

SİLİS DUMANI İKAMELİ ÇİMENTOLARIN YSA VE ANFİS MODELLERİ İLE BASINÇ DAYANIMLARININ TAHMİNİ

Yasemin ERDEM *
Eyyüp GÜLBANDILAR **
Yılmaz KOÇAK ***

Alınma: 13.02.2025; düzeltme: 25.03.2025; kabul: 17.04.2025

Öz: Çevresel farkındalık, çimento üretim aşamalarında gerek yapay gerekse doğal mineral katkıları kullanılarak klinker miktarının azaltılması ve çimentolu kompozitlerin çeşitli özelliklerini iyileştirilmesi amacıyla yoğun çalışmaların yapılmasını sağlamaktadır. Bu bağlamda yapılan çalışmalarda, çevre için zararlı, ancak çimentolu kompozitlerin birçok özelliğini iyileştirmesi açısından faydalı olan silis dumanı üzerinde yoğunlaşıldığı görülmektedir. Bu çalışmada, silis dumanı ikamelı çimento harçlarının deneysel sonuçları incelenerek yapay sinir ağı (YSA) ve uyarlamalı ağı tabanlı bulanık çıkarım sistemi (ANFİS) ile basınç dayanımlarının tahmini için üçer model tasarımı yapılmıştır. Modellerin mimarisinde deneylerden elde edilen ve 2, 7, 28 ve 90. gün basınç dayanım sonuçları olan 120 numune eğitim aşamaları için kullanılmıştır. Test aşamasında ise 20 sonuç kullanılmış ve modellerde hidratasyon yaşı (gün), Portland çimento (PÇ), silis dumanı girişı verisi, betonun basınç dayanımı ise çıkış verisi olarak kullanılmıştır. Test sonuçları ile deneysel sonuçlar karşılaştırıldığında, en iyi sonuçları veren modelin R^2 , MAPE ve RMSE için sırasıyla 0,9995, %0,5490 ve 0,3572 ile YSA-2, 0,9987, %1,0200 ve 0,5664 ile ANFİS-3 modeli olduğu belirlenmiştir. Bu verilere göre, deneysel sonuçlarla tahmin edilen sonuçlar arasındaki uyumun iyi olduğu ve hem YSA hem de ANFİS ile oluşturulan modellerle yüksek doğruluk derecesinde tahmin yapılabileceği kanaatine ulaşılmıştır.

Anahtar Kelimeler: Portland çimento, Silis dumanı, Basınç dayanımı, YSA, ANFİS.

Prediction of Compressive Strengths of Silica Fume Substituted Cements Using ANN and ANFIS Models

Abstract: Environmental awareness has led to intensive efforts to reduce the amount of clinker and improve various properties of cementitious composites by using both artificial and natural mineral additives in cement production stages. In this context, studies have focused on silica fume, which is harmful to the environment but beneficial in terms of improving many properties of cementitious composites. In this study, the experimental results of silica fume substituted cement mortars were analyzed and three models were designed for the prediction of compressive strength using artificial neural networks (ANN) and adaptive network based fuzzy inference system (ANFIS). In the architecture of the models, 120 specimens obtained from the experiments with compressive strength results at 2, 7, 28 and 90 days were used for the training stages. In the test phase, 20 results were used and hydration age (days), Portland cement (PC), silica fume were used as input parameters and compressive strength of concrete was used as output parameter in the models. When the test results were compared with the experimental results, it was determined that ANN-2 model with 0.9995, 0.5490% and 0.3572, and ANFIS-3 model with 0.9987, 1.0200% and 0.5664 for R^2 , MAPE and RMSE, respectively. According to these data, it is concluded that the agreement between the experimental results and the predicted results is good and that high accuracy can be predicted with the ANN and ANFIS models.

Keywords: Portland cement, Silica fume, Compressive strength, ANN, ANFIS.

* Düzce Üniversitesi, Lisansüstü Eğitim Enstitüsü, İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı, 81620, Düzce.

** Eskişehir Osmangazi Üniversitesi, Mühendislik Mimarlık Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, 26480, Eskişehir.

*** Düzce Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, İnşaat Mühendisliği Bölümü, 81620, Düzce.

İletişim Yazarı: Eyyüp GÜLBANDILAR (egulbandilar@ogu.edu.tr)

1. GİRİŞ

Portland çimentosu (PÇ) üretiminde özellikle kil, kalker ya da marn gibi hammaddeler tüketilmekte ve küresel bazda endüstride tüketilen enerjinin yaklaşık %5'ini oluşturmaktadır (Okoji vd., 2022). PÇ'nin 1 ton üretimi için 0,8-1 ton arasında CO₂ açığa çıkmakta olup bu da çevreye verdiği zararlı etki açısından değerlendirildiğinde çimentonun çevre dostu bir malzeme olmadığını düşündürmektedir (Singh ve Middendorf, 2020). Bu nedenle yapılan çalışmalarda CEM I tip çimentonun yaklaşık %90-95'ini oluşturan klinker miktarını azaltmak, çimento ile üretilen kompozit malzemelerin hem dayanım hem de dayanıklılık gibi özelliklerini geliştirmek amacıyla yapay ya da doğal mineral katkıları yoğunlukla kullanılmaktadır. Bu mineral katkıları içerisinde yer alan ve yapay puzolanik malzemeler sınıfındaki silis dumanı (SD), üzerinde yoğun araştırma yapılan bir malzeme olarak dikkat çekmektedir.

SD, ferrosilisyum alaşımları veya silisyum metalinin elektrik ark fırınlarında imalatından ortaya çıkan Blaine değeri 13000 ile 30000 m²/kg civarlarında olan ultra ince ve kristal olmayan bir yan üründür (Khan ve Siddique, 2011; Adil vd., 2020). Mikro silika, silis tozu veya uçucu silika olarak da bilinen SD, ortalama büyüklüğü 100-300 nm arasında değişen küresel yapıdaki tanelerden oluşan gri renkli bir malzemedir (Jain ve Sancheti, 2023). Aşırı inceliği ve yüksek silika içeriği nedeniyle SD, oldukça etkili bir puzolanik malzemedir. Bu nedenle SD kullanımı ile betonun basınç dayanımının ve aşınma direncinin iyileştirildiği; geçirgenliğinin azaltıldığı ve bu nedenle betonarme çeliğinin korozyondan korunmasına yardımcı olduğu ifade edilmektedir (Khan ve Siddique, 2011). Ayrıca SD'nin çimento hamurlarındaki kalsiyum hidroksit ile hızlı bir şekilde reaksiyona girebileceği, çimento hamurlarındaki alkali konsantrasyonunu azaltabileceği ve alkali-agrega reaksiyonunun etkisini azaltabileceği belirtilmektedir (Wang vd., 2014). Bu olumlu avantajlarından dolayı SD, çimento ve beton teknolojisinde hem dayanım hemde dayanıklılık özelliklerine katkılarından dolayı yaygın olarak kullanılmaktadır.

Gerek SD gerekse diğer puzolanik malzemelerin çimento ve beton üzerindeki etkilerinin belirlenmesi için deneysel araştırmalar yapılmaktadır. Bu çalışmalar zaman alıcı, zahmetli ve enerji tüketimi gerektiren çalışmalardır. Bu nedenle araştırmacılar farklı yapay zeka tabanlı modeller geliştirerek bu özellikleri zahmetsiz, doğru ve kısa sürede tahmin etmeye çalışmaktadırlar. Bu uygulamalar arasında geleneksel teknikler olarak kabul edilen Yapay sinir ağları (YSA) ve uyarlamalı ağ tabanlı bulanık çıkarım sistemi (ANFIS), çimentolu kompozitlerin bir çok özelliğini tahmin edebilmek amacıyla yoğun olarak tercih edilmektedir.

Bu çalışmalardan birinde Mosquera vd. (2024), geri dönüştürülmüş agrega ve/veya çimento katkı malzemeleri içeren betonların basınç dayanımlarının tahmini için gizli katmana sahip YSA tabanlı bir yaklaşım üzerine çalışma yapmışlar. Bu çalışmada modelin eğitim verilerine aşırı uyum sağlamasını önlemek için k katlı çapraz doğrulama kullanmıştır. YSA modeli beş nöron içeren bir gizli katmana sahip olup, 104 epoch ile eğitilmiştir. YSA modelinin performansı MAE, RMSE, RSR, E, NMBE ve R² gibi istatistiksel parametreleriyle değerlendirilmiş ve sırasıyla 2,36, 3,11, 0,93, 0,26, -%0,51 ve R² = 0,94 olarak elde edilmiştir. Bu sonuçlara göre, YSA modeli ile doğru sonuçlara ulaştıklarını belirtmişlerdir. Eskandari-Naddaf ve Kazemi (2017) ise çalışmalarında 32,5, 42,5 ve 52,5 MPa dayanım sınıfındaki farklı çimentolar ile üretilen harçların basınç dayanımını tahmin etmek için YSA ile modeller oluşturmuşlardır. Bu modeller için altı su/çimento oranı (0,25, 0,3, 0,35, 0,4, 0,45 ve 0,5) ve üç kum/çimento oranı (2,5, 2,75 ve 3) ile 54 karışımdan elde edilen ve 50 mm küp numunelerden oluşan toplam 810 örnekten yararlanmışlardır. Bu modellemelerde çeşitli sayıda gizli nöron ve ayrıca Tanh ve Lojistik olarak iki farklı doğrusal olmayan giriş aktivasyon fonksiyonu ile 17 sinir ağını eğittikten sonra, Lojistik fonksiyonlu YSA 5-11-1 ağını, YSA-I olarak seçmişler. Giriş parametrelerinden çimento dayanım sınıfının elenmesi, YSA-II modelinin bu tür tahminlerde çimento dayanım sınıfının etkisini belirtmek için mimari YSA 4-11-1'e benzer olması sağlanmıştır. Çalışmada, önerilen YSA-I modeli için R² değeri 0,94 olarak elde edildiğini ve

