (Şekil 4.11).

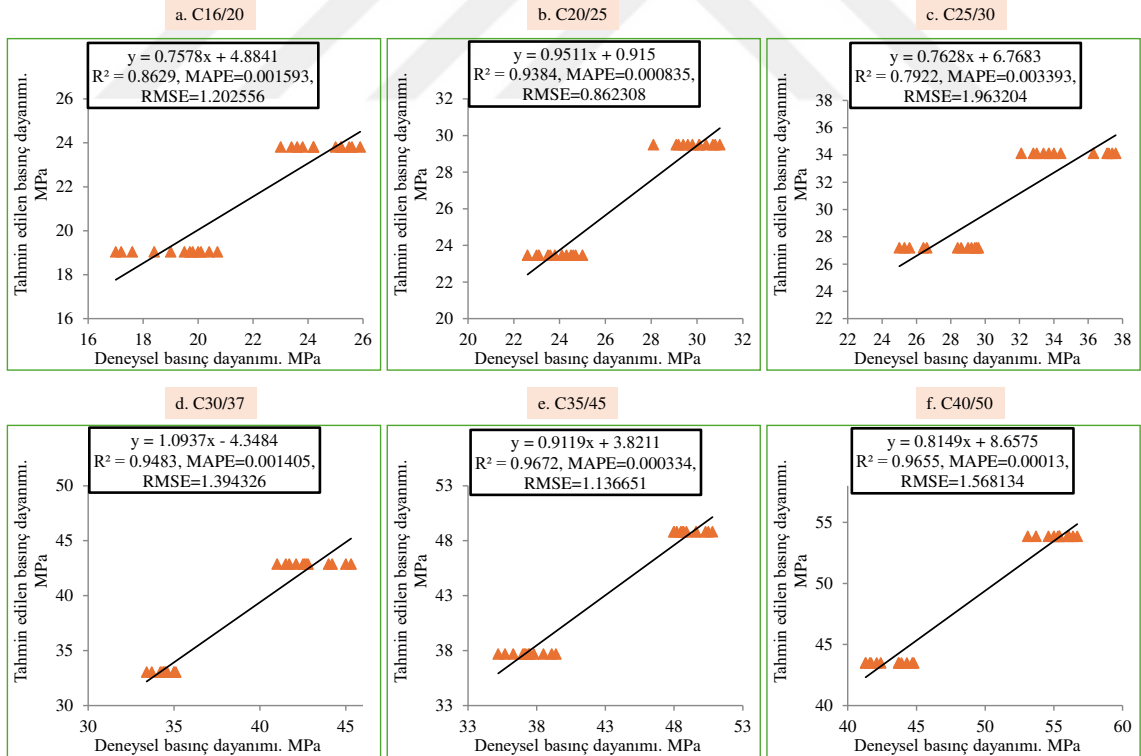
Test aşamasında ANFIS-1, ANFIS-2 ve ANFIS-3 modellerinden elde edilen tahmin değerleri ile gerçek değerlerin karşılaştırılması ile hesaplanan R^2 , MAPE ve RMSE sonuçları sırasıyla Şekil 4.13, 4.14 ve 4.15’de verilmektedir.



Şekil 4.13. ANFIS-1’den elde edilen istatistiksel sonuçlar.



Şekil 4.14. ANFIS-2’den elde edilen istatistiksel sonuçlar.



Şekil 4.15. ANFIS-3’ten elde edilen istatistiksel sonuçlar.

ANFIS modellerinin R^2 sonuçlarının YSA modelleri ile aynı değere sahip olduğu görülmektedir. Yani C16/20, C20/25, C25/30, C30/37, C35/45 ve C40/50 beton sınıfları

için ANFIS-1, ANFIS-2 ve ANFIS-3 modellerinde tüm R^2 değerleri sırasıyla %86,29, %93,84, %79,22, %94,83, %96,72 ve %96,55 olarak elde edilmiştir (Şekil 4.13, 4.14, 4.15). Ancak hesaplandığı y fonksiyonlarının yine YSA modellerinde olduğu gibi birbirlerinden ve YSA modlerindeki fonksiyonlardan farklı olduğu ve ancak virgülden sonra yüzbin ve sonrası civarlarında ayrıştığı görülmektedir.

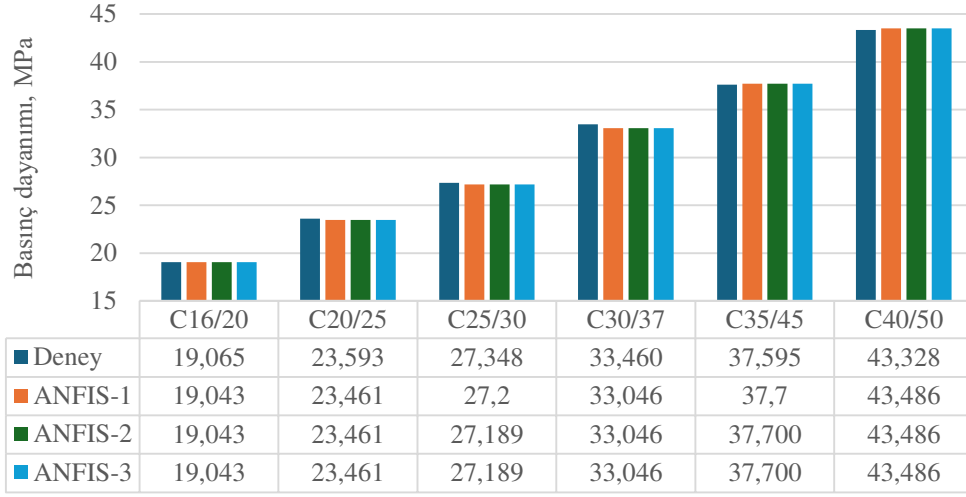
MAPE sonuçlarının her üç ANFIS modelinde de birbirleriyle aynı olduğu, C16/20, C20/25, C25/30, C30/37, C35/45 ve C40/50 beton sınıfları için sırasıyla 0,001253, 0,000457, 0,003261, 0,001432, 0,000481 ve 0,000294 olarak elde edildiği görülmektedir (Şekil 4.13, 4.14, 4.15).

RMSE sonuçları C16/20, C20/25, C25/30, C30/37, C35/45 ve C40/50 beton sınıfları için ANFIS-1 modelinde sırasıyla 1,153743, 1,482197, 1,455126, 1,651713, 1,577414, 1,328233 (Şekil 4.13); ANFIS-2 modelinde sırasıyla 1,202556, 0,862306, 1,963202, 1,394324, 1,136651, 1,568134 (Şekil 4.14); ANFIS-3 modelinde ise sırasıyla 1,202556, 0,862308, 1,963204, 1,394326, 1,136651, 1,568134 olarak elde edilmiştir (Şekil 4.15).

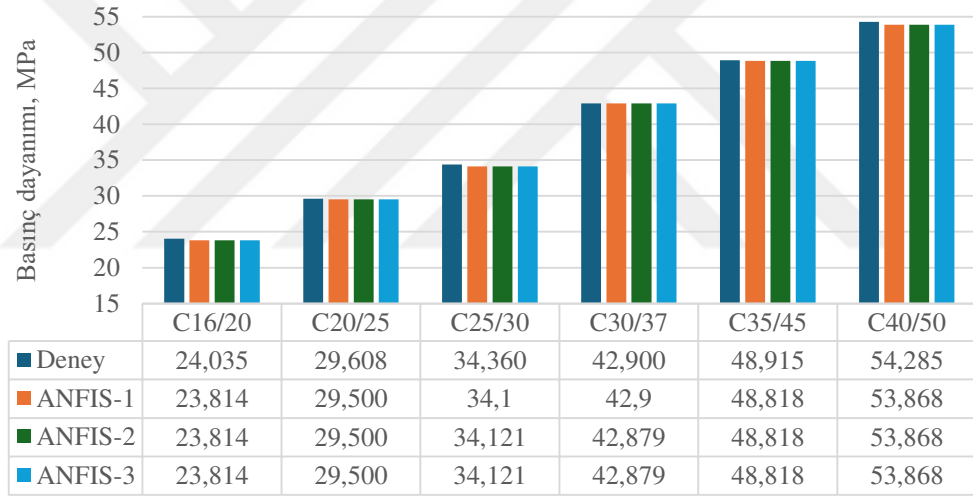
R^2 değerinin tüm modellerde bire yakın olduğu ve en kötü tahmin değerinin yaklaşık %20 civarında hataya sahip olduğu belirlenmiştir. MAPE sonuçları dikkate alındığında ise hem eğitim hem de test sürecinde tüm modellerde hata oranının %10'un altında olduğu ve en kötü tahmin değerinin bile %0,33 hata oranıyla yani %99,67 doğrulukta tahmin yapılabildiği izlenmektedir. RMSE değerlendirmelerine göre de tüm modellerin 0'a yakın olduğu söylenebilir. Her üç ANFIS modelinden elde edilen veriler bir bütün olarak değerlendirildiğinde kabul edilebilir hata oranlarıyla basınç dayanımı değerlerinin belirlenebildiği ifade edilebilir.

