



SARGILI BETON BASINÇ DAYANIMININ YAPAY ZEKÂ VE OPTİMİZASYON TABANLI YAKLAŞIMLARLA MODELLENMESİ

*Abdullah GÜNDOĞAY¹ 

¹Süleyman Demirel Üniversitesi, Mühendislik ve Doğa Bilimleri Fakültesi, İnşaat Mühendisliği
Bölümü, Isparta

(Geliş/Received: 10.06.2025, Kabul/Accepted: 23.06.2025, Yayınlanma/Published: 30.06.2025)

ÖZ

Betonarme elemanların kesit özellikleri, sargılı beton davranışını belirleyen temel faktörler arasında yer almakta olup, bu davranışın analitik hesaplara doğru biçimde yansıtılması büyük önem arz etmektedir. Bu kesit özelliklerine bağlı çok sayıda değişkenin belirlenmesi ve analiz edilmesi zaman alıcı olabilmektedir. Bu yüzden günümüzde birçok yapay zekâ tabanlı modelleme yöntemleri kullanılmaya başlanılmıştır. Yapılan çalışmada Türkiye Bina Deprem Yönetmeliği'ne uygun olarak elde edilen betonarme kare kolon kesitlerinin sargılı beton basınç dayanım değerlerinin belirlenmesinde yapay zekâ ve optimizasyon tabanlı analitik yaklaşımlar birlikte ele alınarak incelenmiştir. Karar ağacı algoritması ile sargılı beton basınç dayanımında etkili olan dört temel girdi parametresi belirlenmiş; bu girdilerle farklı alt küme yapılarına sahip adaptif ağ tabanlı bulanık çıkarım sistemi (ANFIS) modelleri oluşturulmuştur. Ayrıca parçacık sürü optimizasyonu (PSO) kullanılarak dört farklı model oluşturulmuştur. Elde edilen sonuçlara göre, ANFIS modelleri daha yüksek doğruluk sunarken, PSO modelleri parametrik formülasyon ve işlem verimliliği açısından avantaj sağlamış; her iki yöntemin üstünlükleri karşılaştırmalı olarak ortaya konulmuştur. Ayrıca, PSO algoritmasıyla oluşturulan modeller arasında test, eğitim ve doğrulama verileri üzerinde belirgin farklılıklar oluşmadığı gözlemlenmiş, bu modellerin benzer doğruluk düzeylerinde tutarlı sonuçlar verdiği görülmüştür. ANFIS ve PSO'nun güçlü yönlerinin birlikte değerlendirilmesiyle, gelecekte daha genellenebilir ve uyarlanabilir hibrit modellerin geliştirilmesi mümkün görülmektedir.

Anahtar kelimeler: Sargılı beton, basınç dayanımı, yapay zekâ, optimizasyon.

MODELING OF CONFINED CONCRETE COMPRESSIVE STRENGTH WITH ARTIFICIAL INTELLIGENCE AND OPTIMIZATION BASED APPROACHES

ABSTRACT

The cross-sectional properties of reinforced concrete elements are among the basic factors determining the behavior of confined concrete, and it is of great importance that this behavior is accurately reflected in analytical calculations. Determining and analyzing a large number of variables depending on these cross-sectional properties can be time-consuming. Therefore, many artificial intelligence-based modeling methods have started to be used today. In the study, artificial intelligence and optimization-based analytical approaches were examined together in determining the confined concrete compressive strength values of reinforced concrete square column sections obtained in accordance with the Turkish Building Earthquake Code. Four basic input parameters effective in confined concrete compressive strength were determined with the decision tree algorithm; adaptive network-based fuzzy inference system (ANFIS) models with different subset structures were created with these inputs. In addition, four different models were created using particle swarm optimization (PSO). According to the results obtained, ANFIS models provided higher accuracy, while PSO models provided advantages in terms of parametric

formulation and processing efficiency; the superiorities of both methods were demonstrated comparatively. In addition, it was observed that there were no significant differences between the models created with the PSO algorithm on the test, training, and check data, and it was seen that these models gave consistent results at similar accuracy levels. By evaluating the strengths of ANFIS and PSO together, it seems possible to develop more generalizable and adaptable hybrid models in the future. According to the obtained results, the superiorities of ANFIS and PSO-based models were comparatively demonstrated.