kabul edilebilir bir sonuç olduğu ifade edilmiştir. YSA-II için R^2 değerinin 0,74 olarak elde edildiği ve bu değere göre bu modelin bu tür tahminler için tatmin edici olmadığı belirtilmiştir. Verma vd. (2023) yaptıkları deneysel bir çalışma ile uçucu kül bazlı jeopolimer betonların basınç dayanımlarını tahmin etmek için YSA ile model oluşturmuşlardır. Elde edilen sonuçlara göre, kürlenme sıcaklığının ve süresinin jeopolimer betonun basınç dayanımı üzerindeki etkisine ışık tuttuğunu belirtmişlerdir. Ayrıca geliştirilen YSA modeli ile elde edilen 0,85'lik R^2 değerinin olumlu olduğu ve bu modelin basınç dayanımını tahmin etmek için etkili bir araç olduğunu vurgulamışlardır. Ramachandra ve Mandal (2023), YSA ve SVM modelleri kullanılarak uçucu kül katkılı beton tipinin tahmini üzerine literatürden topladıkları verilerden yararlanarak bir çalışma gerçekleştirmişlerdir. Kontrol betonu, yüksek performanslı beton, yüksek dayanımlı beton ve kendiliğinden yerleşen beton ile ilgili 406 adet karışım oranından oluşan deneysel sonucun %70'ini eğitim, kalan %30'unu ise test için kullanmışlardır. Elde ettikleri verilere göre her iki model ile 0,97'nin üzerinde R^2 değeri ve en az hata ile uçucu kül katkılı beton tipini tahmin edebildiğini belirtmişlerdir. Ayrıca, YSA ve SVM modellerinin uçucu kül katkılı beton tipini tahmin etmede başarılı olduğu, yerel malzemelerin kullanımıyla belirli yapısal ve yapısal olmayan uygulamaları karşılamak için maliyet etkin daha yüksek beton sınıfları ve mukavemetleri tasarlamaya yardımcı olabildiğini ifade etmişlerdir. Topçu vd. (2018) bir diğer araştırmada, Reaktif Pudra Betonlarının basınç dayanımlarının tahmini için ANFIS ile model oluşturmuşlardır. Model oluşturulurken PÇ, gün, silis dumanı, kum, kuvars kumu, süper akışkanlaştırıcı, su ve çelik liften oluşan toplam sekiz veri girdi parametrelerini oluşturmuştur. Çıkış parametresi olarak ise beton basınç dayanım sonucunu kullanmışlardır. Deneylerden ve ANFIS'ten elde edilen test sonuçlarının kıyaslanması için R^2 , RMS ve MAPE istatistiksel sonuçlarından yararlanılmışlar ve bu değerleri sırasıyla 0,9909, 0,0277 ve 0,0004 elde edildiğini belirtmişlerdir. Bu sonuçlara dayanarak modellenen ANFIS ile Reaktif Pudra Betonlarının 7 ve 28. hidrasyon günlerinin basınç dayanımlarının tahmininde faydalı bir model oluşturduklarını ifade etmişlerdir. Sabour vd. (2023) yaptıkları çalışmada kanalizasyon sistemlerinde çimento betonu (CC) ve kükürtlü betonun (SC) korozyonunu, ANFIS, Genetik Programlama (GP) ve Çoklu İfade Programlama (MEP) gibi üç yapay zeka tabanlı teknik kullanarak tahmin etmişlerdir. Bu amaçla yapılan çalışmada beton numunelerindeki korozyonu araştırmak için asidik çözeltilerde iki dizi kimyasal deney ve Thiobacillus thiooxidans kullanılarak biyolojik testler yürütmüşlerdir. Bu iki test için korozyonun göstergesi olarak ağırlık kaybı kullanılmıştır. Kimyasal testlerde zaman ve pH değerleri girdi değişkenleri olarak seçilirken, biyolojik deneylerde yalnızca zaman girdi değişkeni olarak seçilmiştir. Ayrıca, basınç dayanımı, ağırlık kaybı, su emilimi ve delik indeksi oranı her iki deney için de çıktı değişkenleri olarak seçilmiştir. Çalışmada tahmin modellerini eğitmek ve test etmek için toplam 256 veri kullanılmıştır. Test aşamasında ANFIS, GP ve MEP modelinin R^2 değerleri CC için sırasıyla 0,7689, 0,8232 ve 0,8790; SC için ise sırasıyla 0,6994, 0,9117 ve 0,9776 olarak belirlenmiştir. Bu sonuçlara göre MEP ile oluşturulan modelin daha iyi performans gösterdiğini ve mühendislerin kanalizasyon sistemlerindeki beton boruların korozyonunu tahmin etmesine yardımcı olabileceğini ifade etmişlerdir. Sharma vd. (2022) tarafından yapılan çalışmada atık mermer tozu içeren betonun eğilme dayanımını, ANFIS, Destek vektör makineleri (SVM) ve Gauss (GP) gibi makine öğrenme yöntemleri kullanılarak tahmin edilmiştir. Çalışmada kullanılan 120 veri deneysel sonuçlardan elde edilirken 82 veri önceki araştırma projelerinden elde edilmiştir. Toplam 202 verinin eğitimde %70, testinde %30'u kullanılmıştır. Elde edilen model sonuçlarına göre ANFIS, SVM ve GP için R^2 değerleri eğitim aşamasında 0,7582, 0,7666 ve 0,8203, test aşamasında ise 0,2675, 0,5078 ve 0,8203 olarak tespit edilmiştir. Elde edilen sonuçlara göre betonun eğilme dayanımı değerinin en güvenilir tahmini için GP modelini önermişlerdir. Kocak vd. (2023), Cem I 42,5 R tip çimentoya diatomit ve/veya pomza ikame edilerek toplam 7 farklı çimentodan elde edilen harçların basınç dayanımlarını tahmin etmek için YSA ve ANFIS ile ikişer model oluşturmuşlardır. Modellerde giriş değişkenleri PC, diatomit, pomza, gün ve su, çıkış değişkeni ise basınç dayanımı olarak belirlenmiştir.

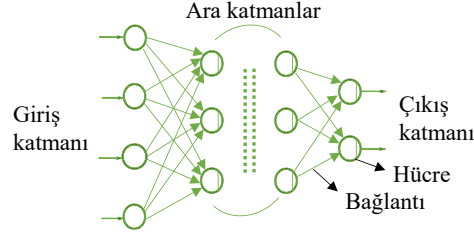
Oluşturulan modellerin güvenilirliğini görebilmek amacıyla R^2 , RMSE ve MAPE gibi yöntemleri kullanmışlardır. Test aşamasında tahmin edilen ve deneysel değerler karşılaştırıldığında, R^2 , RMS ve MAPE değerleri sırasıyla YSA-1 için 0,9999, 0,1295, 0,0024, YSA-2 için 0,9999, 0,1077, 0,0025, ANFIS-1 için 0,9723, 2,3271, 0,0607, ANFIS-2 için ise 0,9889, 0,1477, 0,0360 olarak bulunmuştur. Bu sonuçlara göre tüm modellerden çok iyi performans elde edildiği ve çok küçük bir hata ve kısa sürede çimento harçlarının basınç dayanımlarının tahmin edilebileceği belirtilmiştir. Bu çalışmalara ek olarak, YSA ve ANFIS ile modeller oluşturularak betonun farklı özellikleri tahmin edilmeye çalışıldığı daha bir çok çalışma literatürde göze çarpmaktadır (Lee, 2003; Khashman ve Akpınar, 2017; Vakhshouri ve Nejadi, 2018; Chang ve Zheng, 2022; Hamdia, 2015; Ozcan vd. 2018).

Tüm bu çalışmalarda da görüldüğü gibi YSA ve ANFIS'in gerek teorik gerek ampirik değerleri tahmin etmede etkin bir yapay zeka tabanlı uygulama olduğu ve zaman ve maliyet açısından fayda sağlayabileceği ifade edilebilir. Bu çalışmada, endüstriyel bir atık olan SD'nin, çimento harçlarının basınç dayanımı üzerindeki etkisi deneysel çalışmalarla incelenmiştir. Bu aşamada öncelikle PÇ içerisine %0, %2,5, %5, %7,5 ve %10 oranında SD ikamesiyle toplam 5 tip çimento üretilmiş ve bu çimentolar ile üretilen harçların basınç dayanımları 2, 7, 28 ve 90. günler için belirlenmiştir. Daha sonra harçlarının basınç dayanımları, YSA ve ANFIS ile üçer model oluşturularak tahmin edilmeye çalışılmıştır. Modeller oluşturulurken giriş değişkenleri hidrasyon günü, PÇ ve SD, çıkış değişkeni ise harçların basınç dayanımı olarak belirlenmiştir. Deneylerle belirlenen 120 veri eğitimde, bu verilerin her bir çimento tipi için ortalaması alınarak belirlenen 20 veri ise test için kullanılmıştır. Modellerin güvenilirliğini izleyebilmek için R^2 , MAPE ve RMSE gibi istatistiksel analizlerden yararlanarak tahmin sonuçları ile deneysel sonuçlar karşılaştırılmış ve çalışmadaki ilgili bölümlerde açıklanmıştır.

2. YAPAY SİNİR AĞLARI VE UYARLAMALI AĞ TABANLI BULANIK ÇIKARIM SİSTEMİ

2.1. Yapay Sinir Ağları

YSA, insan beyninin işleyişine benzeyen, buna uygun olarak verileri işleyen ve yaygın olarak kullanılan istatistiksel yöntemlerden biridir (Jaf et al., 2024). YSA, deneysel test sonuçlarına, ampirik verilere veya teorik sonuçlara uyum sağlayarak yaklaşık veya kesin olmayan verileri tolere edebilmektedir. Ayrıca sürekli eğitim almakta (veya yeniden eğitilmekte), karmaşık sorunları çözmekte ve doğru tahmine dayalı çözümler sağlamaktadır (Sakthivel et al., 2016). YSA yapısı ileri beslemeli veya tekrarlayan ağ olabilir. Ancak ileri beslemeli ağ, mühendislik çalışmalarında farklı problemlerin çözümlerinde daha çok tercih edilmektedir. Tipik bir ileri beslemeli sinir ağı, en az bir gizli katmana sahip bir girdi ve bir çıktı katmanından oluşmaktadır (Adesanya vd., 2021). Bu katmanlar ağırlıklar ve önyargılar aracılığıyla birbirine bağlanır. Girdi katmanı, girdi değişkenlerini temsil eden bir dizi girdi düğümü içerir. Gizli ve çıktı katmanları sırasıyla hesaplama düğümlerini ve çıktı değişkeni düğümünü içerir (Beynood et al., 2015). Gizli katman her biri ağına girişine veya çıkışına doğrudan bağlantısı olmayan nöronlardan oluşabilmekte ve çok karmaşık problemlerde birden fazla gizli katmanın kullanılması faydalı olabilmektedir (Sevim et al., 2021; Kumar and Kumar, 2024). YSA, geçmiş veya önceden ölçülmüş verilerden öğrendiği, bilinmeyen verileri geleneksel istatistiksel yöntemlerden daha iyi yakaladığı ve bu etkileşimlerin doğası hakkında önceden hiçbir fikre sahip olmadan yeni sorunları çözebildiği için birçok bilim alanında yoğun olarak tercih edilmektedir (Sakthivel et al., 2016). Tipik bir YSA şematik diyagramı Şekil 1'de izlenmektedir (Güvenç ve Koçak, 2023).



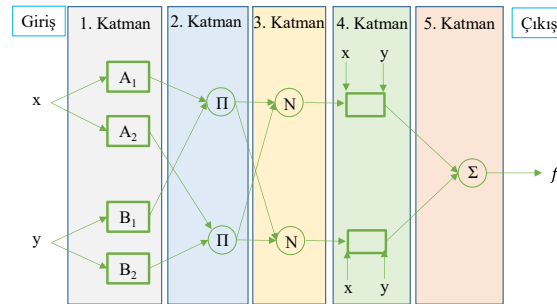
Şekil 1:
Tipik bir YSA şematik diyagramı

Bu açıklamaların yanı sıra YSA ile ilgili farklı kaynaklardan yararlanarak daha fazla bilgiye ulaşılabilir (Kocak, 2023; Öztürk ve Şahin, 2018; Öztemel, 2012; Buscema, 2002).