Ayrıca gerçek sonuçlarla tahmin sonuçları arasında uyumu izlemek 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 ANFIS modellerinin test aşamasında tahmin edilen değerler Şekil 4.16'da verilmiştir.

a, 7, gün



b, 28, gün



Beton sınıfları

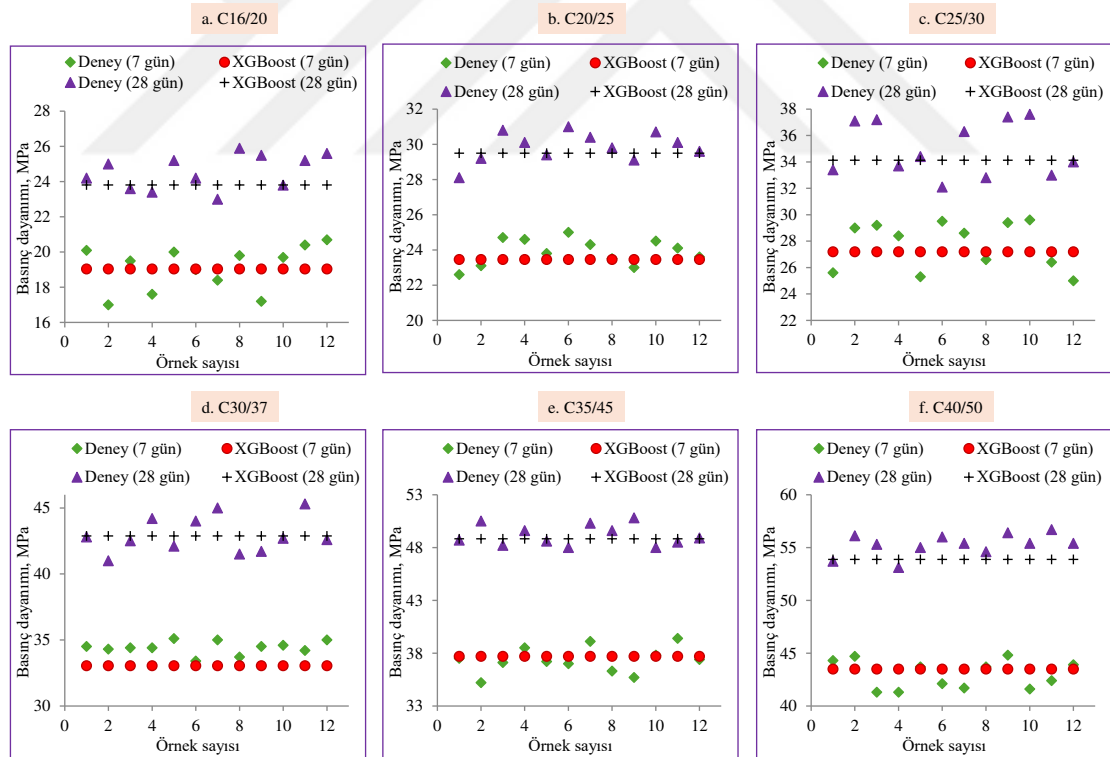
Şekil 4.16. ANFIS model verileri ile gerçek sonuçların karşılaştırılması.

Şekil 4.16.a'dan elde edilen verilere göre ANFIS-1 ile 7. günde C16/20, C20/25, C25/30, C30/37, C35/45 ve C40/50 beton sınıflarının basınç dayanımları sırası ile %0,116, %0,562, %0,582, %1,251, -%0,278 ve -%0,364 oranında hata ile tahmin edildiği görülmektedir. Bu değerler 28. gün için C16/20, C20/25, C25/30, C30/37, C35/45 ve C40/50 beton sınıfları için sırasıyla %0,927, %0,364, %0,699, %0,050, %0,199 ve %0,774 oranında hata ile tahmin edilmiştir (Şekil 4.16.b). ANFIS-2 ve ANFIS-3 sonuçları birbirleriyle neredeyse aynıdır. Basınç dayanımlarının tahmininde sadece virgülden sonra yüzbinde birkaç fark oluşmaktadır. ANFIS-2 ve ANFIS-3 ile 7. günde

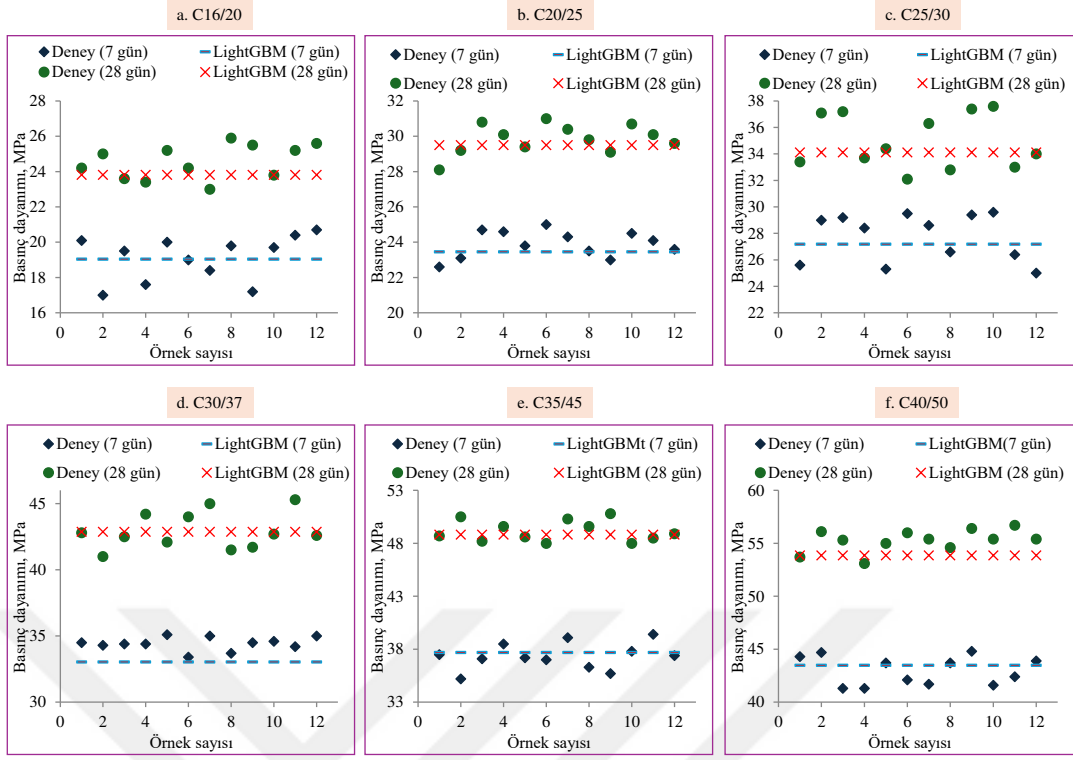
C16/20, C20/25, C25/30, C30/37, C35/45 ve C40/50 beton sınıflarının basınç dayanımları sırası ile %0,116, %0,562, %0,582, %1,251, -%0,279 ve -%0,364 oranında hatayla tahmin edildiği görülmektedir (Şekil 4.16.a). Bu değerler 28. gün için C16/20, C20/25, C25/30, C30/37, C35/45 ve C40/50 beton sınıfları için sırasıyla %0,927, %0,364, %0,699, %0,050, %0,199 ve 0,774 oranında hatayla tahmin edilmiştir (Şekil 4.16.b). Dolayısı ile istatistiksel endekslere ve gerçek değerlere göre, ANFIS modellerinin her üçü ile de tahmin edilen basınç dayanımlarının YSA modellerinde olduğu gibi gerçek değerlere çok yakın olduğu ve bu tür çalışmalarda bu modellerin kullanılabilir olduğu söylenebilir.

4.3. GRADIENT BOOSTING MODELLERİNE AİT BULGULAR

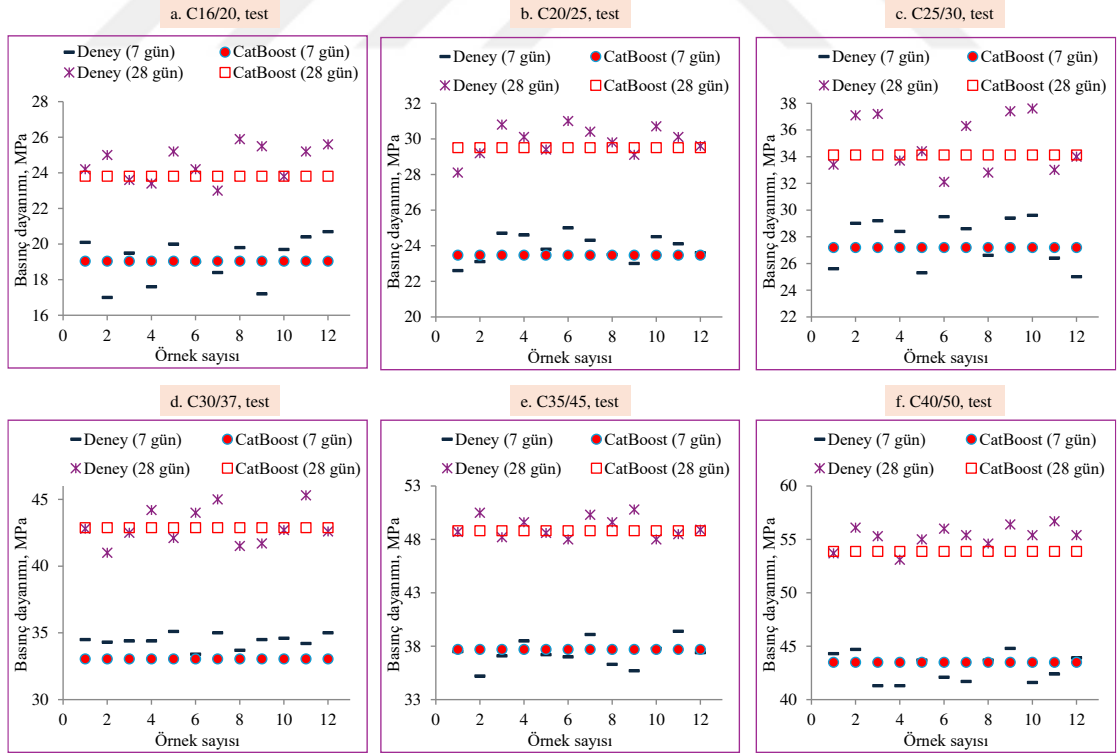
Test aşamasındaki gerçek değerlerle XGBoost, LightGBM ve CatBoost olmak üzere üç Gradient Boosting modellerinden elde edilen tahmin değerleri arasındaki karşılaştırmayı gösteren veriler sırasıyla Şekil 4.17, 4.18 ve 4.19’de verilmektedir.