Keywords: Confined concrete, compressive strength, artificial intelligence, optimization.

1. Giriş (Introduction)

Türkiye Bina Deprem Yönetmeliği'nde (TBDY) [1] betonarme binaların doğrusal olmayan yöntemler kullanılarak şekildegıştırmeye göre değerlendirilmesinde beton için sargısız ve sargılı beton modelleri verilmiştir. Betonarme elemanların kesit özelliklerine bağlı olarak sargılı beton basınç dayanımlarının ve davranışlarının doğru bir şekilde belirlenebilmesi kesit hesapları ile doğrusal elastik olmayan davranışlarının gerçeğe yakın olarak belirlenebilmesi için büyük öneme sahiptir. Bu durum özellikle deprem esnasında binanın ayakta kalmasını sağlayan kolon elemanlar için daha da önemlidir. Literatürde betonarme elemanların kesit özelliklerinin değişiminin sargılı beton modellerinin davranışına etkisinin incelendiği birçok çalışma bulunmaktadır [2-10].

Beton ve betonarme elemanların özelliklerinin belirlenmesi sınırlı ve uzun süre gerektirebileceğinden dolayı sargılı beton basınç dayanımının tahmininde veri madenciliği ve yapay zekâ tabanlı modelleme yöntemleri günümüzde kullanılmaya başlanmıştır [11-18]. Yapay zekâ tabanlı modelleme yöntemleri içinde özellikle adaptif ağ tabanlı bulanık çıkarım sistemi (ANFIS), öğrenme kabiliyeti ve bulanık mantıkla belirsizliği yönetme yeteneği nedeniyle mühendislik alanlarında yaygın olarak tercih edilmektedir [19-20]. Betonun ve betonarme elemanların basınç dayanımlarının tahmin edilmesinde sıkça kullanılmıştır [21-23]. Ayrıca genetik algoritma, parçacık sürü optimizasyonu (PSO), vb. doğadan esinlenen optimizasyon teknikleri, analitik modellerin doğruluk düzeyini arttırarak parametre kalibrasyonunda etkili çözümler sunduğu için kullanılmaya başlanmıştır [24-25]. Literatürde yapılan çalışmalar genel olarak incelendiğinde ANFIS ve PSO gibi yöntemlerin ayrı ayrı şekilde kullanıldığı görülmüştür.

Bu çalışmada, kesit özellikleri TBDY'ye [1] göre belirlenmiş betonarme kare kolonların sargılı beton basınç dayanımının tahmin edilmesinde yapay zekâ temelli modelleme ve optimizasyon tabanlı analitik yaklaşımların bütünleşik biçimde ele alındığı özgün bir yöntem önerilmektedir. Literatürde sıklıkla karşılaşılan ANFIS modellerinin veri güdümlü öğrenme kabiliyeti, bu çalışmada karar ağacı algoritması ile desteklenerek giriş parametrelerinin seçiminde nesnel ve etkili bir yöntem olarak uygulanmıştır. Belirlenen dört temel parametre (sargısız beton basınç dayanımı, sargı donatısı kol adedi, sargı donatısının kolları arası mesafe ve sargı donatısı oranı) sargı etkisinin temsil gücü yüksek değişkenler olup modelin performansını önemli ölçüde arttırmıştır. Buna ek olarak, PSO algoritması kullanılarak dört farklı yapılandırmada oluşturulan ampirik denklemler hem sabit katsayılı hem de serbest parametrelili senaryolarda kök ortalama karesel hata (RMSE) ve mutlak hata (AE) minimizasyonuna odaklı olarak optimize edilmiştir. Geliştirilen bu modellerin doğruluk, hata payı ve istatistiksel anlamlılığı; regresyon (R^2), RMSE ve ortalama mutlak hata (MAE) ile çok yönlü olarak değerlendirilerek ANFIS ile PSO temelli modellerin üstünlükleri karşılaştırmalı olarak ortaya konulmuştur. Elde edilen bulgular, sargılı beton basınç dayanımının tahmininde modern hesaplama yaklaşımlarının mühendislik uygulamalarına entegrasyonuna yönelik önemli katkılar sunarak literatüre metodolojik açıdan yenilikçi bir perspektif kazandırmaktadır.