2.2. Uyarlamalı Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemi

ANFIS, özellikle Takagi-Sugeno bulanık çıkarım sistemleri olmak üzere matematiksel hesaplamalar üzerine oluşturulan sinir ağlarına dayanmakta olup YSA ve bulanık çıkarım sistemi (FIS) olmak üzere iki ayrı hesaplama tekniğini birleştirmektedir. Dolayısıyla ANFIS'te öğrenme algoritması hibrittir ve karmaşık ve doğrusal olmayan sorunları etkili bir şekilde ele almak için sinir ağlarının ve bulanık sistemlerin öğelerini birleştirmektedir. Bulanık çıkarım, güvenilirliği ve sağlamlığı artırırken, sinir bileşeni farklı giriş bilgilerine uyum sağlayabilir. Bulanık ve sinir bileşenleri arasındaki bu sinerji, ANFIS'in kayıtlı verilere dayalı olarak doğru tahminler yapmasını sağlar (Juturu, vd., 2024; Waris vd., 2022). Yani ANFIS, sinir ağlarının avantajlarını bulanık mantıkla birleştirmek, doğrusal olmayan ve karmaşık işlevleri modellemesine, doğrusal olmayan bileşenleri çevrimiçi olarak tanımlamasına ve dağınık bir zaman serisini tahmin etmesine olanak tanımaktadır (Guerra, vd., 2024).

Bir ANFIS mimarisi Şekil 2'de görüldüğü üzere beş katmandan oluşmaktadır. Birinci ve dördüncü katmanlarda kare ile gösterilen uyarlanabilir düğümler bulunur. İkinci, üçüncü ve beşinci katmanlarda daire ile sembolize edilen sabit düğümler bulunmaktadır (Juturu, vd., 2024; Güvenç ve Koçak, 2023).



Şekil 2:
ANFIS algoritmasının temel mimarisi

İlk katman, üyelik fonksiyonlarının (MF) oluşturulması için tasarlanmıştır. Bu nedenle, bulanıklaştırma katmanı olarak bilinir. Burada nöronlar, uyarlanabilir düğümler olarak kabul edilmekte ve öncül parametreleri içermektedir. İkinci katmanda çıkış düğümü, gelen sinyallere göre oluşturulmaktadır ve her düğüm bulanık kurallara sahiptir (n düğüm olabilir). Bu nedenle, ikinci katman bulanıklaştırma katmanının çıktısını alır ve her düğüm çıktısı, bir kuralın ateşleme gücünü temsil eder. Üçüncü katman, tüm girdi değerlerini ikinci katman kurallarıyla aldığı ve her kuralın normalleştirilmiş tetik seviyesini hesapladığı için normalleştirme katmanı olarak

adlandırılmakta ve N olarak etiketlenmektedir. Dördüncüsü, kuralların çıktısını hesaplamak için kullanılan bulanıklaştırma katmanıdır. Burada her bir düğüm uyarlanabilir ve çıktı, normalleştirilmiş aktivasyon dereceleriyle çarpılan doğrusal bir girdi kombinasyonunu içermektedir. Son katman, alınan tüm sinyalleri toplayan ve ANFIS'ten genel bir çıktı alan yalnızca tek bir düğüme sahiptir. Bu katmana toplama veya birleştirme katmanı denilmektedir (Juturu, vd., 2024; Koçak vd., 2023; Armaghani ve Asteris, 2021). Bu açıklamaların yanı sıra ANFIS ile ilgili farklı kaynaklardan yararlanarak daha fazla bilgiye ulaşılabilir (Kocak, 2023; Karaboga ve Kaya, 2019; Jang, 1993; Walia vd., 2015).

3. MALZEME, KARIŞIM TASARIMI, NUMUNE HAZIRLAMA VE BASINÇ DAYANIMI

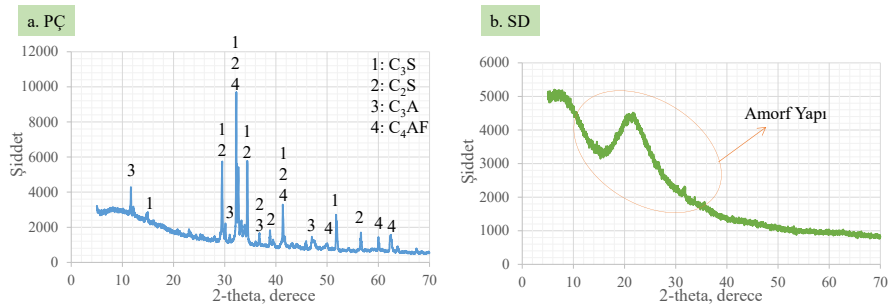
Çalışmada Ankara ilinde faaliyet gösteren “LİMAK ANKA” çimento fabrikasında üretimi gerçekleştirilen CEM I 42,5 R tip Portland çimento kullanılmıştır. TS EN 197-1 (2012) standardı gereklerine uygun olarak üretimi gerçekleştirilen PÇ ve SD'nin sırasıyla özgül ağırlıkları 3,13 ve 2,13 g/cm³ olarak belirlenmiştir. PÇ'nin özgül yüzey alanı (Blaine) ise 3233 cm²/g olarak belirlenmiştir. SD'nin Blaine değeri belirlenmiş, ancak bu yöntemle literatüre uygun bir değer sağlanamadığı için burada verilmemiştir. Yapay mineral katkı olarak sınıflandırılan SD, Dost Kimya şirketinden sağlanmıştır. Çimento harçlarının hazırlığında TS EN 196-1 (2016) standardına uygun standart kum ve Ankara iline ait şehir şebeke suyu kullanılmıştır. PÇ ve SD'ye ait kimyasal özellikler Tablo 1'de izlenmektedir.

Tablo 1. PÇ ve SD'ye ait kimyasal özellikler

Oksit, %	PÇ	SD
CaO	62,67	0,59
SiO ₂	19,51	91,60
Fe ₂ O ₃	2,85	1,23
Al ₂ O ₃	4,95	0,73
SO ₃	2,86	0,11
MgO	2,24	1,08
K ₂ O	0,72	1,31
Na ₂ O	0,15	0,50
Cl ⁻	0,0328	0,10
Kızdırma kaybı	3,75	2,85

Tablo 1'de görüldüğü üzere PÇ, yüksek oranda CaO bileşiğinden oluşmaktadır. Ayrıca PÇ'nin kimyasal bileşimi (Cl⁻, SO₃, MgO ve kızdırma kaybı) TS EN 197-1 (2012) standardı sınırlarına uygundur. SD'nin ana bileşeninin yüksek oranda SiO₂'den oluştuğu görülmektedir.

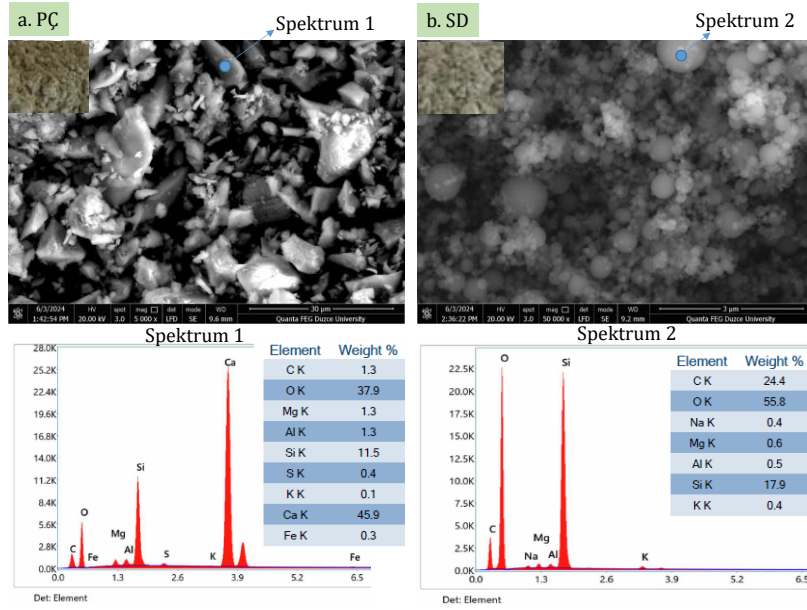
PÇ'nin ve SD'nin mineralojik özellikleri Şekil 3'te verilmektedir.



Şekil 3:
PÇ ve SD'nin mineralojik yapısı

Şekil 3.a'dan PÇ'nin XRD analizinde ana bileşen C_3S ($3CaOSiO_3$), C_2S ($2CaOSiO_3$), C_3A ($3CaO \cdot Al_2O_3$) ve C_4AF ($4CaO \cdot Al_2O_3 \cdot 3Fe_2O_3$) olarak belirlendiği ve XRD desenine göre kristal bir yapıya sahip olduğu izlenmektedir (Choi ve Park, 2019). Bununla birlikte SD'nin camsı fazının 2θ 'nın yaklaşık 12-40 derece arasında en yüksek olduğu ve kuvars (SiO_2)'tan meydana gelen yoğun bir amorf yapı şeklinde olduğu Şekil 3.b'den görülmektedir (Caldas vd., 2019).

PÇ ve SD'nin mikro yapılarını incelemek için gerçekleştirilen SEM/EDS analizlerinden elde edilen görüntüler Şekil 4'te sunulmuştur.



Şekil 4:
PÇ ve SD'nin SEM/EDS görüntüleri

SEM görüntülerine göre PÇ'nin farklı şekil ve boyutlarda amorf tane yapısına sahip olduğu görülürken, SD'nin küresel tane yapısına sahip olduğu görülmektedir (Şekil 4.a). SD'nin ortalama parçacık boyutu, Şekil 4.b'de görüldüğü üzere çimento parçacıklarından yaklaşık 300-500 kat daha küçük küresel tane boyutlarına sahiptir. Tane boyutlarının yaklaşık 100 ila 200 nm aralığında olduğu söylenebilir (Jain ve Sancheti, 2023). EDS analizinde PÇ'nin bileşiminin Ca (Şekil 4.a), SD'nin ise Si (Şekil 4.b) karakteristik pikini verdiği, bu yüzden PÇ ve SD'nin Tablo 1'deki kimyasal analizinden görüldüğü gibi ana bileşeninin sırasıyla CaO ve SiO_2 olarak doğrulandığı izlenmektedir.

Harçlarının hazırlanması için %0, %2,5, %5, %7,5 ve %10 oranlarında SD ikamesiyle beş tip çimento elde edilmiş ve kullanılan çimento kodları Tablo 2'de belirtilmiştir.