Şekil 4.17. XGBoost’den elde edilen tahmin sonuçları ile gerçek değerlerin karşılaştırılması.



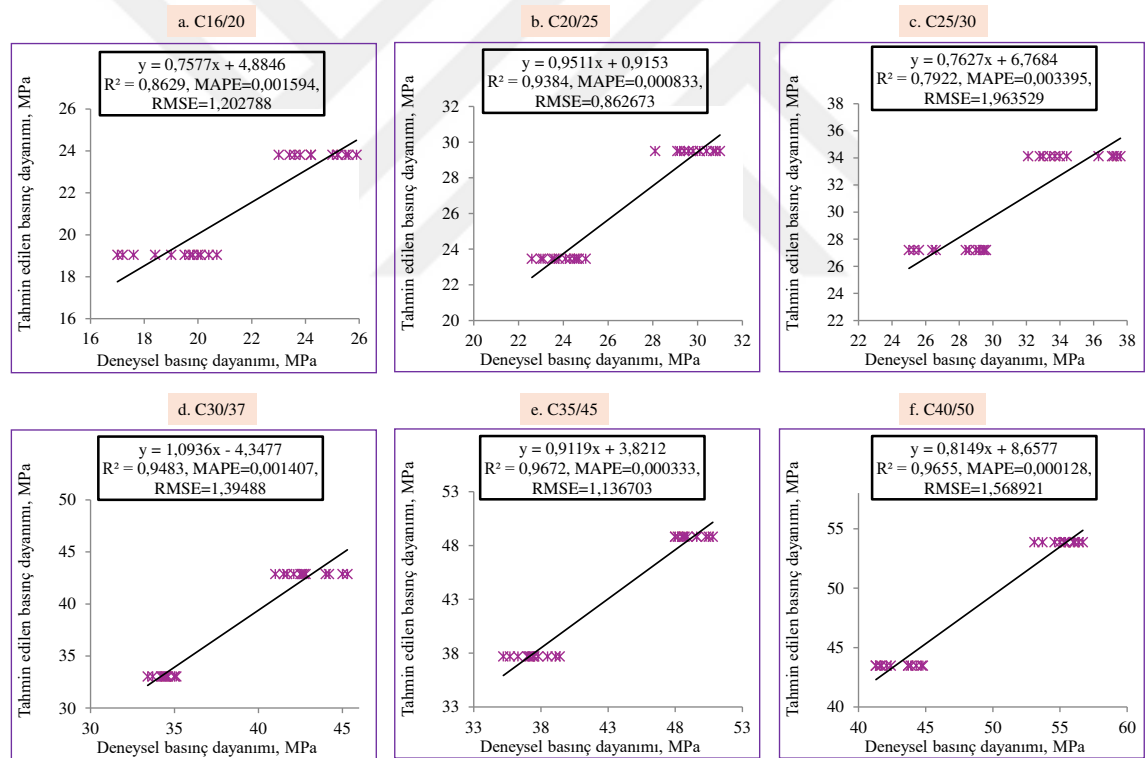
Şekil 4.18. LightGBM’den elde edilen tahmin sonuçları ile gerçek değerlerin karşılaştırılması.



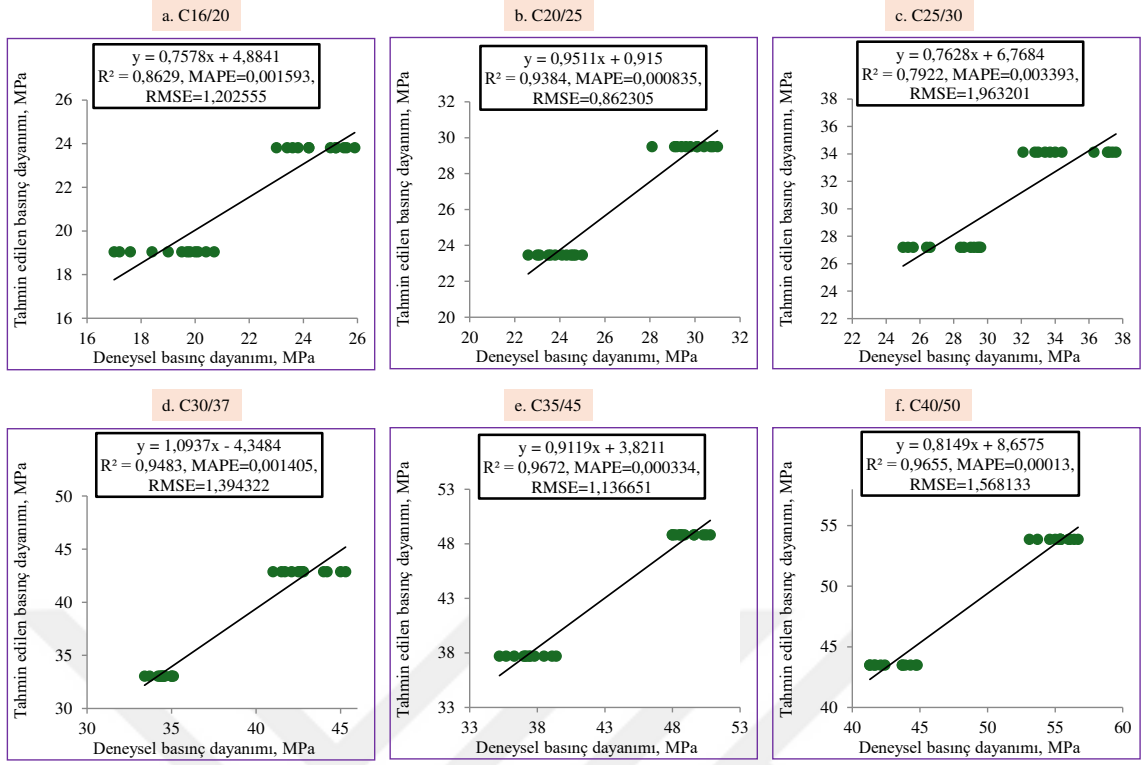
Şekil 4.19. CatBoost’den elde edilen tahmin sonuçları ile gerçek değerlerin karşılaştırılması.

XGBoost, LightGBM ve CatBoost modellerinden elde edilen test aşamasındaki tahmin değerleri hemen hemen aynı değerlere sahip olup virgülden sonra binde bazda fark oluşmaktadır. XGBoost modelinde C16/20, C20/25, C25/30, C30/37, C35/45 ve C40/50 beton sınıfına ait 7 günlük basınç dayanımı için sırasıyla 19,042, 23,460, 27,188, 33,045, 37,699 ve 43,484 MPa, 28 günlük basınç dayanımı için sırasıyla 23,814, 29,499, 34,120, 42,877, 48,816 ve 53,865 MPa olduğu belirlenmiştir (Şekil 4.19). LightGBM ve CatBoost modellerinin sonuçları aynı olup 7 günlük basınç dayanımı için sırasıyla 19,043, 23,461, 27,189, 33,046, 37,700 ve 43,486 MPa, 28 günlük basınç dayanımı için sırasıyla 23,814, 29,500, 34,121, 42,879, 48,818 ve 53,868 MPa olduğu belirlenmiştir (Şekil 4.19).

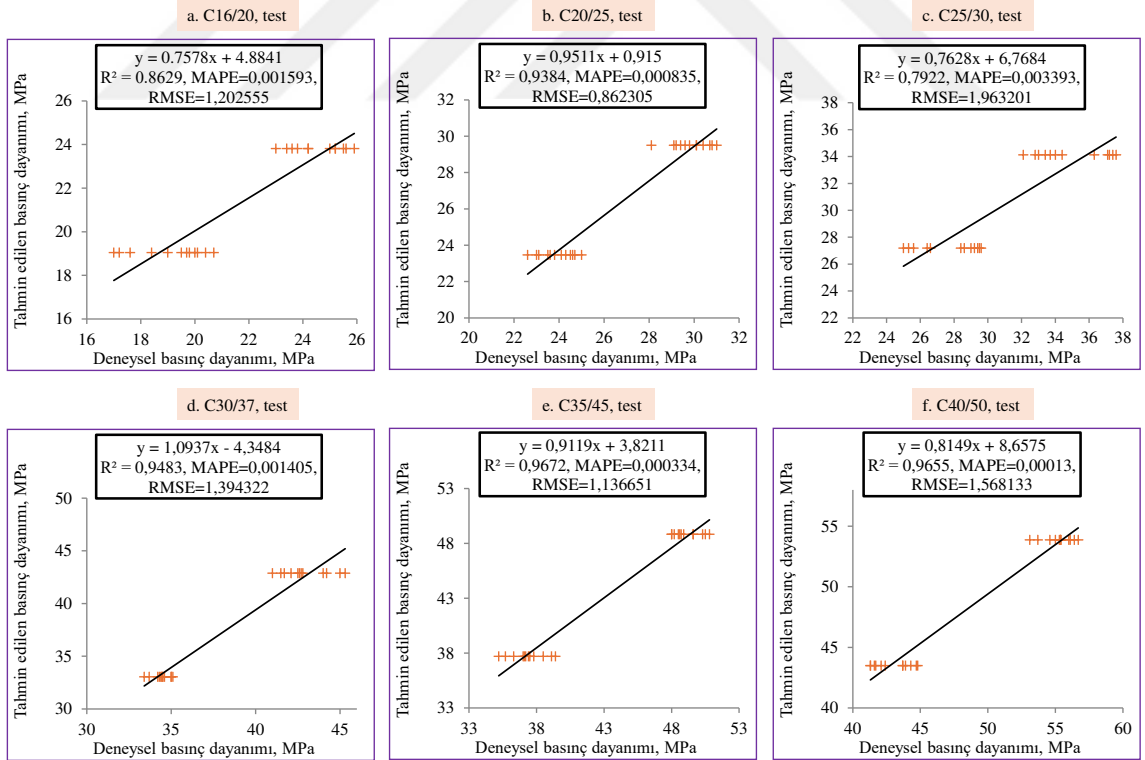
Test aşamasında XGBoost, LightGBM ve CatBoost modellerinden elde edilen tahmin değerleri ile gerçek değerlerin karşılaştırılması ile hesaplanan R^2 , MAPE ve RMSE sonuçları sırasıyla Şekil 4.20, 4.21 ve 4.22’de verilmektedir.



Şekil 4.20. XGBoost’dan elde edilen istatistiksel sonuçlar.



Şekil 4.21. LightGBM’den elde edilen istatistiksel sonuçlar.



Şekil 4.22. CatBoost’den elde edilen istatistiksel sonuçlar.

Gradient Boosting modellerinin R^2 sonuçlarının yine YSA ve ANFIS modelleri ile aynı değere sahip olduğu görülmektedir. Yani C16/20, C20/25, C25/30, C30/37, C35/45 ve

C40/50 beton sınıfları için XGBoost, LightGBM ve CatBoost modellerinde tüm R^2 değerleri sırasıyla %86,29, %93,84, %79,22, %94,83, %96,72 ve %96,55 olarak elde edilmiştir (Şekil 4.20, 4.21, 4.22). Ancak hesaplandığı y fonksiyonlarının yine birbirlerinden ve YSA ve ANFIS modlerindeki fonksiyonlardan farklı olduğu ve ancak virgülden sonra yüzbin ve sonrası civarlarında ayrıştığı görülmektedir.

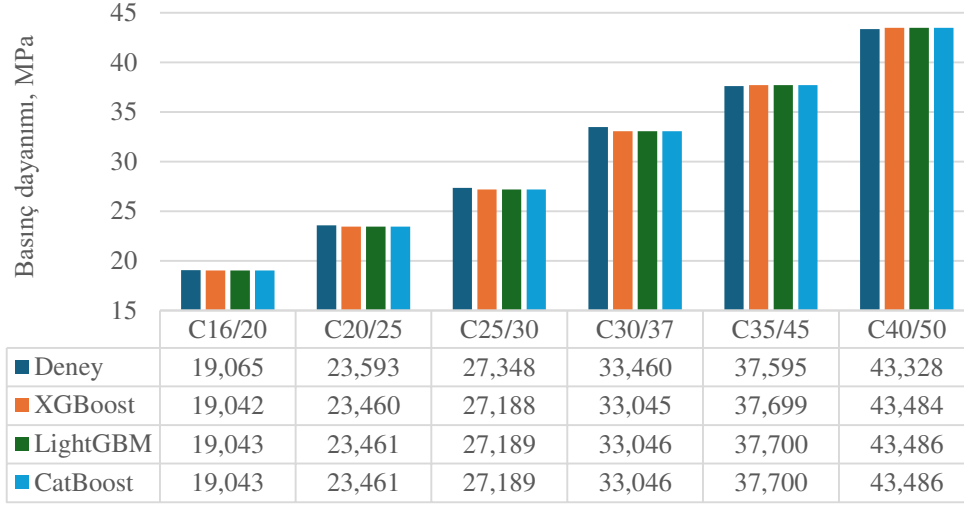
MAPE sonuçlarının her üç Gradient Boosting modelinde de birbirleriyle hemen hemen aynıdır. XGBoost modelinde C16/20, C20/25, C25/30, C30/37, C35/45 ve C40/50 beton sınıfları için sırasıyla 0,001594, 0,000833, 0,003395, 0,001407, 0,000333 ve 0,000128 olarak elde edildiği görülmektedir (Şekil 4.20, 4.21, 4.22). LightGBM ve CatBoost modellerinde ise tüm MAPE değerleri aynı olup sırasıyla 0,001593, 0,000835, 0,003393, 0,001405, 0,000334 ve 0,00013 olarak elde edilmiştir (Şekil 4.20, 4.21, 4.22).

RMSE sonuçları C16/20, C20/25, C25/30, C30/37, C35/45 ve C40/50 beton sınıfları için XGBoost modelinde sırasıyla 1,202788, 0,862673, 1,963529, 1,39488, 1,136703 ve 1,568921 olarak belirlenmiştir (Şekil 4.20, 4.21, 4.22). LightGBM ve CatBoost modellerinde ise tüm RMSE değerleri yine aynı olup sırasıyla 1,202555, 0,862305, 1,963201, 1,394322, 1,136651 ve 1,568133 olarak belirlenmiştir (Şekil 4.20, 4.21, 4.22).

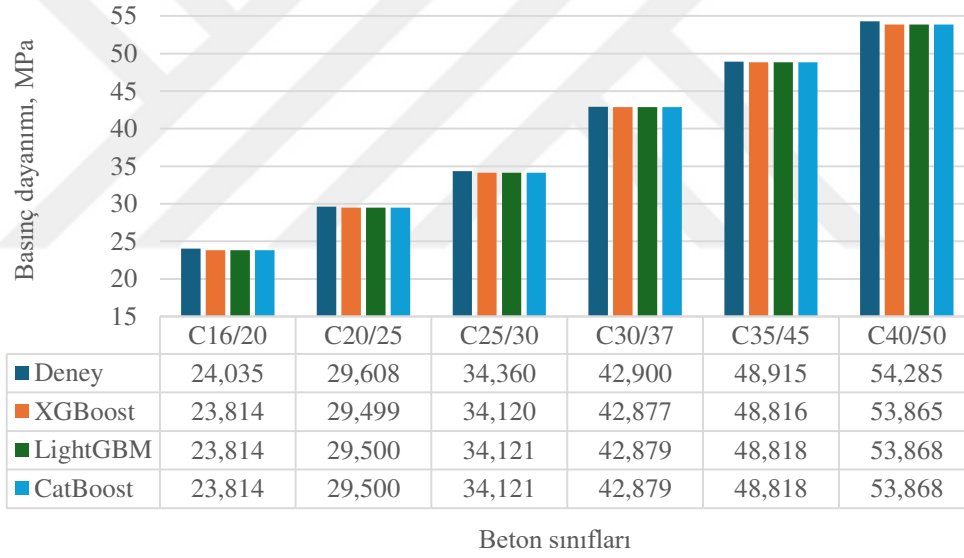
R^2 değerinin tüm modellerde bire yakın olduğu ve en kötü tahmin değerinin yaklaşık %20 civarında hataya sahip olduğu belirlenmiştir. MAPE sonuçları dikkate alındığında ise hem eğitim hem de test sürecinde tüm modellerde hata oranının %10'un altında olduğu ve en kötü tahmin değerinin bile %0,33 hata oranıyla yani %99,67 doğrulukta tahmin yapılabildiği izlenmektedir. RMSE değerlendirmelerine göre de tüm modellerin 0'a yakın olduğu söylenebilir. Tüm Gradient Boosting modelinden elde edilen veriler bir bütün olarak değerlendirildiğinde kabul edilebilir hata oranlarıyla basınç dayanımı değerlerinin belirlenebildiği ifade edilebilir.

Ayrıca gerçek sonuçlarla tahmin sonuçları arasında uyumu izlemek 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 Gradient Boosting modellerinin test aşamasında tahmin edilen değerler Şekil 4. 23'te verilmiştir.

a. 7. gün



b. 28. gün



Şekil 4.23. Gradient Boosting model verileri ile gerçek sonuçların karşılaştırılması.