Tablo 2. Çimento kodları

No	Çimento	Kod
1	Referans çimento (PÇ)	R
2	%2,5 SD ikameli çimento	2,5SD
3	%5SD ikameli çimento	5SD
4	%7,5 SD ikameli çimento	7,5SD
5	%10 SD ikameli çimento	10SD

Üretilen çimentoların basınç dayanımları TS EN 196-1'deki (2016) esaslara göre belirlenmektedir. Bu çalışmada öncelikle bağlayıcı, standart kum ve su sırasıyla 450 g, 1350 g ve 225 g olarak hazırlanmıştır. Daha sonra karıştırıcı düşük hızda (140 dev/dk) çalışırken su ve çimento eklendikten 30 s sonra kum 30 s içinde eklenmiştir. Buna müteakip karıştırıcı yüksek

hıza (285 dev/dk) getirilerek çimento harcı 30 s daha karıştırılmaya devam edilmiştir. Bu süre sonunda durdurulan karıştırıcı içerisindeki yapışan harç lastik bir sıyrıcıyla kabın ortasına alınmıştır. Bu işlem sonrasında harç 60 s daha yüksek hızda karıştırılmıştır. Hazırlanmış olan harç kalıp başlığı ile 40x40x160 mm boyutlardaki üç gözlü kalıba koyulmuştur. Kalıp bir sarsma makinesinde 60 sarsma ile sıkıştırıldıktan sonra ikinci tabaka harç kalıba koyulmuş ve üzeri düzeltilerek 60 sarsma daha yapılmıştır. Kalıp sarsma tablasından alınarak sıkıştırılmış harcın yüzeyi bir sıyrıcı yardımıyla düzeltilmiştir. Çimento harç numuneleri %90 neme sahip ve 20 ± 1 °C'deki bir laboratuvar ortamında 24 saat bekletilmiştir. 1. gün sonunda kalıptan alınan numuneler, 2-7-28-90. hidrasyon günlerinde basınç dayanımlarına tabi tutulmak üzere 20 °C sıcaklıktaki kür havuzlarına koyulmuştur. Her hidrasyon günü için havuzdan alınan numuneler ikiye bölünmüş ve elde edilen yarım numunelerin basınç dayanımları belirlenmiştir (TS EN 196-1, 2016).

4. TASARIM VE MODEL PARAMETRELERİ

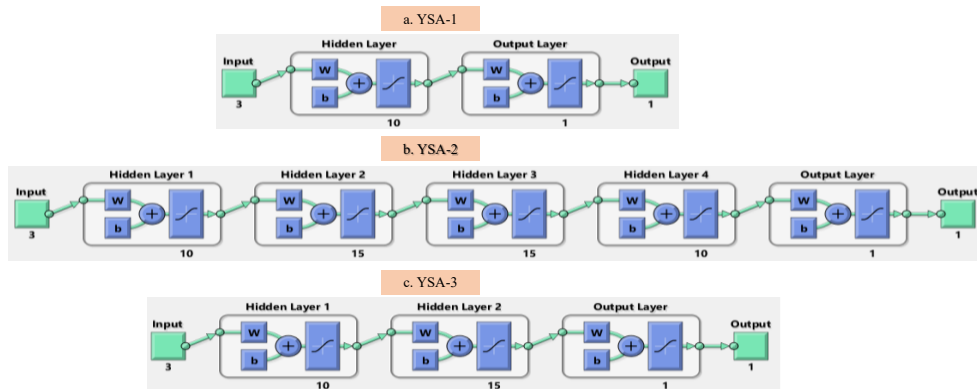
4.1. YSA Tasarım ve Model Parametreleri

YSA modellerinin eğitimi ve testlerinde girdi değişkenleri Portland çimento, Silis dumanı ve hidrasyon yaşı (gün), çıkış değişkenleri ise harçların basınç dayanımları olarak belirlenmiştir. Eğitim ve test aşamasında modellerde kullanılan değerler Tablo 3'te verilmiştir.

Tablo 3. Eğitim ve test aşamasında modellerde kullanılan girdi ve çıktı değerleri

		Minimum	Maksimum
Girdi değerleri	PÇ, g	405	450
	SD, g	11,25	45
	Hidrasyon yaşı, gün	2	90
Çıkış değerleri	Basınç dayanımı, MPa	26,1	73,6

Burada, deneysel sonuçlardan elde edilen toplam 120 veri modelin eğitimi için kullanılırken, bu deney sonuçlarının ortalaması alınarak elde edilen ve harçların nihai basınç dayanımı olarak ifade edilecek 20 veri ise test için kullanılmıştır. Tasarlanan YSA modellerinin mimari ağ yapısı ise Şekil 5'te, yapısal özellikleri ve parametre değerleri ise Tablo 4'te verilmiştir.



Şekil 5:

YSA modellerinin mimari ağ yapıları

Tasarlanan YSA-1, 2 ve 3, Şekil 5'te görüldüğü gibi ileri beslemeli geri yayımlı bir sinir ağı olup, bu sinir ağları eğitim fonksiyonu (Levenberg-Marquardt), adaptasyon öğrenme

fonksiyonu (learn_gdm), transfer fonksiyonu (tansig) ve performans fonksiyonundan (MSE-ortalama karesel hata) oluşmaktadır.

Tablo 4. YSA modellerinin parametre değerleri ve yapısal özellikleri

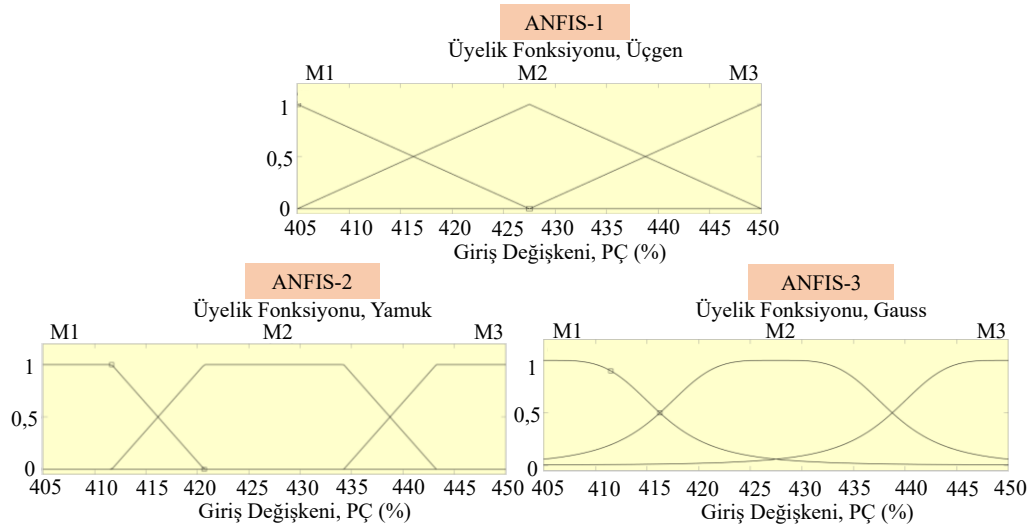
Parametreler	YSA-1	YSA-2	YSA-3
Katman sayısı	2	5	3
Giriş katmanı nöron sayısı	3	3	3
Çıkış katmanı nöron sayısı	1	1	1
Gizli/ara katman sayısı	1	4	2
Birinci gizli/ara katman nöron sayısı	10	10	10
İkinci gizli/ara katman nöron sayısı	-	15	15
Üçüncü gizli/ara katman nöron sayısı	-	15	-
Dördüncü gizli/ara katman nöron sayısı	-	10	-

4.2. ANFIS Tasarım ve Model Parametreleri

ANFIS ile SD ikemeli çimento harç numunelerinin basınç dayanımı sonuçlarının tahmininde MATLAB programının bulanık mantık araç kutusundaki ANFIS editöründen faydalanılmıştır. Modellere ait parametreler Tablo 5'te, PÇ'ye ait giriş değişkenlerinin üyelik fonksiyonları Şekil 6'da verilmiştir.

Tablo 5. ANFIS modeli parametre değerleri

Parametreler	ANFIS-1	ANFIS-2	ANFIS-3
Giriş üyelik şekli	Üçgen	Yamuk	Gauss
Düğüm sayısı	78	78	78
Giriş sayısı	3	3	3
Çıkış sayısı	1	1	1
Toplam parametre sayısı	54	63	45
Doğrusal parametre sayısı	27	27	27
Doğrusal olmayan parametre sayısı	27	36	18
Toplam bulanık kural sayısı	27	27	27
Eğitim veri çifti sayısı	120	120	120
Tamamlanan Epoch sayısı	2	2	2



Şekil 6:

ANFIS modelinde PÇ'ye ait giriş değişkenlerinin üyelik fonksiyonları

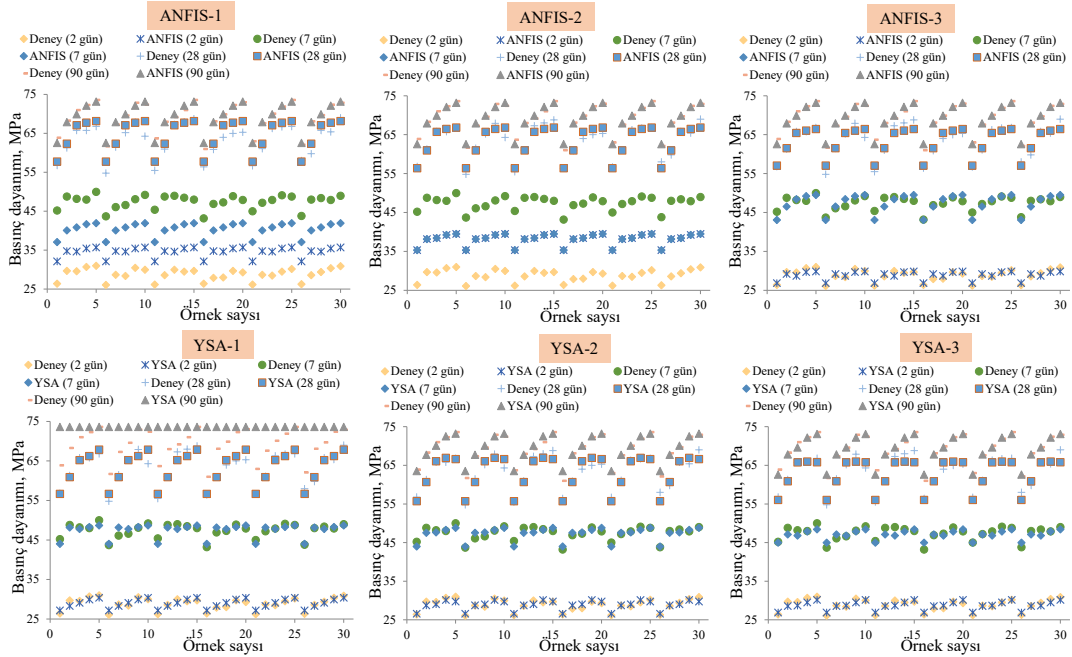
5. BULGULAR

Silis dumanı ikameli beş tip çimento ile hazırlanan harçlarının basınç dayanımlarının belirlenmesi ile YSA ve ANFIS modelleriyle tahmini için gerçekleştirilen deney, analiz ve modellemelerden elde edilen veriler bu bölümde sunulmuştur. Aynı zamanda modellerden elde edilen sonuçların istatistiksel verileri, literatürden incelenen benzer çalışmalardaki istatistiksel sonuçlarla kıyaslanmış ve çalışmanın güvenilirliğine ışık tutulmaya çalışılmıştır. Bunların yanı sıra test aşamasında YSA ve ANFIS modellerinden tahmin edilen basınç dayanımları ile gerçek basınç dayanımlarının karşılaştırılması için 2, 7, 28 ve 90. hidratasyon günlerine ait bulgular ayrı ayrı ele alınmıştır. Daha sonra modellerden elde edilen değerler ile gerçek sonuçlar arasındaki basınç dayanımı farkı ve hata oranları karşılaştırılarak en uygun model belirlenmeye çalışılmıştır. Çalışmada deneylerle belirlenip eğitim ile test süreçlerinde kullanılan basınç dayanımı verileri ile YSA ve ANFIS modelinden elde edilen tahmin değerleri sırasıyla Şekil 7 ve 8’de görülmektedir. Tasarlanan modellere ait sonuçların güvenilirliği için kaynak araştırmalarında en çok tercih edildiği görülen regresyon analiz (R^2), ortalama mutlak yüzde hata (MAPE) ve hata kareleri ortalamasının karekökü (RMSE) gibi üç istatistiksel analizden faydalanılmış ve formülleri sırasıyla Denklem 1, 2 ve 3’te verilmiştir (Aali vd., 2009; Ozcan vd., 2018).