Şekil 1.a'daki basınç dayanımı sonuçlarından hesaplanan verilere göre XGBoost ile 7. günde C16/20, C20/25, C25/30, C30/37, C35/45 ve C40/50 beton sınıflarının basınç dayanımları sırası ile %0,118, %0,565, %0,585, %1,255, -%0,275 ve -%0,360 oranında hata ile tahmin edildiği görülmektedir. Bu değerler 28. gün için C16/20, C20/25, C25/30, C30/37, C35/45 ve C40/50 beton sınıfları için sırasıyla %0,930, %0,368, %0,702, %0,053, %0,203 ve %0,779 oranında hata ile tahmin edilmiştir. LightGBM ve CatBoost sonuçları birbirleriyle hemen hemen aynıdır. Basınç dayanımlarının tahmininde sadece virgülden sonra milyonda birkaç fark oluşmaktadır. LightGBM ve CatBoost ile 7. günde

C16/20, C20/25, C25/30, C30/37, C35/45 ve C40/50 beton sınıflarının basınç dayanımları sırası ile %0,116, %0,562, %0,582, %1,251, -%0,279 ve -%0,364 oranında hatayla tahmin edildiği görülmektedir. Bu değerler 28. gün için C16/20, C20/25, C25/30, C30/37, C35/45 ve C40/50 beton sınıfları için sırasıyla %0,927, %0,364, %0,699, %0,050, %0,199 ve 0,774 oranında hatayla tahmin edilmiştir. Dolayısı ile istatistiksel endekslere ve gerçek değerlere göre, Gradient Boosting modellerinin her üçü ile de tahmin edilen basınç dayanımlarının YSA ve ANFIS modellerinde olduğu gibi gerçek değerlere çok yakın olduğu ve bu tür çalışmalarda bu modellerin faydalı ve kullanılabilir olduğu söylenebilir.



5. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Bu çalışmada YSA, ANFIS, XGBoost, LightGBM ve CatBoost gibi yapay öğrenme algoritmaları kullanılarak C16/20, C20/25, C25/30, C30/37, C35/45 ve C40/50 beton sınıflarının basınç dayanımları en küçük hata elde edilecek şekilde tahmin edilmeye çalışılmıştır. Modellerde, hazır beton santralinde hazırlanarak şantiyeye gönderilen, her beton sınıfı için 20 ayrı beton dökümünden, 7. ve 28. hidratasyon günleri için 2'şer adet numune alınmıştır. Basınç dayanımı deneylerine tabi tutulan bu numunelerden toplam 480 veri elde edilmiş ve bu verilerin %70'i eğitim, %30'u ise test süreçlerinde kullanılmıştır. Tahmin edilen sonuçların güvenilirliği, R^2 , MAPE ve RMSE olarak en çok kullanılan istatistiksel yöntemleri ile test edilmiştir. Ayrıca her bir beton sınıfı ve hidratasyon günü için ayrı ayrı döküm esnasında alınan tüm numunelerin ortalaması alınarak, tahmin edilen sonuçları ile karşılaştırılmıştır.

Yapılan bu çalışmada elde edilen sonuçlar her bir model için aşağıda ayrıntıları ile sunulmuştur.

YSA modelleriyle elde edilen sonuçlara göre;

- C16/20, C20/25, C25/30, C30/37, C35/45 ve C40/50 beton sınıfına ait 7 günlük basınç dayanımı için; YSA-1 modelinden sırasıyla 19,0333, 23,7, 27,0857, 32,955, 37,5765 ve 43,5714 MPa, YSA-2 modelinden sırasıyla 19,0333, 24,0459, 27,6781, 32,7812, 38,0402 ve 43,8888 MPa, YSA-3 modelinden sırasıyla 19,2048, 23,2524, 27,2833, 33,025, 37,8316 ve 43,3444 MPa değerleri elde edilmiştir.
- 28 günlük basınç dayanımları için ise C16/20, C20/25, C25/30, C30/37, C35/45 ve C40/50 beton sınıflarında; YSA-1 modelinden sırasıyla 23,8158, 29,1842, 34,113, 42,581, 49,0143 ve 53,85 MPa, YSA-2 modelinden 24,4996, 30,0404, 34,7176, 43,1624, 49,2734 ve 54,2168 MPa, YSA-3 modelinden sırasıyla 23,8444, 29,568, 34,6294, 42,925, 49,105 ve 54,0789 MPa değerlerine ulaşılmıştır.
- R^2 sonuçlarının tüm beton sınıfları için aynı olduğu, ancak hesaplandığı y fonksiyonlarının birbirlerinden farklı olduğu ve virgülden sonra yüzbin ve sonrası civarlarında ayrıştığı görülmektedir. Bu değerler C16/20, C20/25, C25/30, C30/37, C35/45 ve C40/50 beton sınıfları için sırasıyla %86,29, %93,84, %79,22, %94,83, %96,72 ve %96,55 olarak elde edilmiştir.

- MAPE sonuçları C16/20, C20/25, C25/30, C30/37, C35/45 ve C40/50 beton sınıfları için YSA-1 modelinde sırasıyla 0,001613, 0,001268, 0,003539, 0,001517, 0,000197 ve 0,000116; YSA-2 modelinde sırasıyla 0,00117, 0,001895, 0,002705, 0,001729, 0,000713 ve 0,000401; YSA-3 modelinde ise sırasıyla 0,001253, 0,000457, 0,003261, 0,001432, 0,000481 ve 0,000294 olarak belirlenmiştir.
- RMSE sonuçları C16/20, C20/25, C25/30, C30/37, C35/45 ve C40/50 beton sınıfları için YSA-1 modelinde sırasıyla 1,202405, 0,911104, 1,980123, 1,462834, 1,100936 ve 1,591506; YSA-2 modelinde sırasıyla 1,087269, 0,781089, 1,849175, 1,537839, 1,193802 ve 1,525957; YSA-3 modelinde ise sırasıyla 1,193984, 0,913631, 1,879908, 1,40416, 1,137954 ve 1,457161 olarak hesaplanmıştır.
- YSA model verileri ile gerçek sonuçların karşılaştırılması aşamasında C16/20, C20/25, C25/30, C30/37, C35/45 ve C40/50 beton sınıflarının basınç dayanımları 7. günde YSA-1 modelinde sırasıyla %0,167, -%0,454, %0,967, %1,532, %0,049 ve -%0,560, YSA-2 modelinde sırasıyla -%0,930, -%1,886, -%1,194, %2,071, -%1,170 ve -1,279, YSA-3 modelinde sırasıyla -%0,728, %1,463, %0,235, %1,317, -%0,625 ve -%0,039 oranında hata ile tahmin edildiği görülmektedir.
- 28. günde ise C16/20, C20/25, C25/30, C30/37, C35/45 ve C40/50 beton sınıflarının basınç dayanımları YSA-1 modelinde sırasıyla %1,450, %0,724, %0,749, -%0,203, %0,808, YSA-2 modelinde sırasıyla -%1,896, -%1,441, -%1,030, -%0,608, -%0,727 ve %0,126, YSA-3 modelinde sırasıyla %0,799, %0,134, -%0,778, -%0,058, -%0,387 ve %0,381 oranında hata ile tahmin edildiği hesaplanmıştır.
- Dolayısı ile her üç modelden elde edilen tahmin sonuçlarının birbirine çok yakın olduğu, istatistiksel endeksler ve gerçek değerler dikkate alındığında YSA modellerinin iyi sonuçlar verdiği ve faydalı olduğu söylenebilir.

ANFIS modelleriyle elde edilen sonuçlara göre;

- Tahmin değerlerinin tüm modellerde hemen hemen aynı olduğu belirlenmiştir. Bu değerler C16/20, C20/25, C25/30, C30/37, C35/45 ve C40/50 beton sınıflarına ait 7 günlük basınç dayanımı için sırasıyla 19,043, 23,593, 27,189, 33,046, 37,700 ve 43,486 MPa, 28 günlük basınç dayanımı için sırasıyla 23,814, 29,500, 34,121, 42,879, 48,818 ve 53,868 MPa olarak elde edilmiştir. Sadece ANFIS-2 modelinde C25/30 beton sınıfında binde bazda bir farkla 7. günde 27,200 MPa, 28. günde ise 34,100 MPa olarak elde edilmiştir.