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

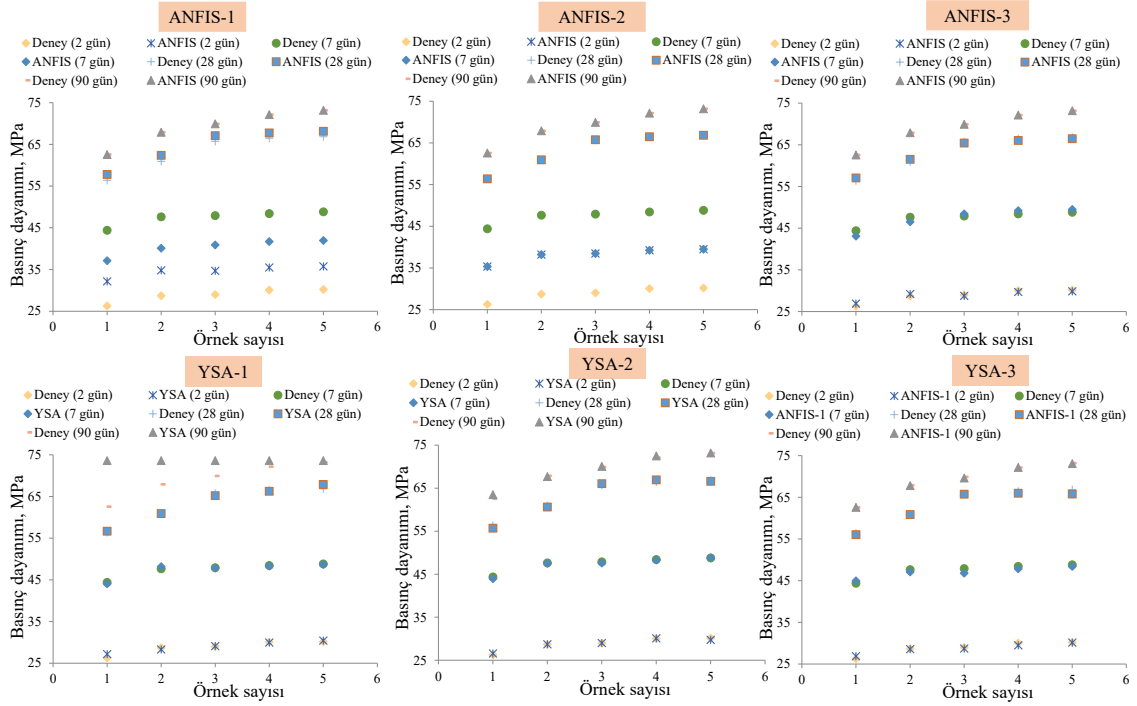
$$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{i=1}^N \left| \frac{r_i - y_i}{r_i} \right| \quad (2)$$

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



Şekil 7:

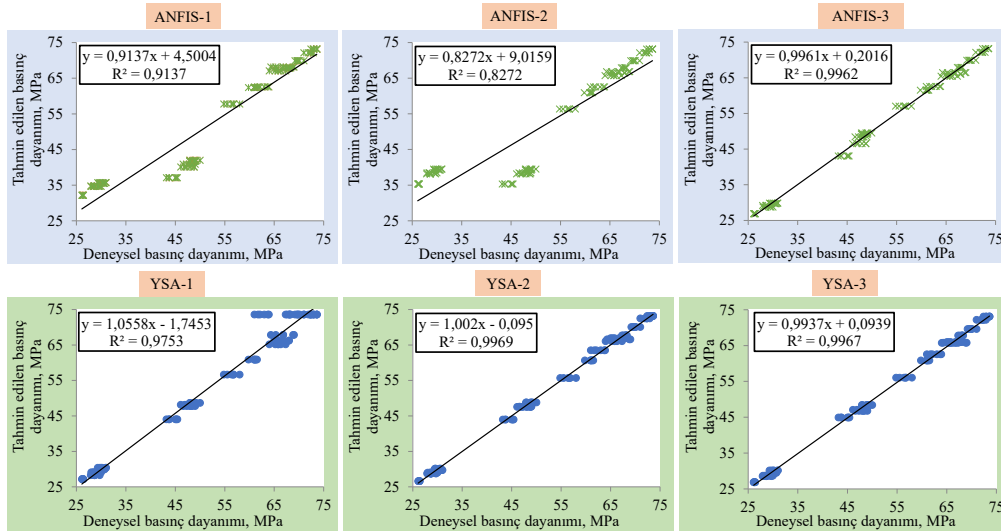
Eğitim aşamasında deney ile YSA ve ANFIS modelinden elde edilen tahmin değerleri



Şekil 8:

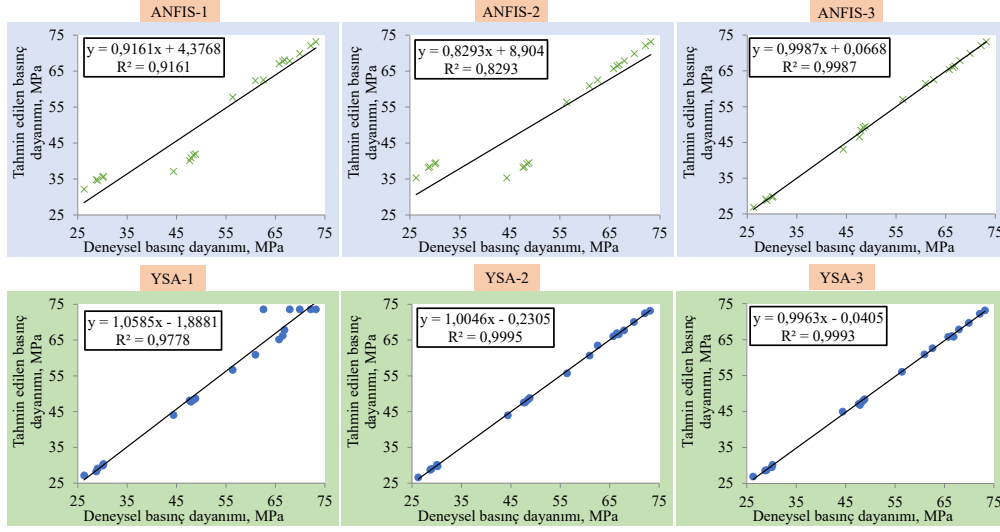
Test aşamasında deneyle ile YSA ve ANFIS modelinden elde edilen tahmin değerleri

ANFIS ve YSA modellerinde eğitim ve test süreçlerinde belirlenen R^2 sonuçları sırasıyla Şekil 9 ve 10'da verilirken, istatistiksel veriler ise Tablo 6'da verilmektedir.



Şekil 9:

Eğitim aşamasında deneyle ile YSA ve ANFIS modelinden elde edilen R^2 değerleri



Şekil 10.

Test aşamasında deneyle ile YSA ve ANFIS modelinden elde edilen R^2 değerleri

Tablo 6. Basınç dayanımlarına ait YSA ve ANFIS modellerinden elde edilen istatistiksel sonuçlar

Model		R^2	MAPE, %	RMSE
YSA-1	Eğitim	0,9753	0,0206	3,0514
	Test	0,9778	2,3084	2,9418
YSA-2	Eğitim	0,9969	0,0184	0,8856
	Test	0,9995	0,5490	0,3572
YSA-3	Eğitim	0,9967	0,0088	0,9429
	Test	0,9993	0,8105	0,4819
ANFIS-1	Eğitim	0,9137	0,1834	4,6803
	Test	0,9161	9,2662	4,6096
ANFIS-2	Eğitim	0,8272	0,2947	6,6244
	Test	0,8293	12,9807	6,5747
ANFIS-3	Eğitim	0,9962	0,0098	0,9887
	Test	0,9987	1,0200	0,5664

Eğitim sürecinde YSA modelleri arasındaki kıyaslamaya göre en iyi R^2 sonucu 0,9967 değeriyle YSA-3 modelinde, MAPE sonucu %0,0088 değeri ile YSA-3 modelinde ve RMSE sonucu ise 0,8856 değeri ile YSA-2 modelinde elde edilmiştir (Tablo 6). ANFIS modelleri arasındaki kıyaslamaya göre en iyi R^2 sonucu 0,9962, MAPE sonucu %0,0098 ve RMSE sonucu ise 0,9887 değeri ile ANFIS-3 modelinde elde edilmiştir (Tablo 6). Şekil 9'dan görüleceği üzere ANFIS-1 ANFIS-2 ve YSA-1 verilerinin dağınık görüntüsü eğitim aşamasında bu modellerle elde edilen sonuçların daha az başarılı olduğunu düşündürmektedir. Bu da sonuçlara istatistiksel anlamda daha düşük değerler olarak yansımıştır. Test sürecinde YSA modelleri arasındaki kıyaslamaya göre en iyi R^2 sonucu 0,9995, MAPE sonucu %0,5490 ve RMSE sonucu ise 0,3572 değeri ile YSA-2 modelinde elde edilmiştir (Tablo 6). ANFIS modelleri arasındaki kıyaslamaya göre en iyi R^2 sonucu 0,9987, MAPE sonucu %1,0200 ve RMSE sonucu ise 0,5664 değeri ile ANFIS-3 modelinde elde edilmiştir (Tablo 6). Şekil 10'daki test görüntüleri de eğitim aşamasındaki görüntüler gibi olup yine ANFIS-1 ANFIS-2 ve YSA-1 modellerindeki veriler gibi dağınık bir görüntü sergilemektedir. Dolayısı ile hem eğitim hem de test aşamasında bu modellerle elde edilen sonuçların arzu edilen seviyede olmadıkları düşünülmektedir.

YSA-2 ve ANFIS-3 modellerinin kendi aralarında kıyaslama yapılacak olursa hemen hemen aynı başarılı sonuçlar verdiği, ancak YSA-2 ile yapılan modellemelerden elde edilen sonuçların nispeten daha iyi olduğu söylenebilir. Ayrıca her iki modelle elde edilen R^2

değerlerinin 1'e çok yakın olduğu görülmektedir. Dolayısıyla bu modeller ile tahmin edilen basınç dayanımı sonuçlarının doğruyu başarılı bir şekilde yansıttığı söylenebilir. MAPE verilerine göre, her iki modeldeki değerler sıfıra çok yakın olarak elde edildiği ve %10'un altında olduğu düşünülürse, bu iki modelin de "yüksek doğruluk" derecesine sahip ya da "çok iyi" olarak sınıflandırıldığı belirlenmiştir. Bu bağlamda YSA-2 modeliyle eğitim aşamasında %99,99, test aşamasında %99,46 doğrulukla çimento harçlarının basınç dayanım sonuçlarının tahmin edilebildiği görülmektedir. RMSE değerine göre de elde edilen değerlerin "sıfır" değerine oldukça yakın olması tahmin değerlerinin oldukça iyi olduğunu düşündürmektedir. Eğitim ve test sürecinde elde edilen istatistiksel sonuçların tümü birlikte değerlendirildiğinde YSA-2 modelinden elde edilen 2, 7, 28 ve 90. günlerdeki basınç dayanım sonuçlarının, deneylerden elde edilen sonuçlara oldukça yakın olduğu ve bu model ile başarılı tahmin sonuçlarına ulaşıldığı söylenebilir.

Elde edilen sonuçların başarısı, bu alanda daha önce yapılmış ve önerilmiş olan YSA ve ANFIS modelleriyle belirlenen test aşamasındaki istatistiksel verilerle de karşılaştırılarak farklılıkları tespit edilmeye çalışılmıştır (Tablo 7).

Tablo 7. Model verilerinin diğer istatistiksel sonuçlarla karşılaştırılması

Kaynak	Model	R ²	MAPE, %	RMSE
Mevcut çalışma	YSA-2	0,9995	0,3572	0,549
	ANFIS-3	0,9987	0,5664	1,0200
Kocak vd., 2023	YSA	0,9999	0,0025	0,1077
	ANFIS	0,9889	0,0360	1,4777
Amin vd., 2021	YSA	0,8600	0,0333	4,3800
	ANFIS	0,9600	0,0199	2,3700
Armaghani vd., 2021	YSA	0,9743	0,0563	2,7400
	ANFIS	0,9909	0,0516	2,0975
Ozcan vd., 2018	YSA	0,9976	0,0042	0,3521
	ANFIS	0,9879	0,1060	0,7827
Hamdia vd., 2015	YSA	0,9225	12,88	87,31
	ANFIS	0,9370	12,38	80,04
Dao vd., 2019	YSA	0,8510	0,0199	2,4230
	ANFIS	0,8790	0,0165	2,2650
Nguyen vd., 2020	YSA	0,9438	-	8,7100
	ANFIS	0,9518	-	10,900
Mansouri ve Kisi, 2015	YSA	0,9815	-	2423
	ANFIS	0,9827	-	2340

Çalışmamıza benzer olan Armaghani vd. (2021) tarafından yapılan çimento bazlı harç malzemelerinin basınç dayanımının tahmini için YSA ve ANFIS modelleri kullanılmıştır. Elde ettikleri istatistiksel sonuçlar, çalışmamızdaki sonuçların daha iyi olduğunu göstermektedir (Tablo 7). Hamdia vd. (2015) tarafından yapılan bir başka çalışmada Polimer nanokompozitlerin kırılma tokluğunun tahmini için YSA ve ANFIS ile modeller oluşturulmuştur. Elde etmiş oldukları istatistiksel sonuçlara göre modellerimizin daha başarılı olduğu görülmektedir (Tablo 7). Dao vd. (2019), Nguyen vd. (2020) ve (Mansouri ve Kisi, 2015) tarafından yapılan araştırmalarda da benzer şekilde daha düşük istatistiksel sonuçlar elde edilmiştir (Tablo 7). Dolayısı ile oluşturduğumuz hem YSA hem de ANFIS modellerimizle oldukça başarılı sonuçlar elde edebildiğimiz söylenebilir (Tablo 7). Ancak Kocak vd. (2023) ile Ozcan vd. (2018) tarafından YSA ve ANFIS gibi yapay zeka tabanlı uygulamalarla yapılan modeller sonucundaki bulguların çalışmamıza benzer sonuçlar olduğu değerlendirilmiştir. Literatür araştırmasından görüleceği üzere oluşturulan hem YSA-2 hem de ANFIS-3 modellerinin oldukça başarılı performans gösterdiği ifade edilebilir.

Test aşamasında 2, 7, 28 ve 90. hidrasyon günlerine ait modellerden tahmin edilen basınç dayanımları ile gerçek basınç dayanımlarının karşılaştırılması Tablo 8'de verilmiştir.

Tablo 8. 2, 7, 28 ve 90. hidratasyon gününde YSA ve ANFIS modelleriyle gerçek sonuçların karşılaştırmaları

Gün	Kod	Deney	YSA-1	YSA-2	YSA-3	ANFIS-1	ANFIS-2	ANFIS-3
2. gün	R	26,3	27,2	26,6	26,9	32,2	35,3	26,9
	2,5SD	28,7	28,3	28,7	28,6	34,8	38,2	29,2
	5SD	29,0	29,1	29,0	28,7	34,6	38,4	28,7
	7,5SD	30,1	29,9	30,1	29,5	35,5	39,2	29,7
	10SD	30,2	30,4	29,7	30,2	35,7	39,5	29,9
7. gün	R	44,4	44,0	44,0	45,0	37,1	35,3	43,1
	2,5SD	47,6	48,1	47,5	47,1	40,1	38,2	46,5
	5SD	47,9	47,8	47,6	46,8	40,9	38,4	48,4
	7,5SD	48,4	48,3	48,3	47,9	41,7	39,2	49,2
	10SD	48,8	48,7	48,8	48,4	42,0	39,5	49,5
28. gün	R	56,4	56,7	55,7	56,0	57,8	56,4	57,1
	2,5SD	60,9	60,9	60,7	60,9	62,4	60,9	61,5
	5SD	65,7	65,2	66,1	65,8	67,1	65,7	65,4
	7,5SD	66,5	66,2	66,9	66,0	67,8	66,5	66,0
	10SD	66,8	67,9	66,6	65,8	68,2	66,8	66,5
90. gün	R	62,6	73,6	63,5	62,6	62,6	62,6	62,6
	2,5SD	67,9	73,6	67,7	67,8	67,9	67,9	67,9
	5SD	69,9	73,6	70,1	69,6	69,9	69,9	69,9
	7,5SD	72,1	73,6	72,5	72,2	72,1	72,1	72,1
	10SD	73,2	73,6	73,2	73,1	73,2	73,2	73,2

Deneylerden elde edilen sonuçlara göre R, 2,5SD, 5SD, 7,5SD ve 10SD kodlu çimento harçlarının basınç dayanım sonuçları 2. gün için sırasıyla 26,3, 28,7, 29,0, 30,1 ve 30,2 MPa olarak elde edilmiştir (Tablo 8). Bu değerler 7. gün için 44,4, 47,6, 47,9, 48,4, 48,8 MPa; 28. gün için 56,4, 60,9, 65,7, 66,5 ve 66,8 MPa; 90. gün için ise 62,6, 67,9, 69,9, 72,1 ve 73,2 MPa (Tablo 8) olarak elde edilmiştir. Dolayısı ile çimento kalitesi olarak neredeyse en önemli parametre olan basınç dayanımı değerleri, tüm hidratasyon günleri için SD ikameli harçlarda, referans harca kıyasla daha yüksek değerlerde elde edilmiştir. Ayrıca çimento tipini 32,5, 42,5 veya 52,5 MPa olarak belirleyen kriterlere göre Referans çimento tipi 42,5 R sınıfında iken SD ikameli çimentoların 52,5 R sınıfında olduğu söylenebilir. Elde edilen bu verilere göre sadece çimento içerisindeki klinker miktarı azaltılmamış, aynı zamanda basınç dayanımı daha yüksek çimentolar üretilmiştir.

Ayrıca test aşamasında modellerden elde edilen değerler ile gerçek sonuçlar arasındaki basınç dayanımı farkı ve hata oranları Tablo 9'da verilmiştir. Tablo 9'da görüldüğü üzere hidratasyonun 2. gününde YSA ile tahmin edilen basınç dayanımı, referans çimento harcı ile kıyaslandığında tüm çimentolar içerisinde en fazla değişim 0,9 MPa fark ve -%3,3 hata oranıyla YSA-1 modelindeki R çimento harcında; en az değişim ise -%0,2 hata oranıyla YSA-2 modelindeki 5SD çimento harcında olmuştur. ANFIS modelinde ise en fazla değişim -9,1 MPa fark ve -%25,6 hata oranıyla ANFIS-2 modelindeki R çimento harcında; en az değişim ise %0,9 hata oranıyla ANFIS-3 modelindeki 5SD çimento harcında gerçekleşmiştir. 7. gününde YSA ile yapılan modellemelerde tüm çimentolar içerisinde en fazla değişimin 1,1 MPa fark ve %2,4 hata oranıyla YSA-3 modelindeki 5SD çimento harcında; en az değişimin ise %0,0 hata oranıyla YSA-2 modelindeki 10SD çimento harcında olduğu belirlenmiştir. ANFIS modelinde ise en fazla değişimin 9,1 MPa fark ve %25,6 hata oranıyla ANFIS-2 modelindeki R çimento harcında olduğu; en az değişimin ise -%1,1 hata oranıyla ANFIS-3 modelindeki 5SD çimento harcında olduğu görülmektedir (Tablo 9). 28. hidratasyon gününde YSA ile yapılan modellemelerde tüm çimentolar içerisinde en fazla değişimin 0,5 MPa fark ve %0,8 hata oranıyla YSA-1 modelindeki 5SD çimento harcında; en az değişimin ise %0,0 hata oranıyla YSA-3 modelindeki 5SD çimento harcında olduğu izlenmektedir. ANFIS modelinde ise en fazla değişimin -1,4 MPa fark ve -%2,4 hata oranıyla ANFIS-1 modelindeki R çimento harcında olduğu; en az değişimin ise %0,0 hata oranıyla ANFIS-2 modelindeki R çimento harcında olduğu

belirlenmiştir (Tablo 9). Hidratasyonun son yaşı olan 90. günde YSA ile yapılan modellemelerde tüm çimentolar içerisinde en fazla değişimin -11,0 MPa fark ve -%15,0 hata oranıyla YSA-1 modelindeki 5SD çimento harcında; en az değişimin ise %0,0 hata oranıyla YSA-2 modelindeki 10SD ve YSA-3 modelindeki R çimento harcında olduğu görülmektedir. ANFIS modelinde ise basınç dayanımlarının tahminlerinin tüm modellerde ve tüm çimento hamurlarında %0,0 hata oranıyla tahmin edildiği izlenmektedir (Tablo 9).