- ANFIS modellerinin R^2 sonuçlarının, YSA modelleri ile aynı değere sahip olduğu belirlenmiştir. Ancak hesaplandığı y fonksiyonlarının yine YSA modellerinde olduğu gibi birbirlerinden ve YSA modlerindeki fonksiyonlardan farklı olduğu ve ancak virgülden sonra yüzbin ve sonrası civarlarında ayrıştığı görülmektedir.
- MAPE sonuçlarının her üç ANFIS modelinde de birbirleriyle aynı olduğu, C16/20, C20/25, C25/30, C30/37, C35/45 ve C40/50 beton sınıfları için sırasıyla 0,001253, 0,000457, 0,003261, 0,001432, 0,000481 ve 0,000294 olarak elde edildiği izlenmektedir (Şekil 4.13, 4.14, 4.15).
- RMSE sonuçları C16/20, C20/25, C25/30, C30/37, C35/45 ve C40/50 beton sınıfları için ANFIS-1 modelinde sırasıyla 1,153743, 1,482197, 1,455126, 1,651713, 1,577414, 1,328233; ANFIS-2 modelinde sırasıyla 1,202556, 0,862306, 1,963202, 1,394324, 1,136651, 1,568134 (Şekil 4.14); ANFIS-3 modelinde ise sırasıyla 1,202556, 0,862308, 1,963204, 1,394326, 1,136651, 1,568134 olarak tespit edilmiştir.
- ANFIS model verileri ile gerçek sonuçların karşılaştırılması aşamasında C16/20, C20/25, C25/30, C30/37, C35/45 ve C40/50 beton sınıflarının basınç dayanımları 7. günde ANFIS-1 modelinde sırasıyla %0,116, %0,562, %0,582, %1,251, -%0,278 ve -%0,364, ANFIS-2 ve ANFIS-3 modellerinde sırasıyla %0,116, %0,562, %0,582, %1,251, -%0,279 ve -%0,364 oranında hata ile tahmin edildiği belirlenmiştir.
- 28. günde ise C16/20, C20/25, C25/30, C30/37, C35/45 ve C40/50 beton sınıflarının basınç dayanımları ANFIS-1 modelinde sırasıyla %0,927, %0,364, %0,699, %0,050, %0,199 ve %0,774, ANFIS-2 ve ANFIS-3 modellerinde sırasıyla %0,927, %0,364, %0,699, %0,050, %0,199 ve 0,774 oranında hata ile tahmin edilmiştir.
- Dolayısı ile ANFIS modellerinin her üçü ile de tahmin edilen basınç dayanımlarının, YSA modellerinde olduğu gibi gerçek değerlere çok yakın olduğu ve bu tür çalışmalarda bu modellerin kullanılabilir olduğu kanaatine varılmıştır.

Gradient Boosting modelleriyle elde edilen sonuçlara göre;

- Tahmin değerlerinin tüm modellerde hemen hemen aynı ve sadece virgülden sonra binde bazda fark olduğu belirlenmiştir. Bu değerler C16/20, C20/25, C25/30, C30/37, C35/45 ve C40/50 beton sınıflarına ait 7 günlük basınç dayanımı sonuçları; XGBoost için sırasıyla 19,042, 23,460, 27,188, 33,045, 37,699 ve 43,484 MPa, LightGBM ve CatBoost için sırasıyla 19,043, 23,461, 27,189, 33,046, 37,700 ve 43,486 MPa olara hesaplanmıştır.

- 28 günlük basınç dayanımı C16/20, C20/25, C25/30, C30/37, C35/45 ve C40/50 beton sınıflarında XGBoost için sırasıyla 23,814, 29,499, 34,120, 42,877, 48,816 ve 53,865 MPa olduğu belirlenmiştir. LightGBM ve CatBoost modelleri için bu değerler sırasıyla 23,814, 29,500, 34,121, 42,879, 48,818 ve 53,868 MPa olarak tespit edilmiştir.
- Gradient Boosting modellerinin R^2 sonuçlarının, ANFIS ve YSA modelleri ile aynı değere sahip olduğu belirlenmiştir. Ancak hesaplandığı y fonksiyonlarının yine hem birbirlerinden hem de YSA ve ANFIS modellerindeki fonksiyonlardan farklı olduğu ve ancak virgülden sonra yüzbin ve sonrası civarlarında farklılaştığı izlenmektedir.
- MAPE sonuçlarının C16/20, C20/25, C25/30, C30/37, C35/45 ve C40/50 beton sınıfları için XGBoost modelinde sırasıyla 0,001594, 0,000833, 0,003395, 0,001407, 0,000333 ve 0,000128, LightGBM ve CatBoost modellerinde ise sırasıyla 0,001593, 0,000835, 0,003393, 0,001405, 0,000334 ve 0,00013 olarak elde edilmiştir olarak elde edilmiştir.
- RMSE sonuçları C16/20, C20/25, C25/30, C30/37, C35/45 ve C40/50 beton sınıfları için XGBoost modelinde sırasıyla 1,202788, 0,862673, 1,963529, 1,39488, 1,136703 ve 1,56892 LightGBM ve CatBoost modellerinde ise sırasıyla 1,202555, 0,862305, 1,963201, 1,394322, 1,136651 ve 1,568133 olarak hesaplanmıştır.
- Gradient Boosting modellerinin gerçek sonuçların karşılaştırılması aşamasında C16/20, C20/25, C25/30, C30/37, C35/45 ve C40/50 beton sınıflarının basınç dayanımları 7. günde XGBoost modelinde sırasıyla %0,118, %0,565, %0,585, %1,255, -%0,275 ve -%0,360, LightGBM ve CatBoost modellerinde sırasıyla %0,116, %0,562, %0,582, %1,251, -%0,279 ve -%0,364 oranında hata ile tahmin edilmiştir.
- 28. günde ise C16/20, C20/25, C25/30, C30/37, C35/45 ve C40/50 beton sınıflarının basınç dayanımları XGBoost modelinde sırasıyla %0,930, %0,368, %0,702, %0,053, %0,203 ve %0,779, LightGBM ve CatBoost modellerinde sırasıyla %0,927, %0,364, %0,699, %0,050, %0,199 ve 0,774 oranında hata ile tahmin edildiği belirlenmiştir. Dolayısı ile Gradient Boosting modellerinin her üçü ile de tahmin edilen basınç dayanımlarının YSA ve ANFIS modellerinde olduğu gibi gerçek değerlere çok yakın olduğu ve bu tür çalışmalarda bu modellerin faydalı ve kullanılabilir olduğu izlenimi oluşmaktadır.

Sonuç olarak elde edilen istatistiksel verilere göre geliştirilen bu modellerin R^2 değerlerinin tüm modellerde bire yakın olduğu ve en kötü tahmin değerinin yaklaşık %20 civarında hataya sahip olduğu belirlenmiştir. MAPE sonuçları dikkate alındığında ise hem eğitim hem de test süreçlerinde tüm modellerde hata oranının %10'un altında olduğu ve en kötü tahmin değerinin bile %0,33 hata oranıyla yani %99,67 doğrulukta tahmin yapılabildiği izlenmektedir. RMSE değerlendirmelerine göre de tüm modellerin 0'a yakın olduğu söylenebilir. Dolayısı ile bu modellerin “yüksek doğruluk” derecesine sahip ya da “çok iyi” modeller olduğu görülmektedir. Bu nedenle modellerden hangisi uygulanırsa uygulansın çok küçük hata ile kısa sürede oldukça iyi basınç dayanımı tahminlerinin elde edilebileceği düşünülmektedir. Dolayısı ile inşaat mühendisliğin birçok alanında bu modellerin kullanılması önerilebilir. Bu sayede gerçeğe en yakın güçlü tahminlerin yapılabileceği ifade edilebilir.

6. KAYNAKLAR

- [1] Yurt. Ü, & Emiroğlu. M, “Examination of cryogenic durability in self-consolidating concretes through mechanical and fracture mechanics approaches,” *Cold Regions Science and Technology*, <https://doi.org/10.1016/j.coldregions.2023.104062>, 2024.
- [2] Ünal. O, & Yurtcu. Ş, “Betonarme yapılarda hazır beton kullanımı,” *Yapı Teknolojileri Elektronik Dergisi*, c. 3, sayı 1, ss. 51-64, 2007.
- [3] Dündar. B, Atabey. İİ, & Yurt. Ü, “Osmaniye ilinde hazır beton santrallerinde üretilen beton kalitelerinin istatistiksel olarak değerlendirilmesi,” *Selçuk-Teknik Dergisi*, c. 16, sayı 2, ss. 71-86, 2017.
- [4] Chou. J. S, Tjandrakusuma. S, & Liu. C. Y, “Jellyfish search-optimized deep learning for compressive strength prediction in images of ready-mixed concrete,” *Computational Intelligence and Neuroscience*, <https://doi.org/10.1155/2022/9541115>, 2022.
- [5] Sarıdemir. M, “Prediction of compressive strength of concretes containing metakaolin and silica fume by artificial neural networks,” *Advances in Engineering Software*, c. 40, sayı 5, ss. 350-355, 2009.
- [6] Maqsoom. A, Aslam. B, Gul. M. E, Ullah. F, Kouzani. A. Z, Mahmud. M. P, & Nawaz. A, “Using multivariate regression and ANN models to predict properties of concrete cured under hot weather,” *Sustainability*, c. 13, sayı 18, ss. 1-25, 2021.
- [7] Chithra. S, Kumar. S. S, Chinnaraju. K, & Ashmita. F. A, “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*, <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2016.03.214>, 2016.
- [8] Inel. M, “Modeling ultimate deformation capacity of RC columns using artificial neural networks,” *Engineering Structures*, c. 29, sayı 3, ss. 329-335, 2007.
- [9] Zhu. L, Elwood. K, & Haukass. T, “Classification and seismic safety evaluation of existing reinforced concrete columns,” *Journal of Structural Engineering*, c. 133, sayı 9, ss. 1316-1324, 2007.