Tablo 9. Test aşamasında model sonuçları ile gerçek sonuçlar arasındaki kıyaslama

Gün	Modeller		R	2,5SD	5SD	7,5SD	10SD
2. gün	YSA-1	Fark, MPa	-0,9	0,4	-0,1	0,1	-0,2
		Hata, %	-3,3	1,4	-0,4	0,4	-0,7
	YSA-2	Fark, MPa	-0,3	0,0	0,0	-0,1	0,4
		Hata, %	-1,3	-0,2	-0,2	-0,3	1,5
	YSA-3	Fark, MPa	-0,6	0,1	0,3	0,5	0,0
		Hata, %	-2,3	0,4	1,0	1,9	0,1
	ANFIS-1	Fark, MPa	-5,9	-6,1	-5,7	-5,4	-5,5
		Hata, %	-18,3	-17,5	-16,4	-15,3	-15,5
	ANFIS-2	Fark, MPa	-9,1	-9,5	-9,5	-9,2	-9,3
		Hata, %	-25,6	-24,8	-24,6	-23,4	-23,6
	ANFIS-3	Fark, MPa	-0,6	-0,5	0,2	0,4	0,3
		Hata, %	-2,3	-1,7	0,9	1,2	1,1
7. gün	YSA-1	Fark, MPa	0,3	-0,5	0,1	0,1	0,1
		Hata, %	0,8	-1,1	0,2	0,3	0,3
	YSA-2	Fark, MPa	0,4	0,1	0,3	0,1	0,0
		Hata, %	0,9	0,2	0,6	0,2	0,0
	YSA-3	Fark, MPa	-0,6	0,5	1,1	0,6	0,4
		Hata, %	-1,3	1,1	2,4	1,2	0,8
	ANFIS-1	Fark, MPa	7,3	7,5	7,0	6,7	6,9
		Hata, %	19,7	18,8	17,2	16,1	16,3
	ANFIS-2	Fark, MPa	9,1	9,5	9,5	9,2	9,3
		Hata, %	25,6	24,8	24,6	23,4	23,6
	ANFIS-3	Fark, MPa	1,3	1,1	-0,5	-0,8	-0,7
		Hata, %	3,0	2,3	-1,1	-1,6	-1,4
28. gün	YSA-1	Fark, MPa	-0,3	0,0	0,5	0,2	-1,0
		Hata, %	-0,5	0,1	0,8	0,4	-1,5
	YSA-2	Fark, MPa	0,6	0,3	-0,3	-0,5	0,2
		Hata, %	1,2	0,4	-0,5	-0,7	0,3
	YSA-3	Fark, MPa	0,3	0,1	0,0	0,5	1,1
		Hata, %	0,6	0,1	0,0	0,7	1,6
	ANFIS-1	Fark, MPa	-1,4	-1,4	-1,3	-1,3	-1,3
		Hata, %	-2,4	-2,3	-2,0	-1,9	-1,9
	ANFIS-2	Fark, MPa	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
		Hata, %	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
	ANFIS-3	Fark, MPa	-0,7	-0,6	0,3	0,4	0,4
		Hata, %	-1,2	-1,0	0,4	0,6	0,6
90. gün	YSA-1	Fark, MPa	-11,0	-5,7	-3,7	-1,5	-0,4
		Hata, %	-15,0	-7,7	-5,0	-2,0	-0,6
	YSA-2	Fark, MPa	-0,9	0,2	-0,2	-0,4	0,0
		Hata, %	-1,5	0,3	-0,2	-0,5	0,0
	YSA-3	Fark, MPa	0,0	0,1	0,3	0,0	0,1
		Hata, %	0,0	0,1	0,4	-0,1	0,1
	ANFIS-1	Fark, MPa	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
		Hata, %	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
	ANFIS-2	Fark, MPa	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
		Hata, %	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
	ANFIS-3	Fark, MPa	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
		Hata, %	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0

Bu veriler ışığında yapılan değerlendirmelere göre yine YSA-2 modelindeki ve ANFIS-3 modelindeki sonuçların oldukça güvenilir ve tatmin edici düzeyde olduğu görülmektedir. Ancak çalışma sonucunda en uygun modelin tahmini yapılacaksa YSA-2 modelinin nispeten daha iyi bir tahmin modeli olduğu söylenebilir.

6. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Silis dumanı ikame edilerek üretilen beş tip çimento ile hazırlanan harçlarının basınç dayanımlarının belirlenmesi ile YSA ve ANFIS modelleriyle tahmini için gerçekleştirilen deney, analiz ve modellemelerden elde edilen verilere göre;

- CEM I 42,5 R tip PÇ ve SD'nin özgül ağırlıklarının sırasıyla 3,13 ve 2,13 g/cm³ olduğu, dolayısı ile SD ikamesiyle daha düşük özgül ağırlıklı çimentoların elde edilebileceği;
- PÇ'nin yüksek oranda CaO içerdiği ve kimyasal yapısının (Cl⁻, SO₃, MgO ve kızdırma kaybı) TS EN 197-1'deki sınırlar içerisinde olduğu, SD'nin ana bileşeninin %91,60 oranında SiO₂'den oluştuğu;
- SEM görüntülerine göre PÇ'nin farklı şekil boyutlarda amorf tane yapısında, SD'nin ise 100 ila 200 nm aralığında küresel tane yapısında olduğu ve EDS analizinde PÇ'nin Ca, SD'nin ise Si karakteristik pikini verdiği;
- XRD analizlerinde PÇ'nin ana bileşenlerinin C₃S, C₂S, C₃A ve C₄AF olduğu ve XRD desenin tipik bir PÇ'ye uygun kristallenmiş yapıda olduğu; SD'nin camsı fazının 2θ'nın yaklaşık 12-40 derece arasında maksimum olduğu ve kuvars (SiO₂)'tan meydana gelen yoğun bir amorf yapı sergilediği;
- Eğitim ve test aşamalarında elde edilen istatistiksel sonuçlar dikkate alındığında tüm modeller içerisinde YSA-2 (R²=0,9995; MAPE=%0,5490; RMSE=0,3572) ve ANFIS-3 (R²=0,9987; MAPE=%1,0200; RMSE=0,5664) modellerinin test performanslarının daha iyi olduğu;
- Deneylerden elde edilen sonuçlara göre tüm hidratasyon günlerinde SD ikameli harçların, referans harca kıyasla daha yüksek basınç dayanımı değerleri verdiği, referans çimento tipi 42,5 R sınıfında iken elde edilen verilere göre SD ikameli çimentoların 52,5 R sınıfında olduğu;
- SD ikamesi ile çimento içerisindeki klinker miktarının azaltılmasıyla sadece çevre dostu bir çimento üretilmediği, aynı zamanda basınç dayanımı daha yüksek çimentolar üretilbildiği söylenebilir.

Yapılan çalışmalardaki deney ve analizler sonucunda elde edilen verilere göre SD ikameli çimentoların, çimentolu kompozitleri oluşturmak açısından oldukça faydalı olduğu ve çevre dostu çimentolar üretilerek sürdürülebilirlik açısından da fayda sağlandığı söylenebilir. Ayrıca oluşturulan hem YSA-2 hem de ANFIS-3 modeli ile gerçek sonuçlara oldukça yakın değerler elde edildiği için hem zaman hem de maliyet açısından bu modellerin kullanılmasının oldukça güvenilir ve faydalı olacağı değerlendirilmektedir. Bu çalışma silis dumanın ikameli çimento harçlarının basınç dayanımlarının tahmini için sınırlandırılan bir araştırmadır. İleriki çalışmalarda silis dumanın ikameli çimentoların olası dayanıklılık endişelerinin (örneğin agresif ortamlara direnç) ele alınarak modellerin oluşturulması önerilebilir. Bu sayede modellerin uzun vadeli dayanıklılıktan sonra çalışıp çalışmadığı da görülebilecektir.

TEŞEKKÜR

Yazarlar, çimento basınç dayanımı deneyleri ve analizlerin yapılmasında katkı sağlayan "LİMAK ANKA" (Ankara) Çimento Fabrikası çalışanlarına ve yöneticilerine teşekkür ederler. Ayrıca çalışmanın gerçekleşmesindeki Finansal destek için Düzce Üniversitesi Bilimsel

Araştırma Projesi Komisyon Başkanlığına (Proje kod no: 2024.06.05.1461) şükranlarını sunarlar.

YAZAR KATKISI

Bu çalışmada; Yasemin Erdem, araştırma, yazma, deney ve analizlerin gerçekleştirilmesi; Eyyüp Gülbandır, Modelleme, doğrulama, biçimsel analiz, istatistiki analizler; Yılmaz Koçak, bilimsel yayın araştırması, makalenin oluşturulması, bilgisayara ortamına aktarılması, orijinal taslak hazırlanması konularında katkı sağlamışlardır.

ÇIKAR ÇATIŞMASI

Yazarlar olarak bu çalışma ile ilgili herhangi bir kurum ya da kişilerle çıkar çatışmasının olmadığını beyan ederiz.

KAYNAKLAR

1. Aali, K. A., Parsinejad, M., & Rahmani, B. (2009) Estimation of Saturation Percentage of Soil Using Multiple Regression, YSA, and ANFIS Techniques, *Computing and Information Science*, 2(3), 127-136. doi:10.5539/cis.v2n3p127
2. Adesanya, E., Aladejare, A., Adediran, A., Lawal, A., & Ilkainen, M. (2021) Predicting shrinkage of alkali-activated blast furnace-fly ash mortars using artificial neural network (ANN), *Cement and Concrete Composites*, 124, 104265. doi: <https://doi.org/10.1016/j.cemconcomp.2021.104265>
3. Adil, G., Kevern, J. T., & Mann, D. (2020) Influence of silica fume on mechanical and durability of pervious concrete, *Construction and Building Materials*, 247, 118453. doi: <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2020.118453>
4. Amin, M. N., Javed, M. F., Khan, K., Shalabi, F. I., & Qadir, M. G. (2021) Modeling compressive strength of eco-friendly volcanic ash mortar using artificial neural networking, *Symmetry*, 13(11), 2009. doi: <https://doi.org/10.3390/sym13112009>
5. Armaghani, D. J., & Asteris, P. G. (2021) A comparative study of ANN and ANFIS models for the prediction of cement-based mortar materials compressive strength, *Neural Computing and Applications*, 33(9), 4501-4532. doi: <https://doi.org/10.1007/s00521-020-05244-4>
6. Buscema, M (2002) A brief overview and introduction to artificial neural networks, *Substance Use & Misuse*, 37(8-10), 1093-1148. doi: <https://doi.org/10.1081/JA-120004171>
7. Caldas, P. H. C. H., de Azevedo, A. R. G., & Marvila, M. T. (2023) Silica fume activated by NaOH and KOH in cement mortars: Rheological and mechanical study, *Construction and Building Materials*, 400, 132623. doi: <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2023.132623>
8. Chang, W., & Zheng, W. (2022) Compressive strength evaluation of concrete confined with spiral stirrups by using adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS), *Soft Computing*, 26(21), 11873-11889. doi: <https://doi.org/10.1007/s00500-022-07001-2>
9. Choi, Y. C., & Park, B. (2019) Enhanced autogenous healing of ground granulated blast furnace slag blended cements and mortars, *Journal of Materials Research and Technology*, 8(4), 3443-3452. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jmrt.2019.06.010>

10. Dao, D. V., Ly, H. B., Trinh, S. H., Le, T. T., & Pham, B. T. (2019) Artificial intelligence approaches for prediction of compressive strength of geopolymer concrete, *Materials*, 12(6), 983. doi: <https://doi.org/10.3390/ma12060983>
11. Eskandari-Naddaf, H., & Kazemi, R. (2017) ANN prediction of cement mortar compressive strength, influence of cement strength class, *Construction and Building Materials*, 138, 1-11. doi: <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2017.01.132>
12. Guerra, M. I., de Araújo, F. M., de Carvalho Neto, J. T., & Vieira, R. G. (2024) Survey on adaptative neural fuzzy inference system (ANFIS) architecture applied to photovoltaic systems, *Energy Systems*, 15(2), 505-541. doi: <https://doi.org/10.1007/s12667-022-00513-8>
13. Güvenç, U., & Koçak, B. (2023) Kademeli İleri Geri Yayılım ve Gauss Fonksiyon Modelleri ile Pomza ve Diatomit İçeren Çimento Harçlarının Basınç Dayanımlarının Tahmini, *Düzce Üniversitesi Bilim ve Teknoloji Dergisi*, 11(2), 682-698. doi: <https://doi.org/10.29130/dubited.1106267>
14. Hamdia, K. M., Lahmer, T., Nguyen-Thoi, T., & Rabczuk, T. (2015) Predicting the fracture toughness of PNCs: A stochastic approach based on ANN and ANFIS, *Computational Materials Science*, 102, 304-313. doi: <https://doi.org/10.1016/j.commatsci.2015.02.045>
15. Jaf, D. K. I., Abdalla, A., Mohammed, A. S., Abdulrahman, P. I., Kurda, R., & Mohammed, A. A. (2024) 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*, 10(4), e25997. doi: <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e25997>
16. Jain, B., & Sancheti, G. (2023) Influence of silica fume and iron dust on mechanical properties of concrete, *Construction and Building Materials*, 409, 133910. doi: <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2023.133910>
17. Jang, J. S. (1993) ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system, *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, 23(3), 665-685. doi: <https://doi.org/10.1109/21.256541>
18. Juturu, R., Murty, V. R., & Selvaraj, R. (2024) Efficient adsorption of Cr (VI) onto hematite nanoparticles: ANN, ANFIS modelling, isotherm, kinetic, thermodynamic studies and mechanistic insights, *Chemosphere*, 349, 140731. doi: <https://doi.org/10.1016/j.chemosphere.2023.140731>
19. Karaboga, D., & Kaya, E. (2019) Adaptive network based fuzzy inference system (ANFIS) training approaches: a comprehensive survey, *Artificial Intelligence Review*, 52, 2263-2293. doi: <https://doi.org/10.1007/s10462-017-9610-2>
20. Khan, M. I., & Siddique, R. (2011) Utilization of silica fume in concrete: Review of durability properties. *Resources, Conservation and Recycling*, 57, 30-35. doi: <https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2011.09.016>
21. Khashman, A., & Akpınar, P. (2017) Non-destructive prediction of concrete compressive strength using neural networks, *Procedia Computer Science*, 108, 2358-2362. doi: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2017.05.039>
22. Kocak, B. (2023) Yapay zeka tabanlı uygulamalarla diatomit ve pomza ikameli çimento harçlarının basınç dayanımlarının tahmini, Yüksek Lisans Tezi, Düzce Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü, Düzce.
23. Kocak, B., Pınarcı, İ., Güvenç, U., & Kocak, Y. (2023) Prediction of compressive strengths of pumice-and diatomite-containing cement mortars with artificial intelligence-based

- applications, *Construction and Building Materials*, 385, 131516. doi: <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2023.131516>
24. Kumar, B, & Kumar, N (2024) Forecasting Marshall stability of waste plastic reinforced concrete using SVM, ANN, and tree-based techniques, *Multiscale and Multidisciplinary Modeling, Experiments and Design*, 1-19. doi: <https://doi.org/10.1007/s41939-024-00501-8>
25. Lee, S. C. (2003) Prediction of concrete strength using artificial neural networks, *Engineering structures*, 25(7), 849-857. doi: [https://doi.org/10.1016/S0141-0296\(03\)00004-X](https://doi.org/10.1016/S0141-0296(03)00004-X)
26. Mansouri, I., & Kisi, O. (2015) Prediction of debonding strength for masonry elements retrofitted with FRP composites using neuro fuzzy and neural network approaches, *Composites Part B: Engineering*, 70, 247-255. doi: <https://doi.org/10.1016/j.compositesb.2014.11.023>
27. Mosquera, C. H., Acosta, M. P., Rodríguez, W. A., Mejía-España, D. A., Torres, J. R., Martinez, D. M., & Abellán-García, J. (2024) ANN-based analysis of the effect of SCM on recycled aggregate concrete, *Structural Concrete*. doi: <https://doi.org/10.1002/suco.202400024>
28. Nguyen, T. T., Pham Duy, H., Pham Thanh, T., & Vu, H. H. (2020) Compressive Strength Evaluation of Fiber-Reinforced High-Strength Self-Compacting Concrete with Artificial Intelligence, *Advances in Civil Engineering*, 2020(1), 3012139. doi: <https://doi.org/10.1155/2020/3012139>
29. Okoji, A. I., Anozie, A. N., & Omoleye, J. A. (2022) Evaluating the thermodynamic efficiency of the cement grate clinker cooler process using artificial neural networks and ANFIS, *Ain Shams Engineering Journal*, 13(5), 101704. doi: <https://doi.org/10.1016/j.asej.2022.101704>
30. Ozcan, G., Kocak, Y., & Gulbandilar, E. (2018) Compressive strength estimation of concrete containing zeolite and diatomite: an expert system implementation, *Computers and Concrete, An International Journal*, 21(1), 21-30. doi: <https://doi.org/10.12989/cac.2018.21.1.021>
31. Öztemel, E. (2012) Yapay sinir ağları, Papatya Yayıncılık, 3. Baskı, ISBN: 978-975-6797-39-6, İstanbul.
32. Öztürk, K., & Şahin, M. E. (2018) Yapay sinir ağları ve yapay zekâ'ya genel bir bakış, *Takvim-i Vekayi*, 6(2), 25-36. Erişim adresi: <https://dergipark.org.tr/en/download/article-file/596690>
33. Ramachandra, R., & Mandal, S. (2023) Prediction of fly ash concrete type using ANN and SVM models, *Innovative Infrastructure Solutions*, 8(1), 47. doi: <https://doi.org/10.1007/s41062-022-01014-4>
34. Sabour, M. R., Dezvareh, G. A., & Niahol, K. P. (2021) Application of artificial intelligence methods in modeling corrosion of cement and sulfur concrete in sewer systems. *Environmental Processes*, 8, 1601-1618. doi: <https://doi.org/10.1007/s40710-021-00542-y>
35. Sakthivel, P. B., Ravichandran, A., & Alagumurthi, N. (2016) Modeling and prediction of flexural strength of hybrid mesh and fiber reinforced cement-based composites using artificial neural network (ANN), *GEOMATE Journal*, 10(19), 1623-1635. Erişim adresi: <https://geomatejournal.com/geomate/article/view/1993>
36. Sevim, UK, Bilgic, HH, Cansiz, OF, Ozturk, M, & Atis, CD (2021) Compressive strength prediction models for cementitious composites with fly ash using machine learning

- techniques, *Construction and Building Materials*, 271, 121584. doi: <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2020.121584>
37. Sharma, N., Thakur, M. S., Kumar, R., Malik, M. A., Alahmadi, A. A., Alwetaishi, M., & Alzaed, A. N. (2022) Assessing waste marble powder impact on concrete flexural strength using Gaussian process, SVM, and ANFIS, *Processes*, 10(12), 2745. doi: <https://doi.org/10.3390/pr10122745>
38. Singh, N. B., & Middendorf, B. (2020) Geopolymers as an alternative to Portland cement: An overview, *Construction and Building Materials*, 237, 117455. doi: <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2019.117455>
39. Song, H. W., Pack, S. W., Nam, S. H., Jang, J. C., & Saraswathy, V. (2010) Estimation of the permeability of silica fume cement concrete, *Construction and Building Materials*, 24(3), 315-321. doi: <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2009.08.033>
40. Topçu, İ. B., Gülbandılar, E., & Koca, A. B. (2018) Reaktif Pudra Betonlarının Basınç Dayanımının ANFIS ile Tahmini, *Politeknik Dergisi*, 21(1), 165-171. doi: <https://doi.org/10.2339/politeknik.385923>
41. TS EN 196-1 (2016) Çimento deney metotları - Bölüm 1: Dayanım tayini, Türk Standartları, Ankara, Türkiye.
42. TS EN 197-1 (2012) Çimento- Bölüm 1: Genel Çimentolar Bileşim, Özellikler ve Uygunluk Kriterleri, Türk Standartları, Ankara, Türkiye.
43. Vakhshouri, B., & Nejadi, S. (2018) Prediction of compressive strength of self-compacting concrete by ANFIS models, *Neurocomputing*, 280, 13-22. doi: <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2017.09.099>
44. Verma, N. K., Meesala, C. R., & Kumar, S. (2023) Developing an ANN prediction model for compressive strength of fly ash-based geopolymer concrete with experimental investigation, *Neural Computing and Applications*, 35(14), 10329-10345. doi: <https://doi.org/10.1007/s00521-023-08237-1>
45. Walia, N., Singh, H., & Sharma, A. (2015) ANFIS: Adaptive neuro-fuzzy inference system- a survey, *International Journal of Computer Applications*, 123(13), 32-38. doi: <https://doi.org/10.5120/ijca2015905635>
46. Waris, M. I., Plevris, V., Mir, J., Chairman, N., & Ahmad, A. (2022) An alternative approach for measuring the mechanical properties of hybrid concrete through image processing and machine learning, *Construction and Building Materials*, 328, 126899. doi: <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2022.126899>
47. Wang, X., Pan, Z., Zhu, C., & Zhu, H. (2014) Reaction degree of silica fume and its effect on compressive strength of cement-silica fume blends, *Journal of Wuhan University of Technology-Mater. Sci. Ed.*, 29, 721-725. doi: <https://doi.org/10.1007/s11595-014-0986-4>