- [10] Ozcan. G, Kocak. Y, & Gulbandilar. E, “Compressive strength estimation of concrete containing zeolite and diatomite: an expert system implementation,” *Computers and Concrete*, c. 21, sayı 1, ss. 21-30, 2018.
- [11] Golafshani. E. M, Behnood. A, & Arashpour. M, “Predicting the compressive strength of normal and High-Performance Concretes using ANN and ANFIS hybridized with Grey Wolf Optimizer,” *Construction and Building Materials*, <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2019.117266>, 2020.
- [12] Sah. A. K, & Hong. Y. M, “Performance comparison of machine learning models for concrete compressive strength prediction,” *Materials*, c. 17, sayı 9, ss. 2075, 2024.
- [13] Kumar. B, & Kumar. N, “Forecasting marshall stability of waste plastic reinforced concrete using SVM, ANN, and tree-based techniques, multiscale and multidisciplinary modeling,” *Experiments and Design*, <https://doi.org/10.1007/s41939-024-00501-8>, 2024.
- [14] Salihi. B. H. H, & Hamad. F. S, “ANN and gradient boosting-based predictive techniques for punching shear capacity of concrete slabs reinforced with frp bars,” *Iranian Journal of Science and Technology, Transactions of Civil Engineering*, <https://doi.org/10.1007/s40996-024-01353-5>, 2024
- [15] Mustapha. I. B, Abdulkareem. M, Jassam. T. M, AlAteah. A. H, Al-Sodani. K. A. A, Al-Tholaia. M. M, Nabus. H, Alih. S. C, Abdulkareem. Z, & Ganiyu. A, “Comparative analysis of gradient-boosting ensembles for Estimation of compressive strength of quaternary blend concret,” *International Journal of Concrete Structures and Materials*, c. 18, sayı 1, ss. 1-24, 2024.
- [16] Zhou. J, Su. Z, Hosseini. S, Tian. Q, Lu. Y, Luo. H, Xu. X, & Huang. J,” Decision tree models for the estimation of geo-polymer concrete compressive strength,” *Mathematical Biosciences and Engineering*, c. 21, sayı 1, ss. 1413-1444, 2024.
- [17] Hwang. S. H, Mangalathu. S, Shin. J, & Jeon. J. S, “Machine learning-based approaches for seismic demand and collapse of ductile reinforced concrete building frames,” *Journal of Building Engineering*, <https://doi.org/10.1016/j.jobbe.2020.101905>, 2021.
- [18] Bakouregui. A. S, Mohamed. H. M, Yahia. A, & Benmokrane. B, “Explainable extreme gradient boosting tree-based prediction of load-carrying capacity of FRP-RC columns,” *Engineering Structures*, <https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2021.112836>, 2021.

- [19] Cakiroglu. C, Islam. K, Bekdaş. G, Kim. S, & Geem. Z. W, “Interpretable machine learning algorithms to predict the axial capacity of FRP-reinforced concrete columns,” *Materials*, <https://doi.org/10.3390/ma15082742>, 2022.
- [20] Duan. M, Qin. Y, Geng. K, Li. Y, Li. M, & Fang. J, “Pore fractal characteristics and ANN model of polyacrylonitrile fiber reinforced concrete under the synergistic effects of freeze-thaw and erosion,” *Composites Communications*, <https://doi.org/10.1016/j.coco.2024.101930>, 2024.
- [21] Feng. D. C, Cetiner. B, Azadi Kakavand. M. R, & Taciroglu. E, “Data-driven approach to predict the plastic hinge length of reinforced concrete columns and its application,” *Journal of Structural Engineering*, c. 147, sayı 2, ss. 1-26, 2021.
- [22] Harith. IK, Abbas. ZH, Hamzah. MK, & Hussien. ML, “Comparison of artificial neural network and hierarchical regression in prediction compressive strength of self-compacting concrete with fly ash,” *Innovative Infrastructure Solutions*, c. 9, sayı 3, ss. 1-62, 2024.
- [23] Kabir. M. A, Hasan A. S, & Billah. A. M, “Failure mode identification of column base plate connection using data-driven machine learning techniques,” *Engineering Structures*, <https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2021.112389>, 2021.
- [24] Mosquera. C. H, Acosta. M. P, Rodríguez. W. A, Mejía-España. D. A, Torres. J. R, Martinez. D. M, & Abellán-García. J, “ANN-based analysis of the effect of SCM on recycled aggregate concrete,” *Structural Concrete*, <https://doi.org/10.1002/suco.202400024>, 2024.
- [25] Jaf. D. K. I, Abdalla. A, Mohammed. A. S, Abdulrahman. P. I, Kurda. R, & Mohammed. A. A, “Hybrid nonlinear regression model versus MARS, MEP, and ANN to evaluate the effect of the size and content of waste tire rubber on the compressive strength of concrete,” *Heliyon*, <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e25997>, 2024.
- [26] Joshi. D. A, Menon. R, Jain. R. K, & Kulkarni. A. V, “Deep learning based concrete compressive strength prediction model with hybrid meta-heuristic approach,” *Expert Systems with Applications*, <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.120925>, 2023.
- [27] Erdoğan. T. Y, *Beton*, Ankara, Türkiye: Orta Doğu Teknik Üniversitesi Geliştirme Vakfı Yayıncılık ve İletişim A.Ş., 2010.

- [28] Ban. C. C, Kang. S. Y, Siddique. R, & Tangchirapat. W, “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*, c. 62, sayı 1, ss. 1-29, 2023.
- [29] Aali. K. A, Parsinejad. M, & Rahmani. B, “Estimation of saturation percentage of soil using multiple regression YSA, and ANFIS techniques,” *Computing and Information Science*, c. 2, sayı 3, ss. 127-136, 2009.
- [30] Yardımcı. A, “Santral Çıkışı ile Şantiye Şartlarında C 20/25 ve C 25/30 Hazır Beton Mukavemetinin Karşılaştırılması,” Yüksek lisans tezi, Fen Bilimleri Enstitüsü, ODTÜ, Ankara, Türkiye, 2005.
- [31] Karakule. F, & Akakın. T, “Hazır beton sektörünün gelişimi,” *Deprem Sempozyumu*, Kocaeli, Türkiye, 2005.
- [32] Neville. A. M, *Proporties of concrete*, England: Pearson Education Limited. 2006.
- [33] *Beton- Hazır beton- Sınıflandırma, özellikler performans üretim ve uygunluk kriterleri*, TS EN 206-1, 2002.
- [34] Ozer. B, & Ozkul. M. H, “The influence of initial water curing on the strength development of ordinary portland and pozzolanic cement concretes,” *Cement and Concrete Research*, c. 34 sayı 1, ss. 13-18, 2004.
- [35] Yeğinobalı. A, *Portland çimentosu (bazı temel bilgiler)*, Ankara, Türkiye: TÇMB Yayınları, 1999.
- [36] *Çimento- Bölüm 1: Genel Çimentolar Bileşim, Özellikler ve Uygunluk Kriterleri*, TS EN 197-1, 2012.
- [37] Kuyumcu. H. M, “Deniz Suyu ve Sülfatlı Suların Beton Dayanımına Etkisi,” Yüksek lisans tezi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Sakarya Üniversitesi, Sakarya, Türkiye, 2006.
- [38] *Beton Agregaları*, TS EN 12620, 2003.
- [39] *Beton-Karma Suyu-Numune Alma, Deneyler ve Beton Endüstrisindeki İşlemlerden Geri Kazanılan Su Dahil, Suyun, Beton Karma Suyu Olarak Uygunluğunun Tayini Kuralları*, TS EN 1008, 2003.

- [40] Savaş. M, “Diatomit ve zeolit ikameli betonların kimyasal etkilere karşı davranışlarının araştırılması,” Yüksek lisans tezi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Düzce Üniversitesi, Düzce, Türkiye, 2012.
- [41] Yaşarer. F, “Pomza boyalarla kaplanan ve deniz suyunda bekletilen betonların performansı,” Yüksek lisans tezi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi, Kahramanmaraş, Türkiye, 2008.
- [42] Gönen. B. C, & Delibalta. M. S, “Hazır beton üretiminde alternatif hammadde olarak Niğde kalsitlerinin kullanım olanaklarının araştırılması,” 6. *Ulusal Kırnataş Sempozyumu*, Sivas, Türkiye, 2011, ss. 37-42.
- [43] Uyan. M, & Özkul. H, “Beton Katkı Maddeleri ve Türkiyede Durumu,” *Akdeniz Üniversitesi Isparta Mühühendislik Fakültesi II. Mühendislik Haftası Bildirileri*, Türkiye, 1985, ss. 33-38.
- [44] Postacioğlu. B, *Beton*, İstanbul, Türkiye: Matbaa Teknisyenleri Basımevi, 1980.
- [45] Paillere. A. M, Ben Bassat. M, & Akman. S, “Guide for use of admixtures in concrete,” *Materials and Structures*, <https://doi.org/10.1007/BF02472213>, 1992.
- [46] Akman. M. S, *Yapı Malzemeleri*, İstanbul, Türkiye: İTÜ İnşaat Fakültesi Matbaası, 1990.
- [47] *Kimyasal Katkılar- Beton, Harç ve Şerbet İçin- Bölüm 2: Beton Katkıları- Tarifler ve Özellikler, Uygunluk, İşaretleme ve Etiketleme*, TS EN 934-2, 2010.
- [48] Sural. H, “Melas esaslı katkı kullanımının beton özelliklerine etkisi,” Yüksek lisans tezi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İTÜ, İstanbul, Türkiye, 2001.
- [49] Ramachandran. V. S, *Concrete Admixtures Handbook*, New Jersey, USA: Noyes Publications, 1995.
- [50] Yalçın. H, & Gürü. M, *Çimento ve Beton*, Ankara, Türkiye: Palme Yayıncılık, 2006.
- [51] Anonim, (2024, 2 Aralık). [Online]. Erişim: <https://www.mabetas.com.tr/p45-sertlesmis-beton-ozellikleri>

- [52] Şengün. E, “Farklı kimyasal katkıların mineral katkılı taze ve sertleşmiş harç özelliklerine etkisi,” *Politeknik Dergisi*, c. 26, sayı 2, ss. 503-517, 2023.
- [53] Binici, H, Çağatay. İ. H, & Kaplan. H, “Değişik faktörlerin beton mukavemetine etkisinin deneysel olarak incelenmesi,” *Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, c. 6, sayı 3, ss. 203-209, 2000.
- [54] *Betonarme Yapıların Tasarım ve Yapım Kuralları*, TS 500, 2013.
- [55] Sakthivel. P. B, Ravichandran. A, & Alagumurthi. N, “Modeling and prediction of flexural strength of hybrid mesh and fiber reinforced cement-based composites using artificial neural network (ANN),” *GEOMATE Journal*, c. 10, sayı 19, ss. 1623-1635, 2016.
- [56] Sevim. U. K, Bilgic. H. H, Cansiz. O. F, Ozturk. M, & Atis. C. D, “Compressive strength prediction models for cementitious composites with fly ash using machine learning techniques,” *Construction and Building Materials*, <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2020.121584>, 2021.
- [57] Behnood. A, Verian. K. P, & Gharehveran. M. M, “Evaluation of the splitting tensile strength in plain and steel fiber-reinforced concrete based on the compressive strength,” *Construction and Building Materials*, <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2015.08.124>, 2015.
- [58] Buscema. M, “A brief overview and introduction to artificial neural networks,” *Substance Use Misuse*, c. 37, sayı 8-10, ss. 1093-1148, 2002.
- [59] Grossi. E, & Buscema. M, “Introduction to artificial neural networks,” *European Journal of Gastroenterology & Hepatology*, c. 19, sayı 12, ss. 1046-1054, 2007.
- [60] Kocak. B, Pınarcı. İ, Güvenç. U, & Kocak. Y, “Prediction of compressive strengths of pumice-and diatomite-containing cement mortars with artificial intelligence-based applications,” *Construction and Building Materials*, <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2023.131516>, 2023.
- [61] Waris. M. I, Plevris. V, Mir. J, Chairman. N, & Ahmad. A, “An alternative approach for measuring the mechanical properties of hybrid concrete through image processing and machine learning,” *Construction and Building Materials*, <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2022.126899>, 2022.

- [62] Saradar. A, Nemati. P, Paskiabi. A. S, Moein. M. M, Moez. H, & Vishki. E. H, "Prediction of mechanical properties of lightweight basalt fiber reinforced concrete containing silica fume and fly ash: Experimental and numerical assessment," *Journal of Building Engineering*, <https://doi.org/10.1016/j.jobbe.2020.101732>, 2020.
- [63] Armaghani. D. J, & Asteris. P. G, "A comparative study of ANN and ANFIS models for the prediction of cement-based mortar materials compressive strength," *Neural Computing and Applications*, c. 33, sayı 9, ss. 4501-4532, 2021.
- [64] Cheng. C. B, & Lee. E. S, "Applying fuzzy adaptive network to fuzzy regression analysis," *Computers & Mathematics with Applications*, c. 38, sayı 2, ss. 123-140, 1999.
- [65] Karaboga. D, & Kaya. E, "Adaptive network based fuzzy inference system (ANFIS) training approaches: a comprehensive survey," *Artificial Intelligence Review*, <https://doi.org/10.1007/s10462-017-9610-2>, 2019.
- [66] Jang. J. S, "Input selection for ANFIS learning," In *Proceedings of IEEE 5th international fuzzy systems*, c. 2 ss. 1496-1499, 1996.
- [67] Ozcan. G, Kocak. B, Gulbandilar. E, & Kocak. Y, "Efficient machine learning models for estimation of compressive strengths of zeolite and diatomite substituting concrete in sodium chloride solution," *Arabian Journal for Science and Engineering*, <https://doi.org/10.1007/s13369-024-09042-1>, 2024.
- [68] Freund. Y, & Schapire. R. E, "A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting," *Journal of Computer and System Sciences*, c. 55, sayı 1, ss. 119-139, 1997.
- [69] Bentéjac. C, Csörgő. A, & Martínez-Muñoz. G, "A comparative analysis of gradient boosting algorithms," *Artificial Intelligence Review*, c. 54, sayı 3, ss. 1937-1967, 2021.
- [70] Mallikarjuna. Reddy. V, Ramaprasad. Reddy. L, Vivek. Kumar. C, Karthikeyan. R, Solovev. Sergei, Nikolai Ivanovich. Vatin, & Abhishek. J, "ML prediction and ANN-PSO based optimization for compressive strength of blended concrete," *Cogent Engineering*, <https://doi.org/10.1080/23311916.2024.2380347>, 2024.
- [71] Chen. T, & Guestrin. C, "Xgboost: a scalable tree boosting system," In *Proceedings of the 22nd Acm Sigkdd International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, <http://dx.doi.org/10.1145/2939672.2939785>, 2016.

- [72] Ke. G, Meng. Q, Finley. T, Wang. T, Chen. W, Ma. W, Ye. Q, & Liu. T.Y, “Lightgbm: A highly efficient gradient boosting decision tree,” *31st Conference on Neural Information Processing Systems*, Long Beach, CA, USA, 2017.
- [73] Prokhorenkova. L, Gusev. G, Vorobev. A, Dorogush. A. V, & Gulin. A, “CatBoost: unbiased boosting with categorical features,” *Advances in Neural Information Processing Systems*, arXiv:1706.09516v5, 2019.
- [74] Alhakeem. Z. M, Jebur. Y. M, Henedy. S. N, Imran. H, Bernardo. L. F, & Hussein. H. M, “Prediction of ecofriendly concrete compressive strength using gradient boosting regression tree combined with GridSearchCV hyperparameter-optimization techniques,” *Materials*, c. 15, sayı 21, ss. 7432, 2022.
- [75] Ikeagwuani. C. C, “Estimation of modified expansive soil CBR with multivariate adaptive regression splines, random forest and gradient boosting machine,” *Innovative Infrastructure Solutions*, c. 6, sayı 4, ss. 188-199, 2021.
- [76] Nguyen. N. H, Tong. K. T, Lee. S, Karamanli. A, & Vo. T. P, “Prediction compressive strength of cement-based mortar containing metakaolin using explainable categorical gradient boosting model,” *Engineering Structures*, <https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2022.114768>, 2022.
- [77] *Çimento Deney Yöntemleri- Bölüm 2: Çimentonun Kimyasal Analizi*, TS EN 196-2, 2013.
- [78] *Çimento Deney Yöntemleri- Bölüm 6: İncelik Tayini*, TS EN 196-6, 2020.
- [79] *Çimento Deney Metotları- Bölüm 3: Priz Süresi ve Hacim Genleşme Tayini*, TS EN 196-3, 2017.
- [80] *Çimento Deney Metotları- Bölüm 1: Dayanım Tayini*, TS EN 196-1, 2016.
- [81] *Agregaların Mekanik ve Fiziksel Özellikleri İçin Deneyler Bölüm 6: Tane Yoğunluğu ve Su Emme Oranının Tayini*, TS EN 1097-6, 2013.
- [82] *Beton-Sertleşmiş Beton Deneyleri-Bölüm 3: Deney Numunelerinde Basınç Dayanımının Tayini*, TS EN 12390-3, 2010.
- [83] Koçak. B, “Yapay Zekâ Tabanlı Uygulamalarla Diatomit ve Pomza İkameli Çimento Harçlarının Basınç Dayanımlarının Tahmini,” Yüksek lisans tezi, Lisansüstü Eğitim Enstitüsü, Düzce Üniversitesi, Düzce, Türkiye, 2022.

- [84] Aslay. F, & Özen. Ü, “Meteorolojik parametreler kullanılarak yapay sinir ağı ile toprak sıcaklığının tahmini,” *Politeknik Dergisi*, c. 16, sayı 4, ss. 139-145, 2013.
- [85] Temel. R, “Uçak kara kutusundan alınan veriler kullanılarak hücum açısı ve mach sayısının YSA ve ANFIS ile tahmini,” Yüksek lisans tezi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Erciyes Üniversitesi, Kayseri, Türkiye, 2017.



ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLER

Adı Soyadı : Fatma KARS
Yabancı Dili : İngilizce

ÖĞRENİM DURUMU

Derece	Alan	Okul/Üniversite	Mezuniyet Yılı
Y. Lisans	İnşaat Müh.	Düzce Üniversitesi	2025
Lisans	İnşaat Müh.	Recep Tayyip Erdoğan Üniversitesi	2021
Lise		Behice Yazgan Kız Anadolu Lisesi	2017

TEZDEN ÇIKAN YAYINLAR

1. Kars, F., Ozcan, G., Gulbandilar, E., & Kocak, Y. (2024). Prediction of Compressive Strength and Design Parameters of C30/37, C35/45 and C40/50 Concrete Classes by ANN. *Journal of Civil Engineering and Urbanism*, 14(4), 356-367.
2. Kars, F., Özcan, G., Gülbandılar, E., & Koçak, Y. (2024). C16/20, C20/25 ve C25/30 Beton Sınıflarının Basınç Dayanımlarının ANFIS ve YSA ile Tahmini. *Eskişehir Türk Dünyası Uygulama ve Araştırma Merkezi Bilişim Dergisi*, 5(2), 37-47.