2. Materyal ve Metot (Material and Method)

2.1. Kolonların kesit özellikleri (Section properties of columns)

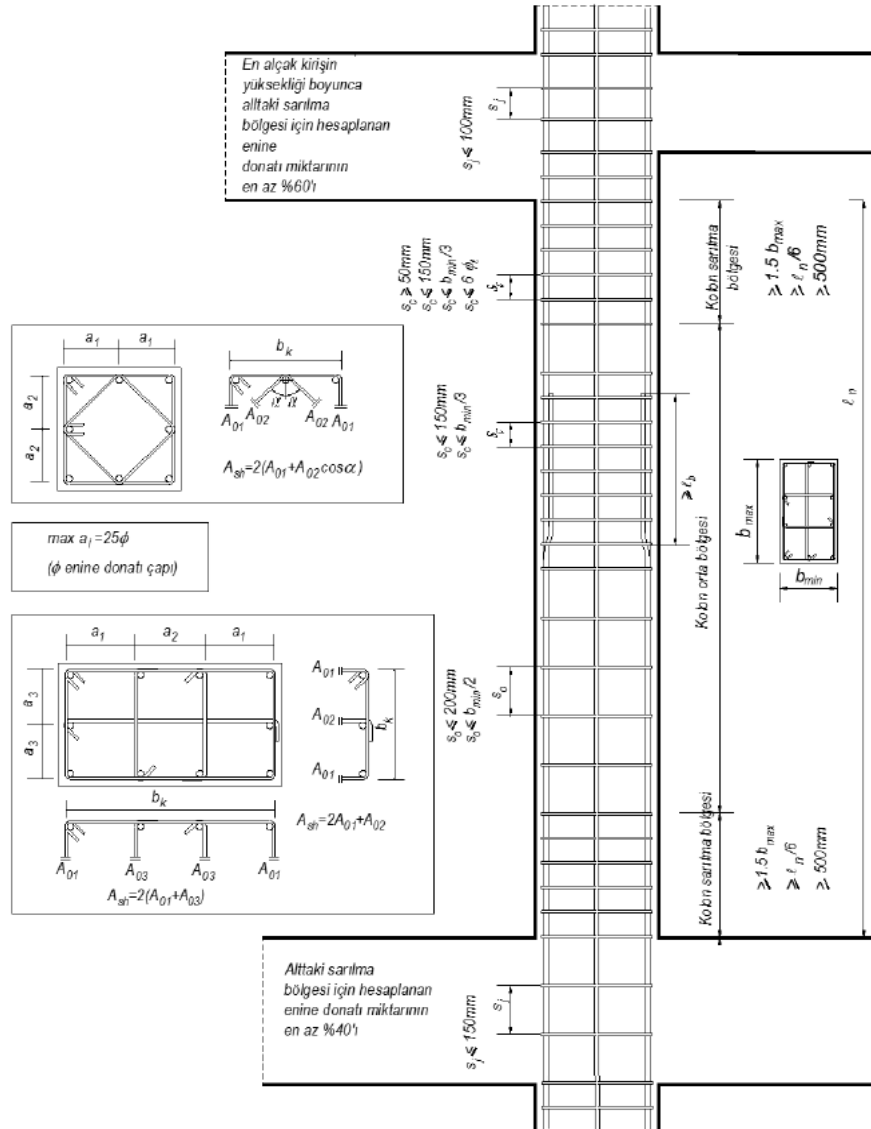
Betonarme kolonların kesit özellikleri belirlenirken ülkemizde tasarım aşamasında güncel olarak kullanılmakta olan TBDY [1] ile Betonarme Yapıların Tasarım ve Yapım Kuralları (TS500) [26] dikkate alınmıştır. Bu yönetmeliklerde verilen sınır değerlere uyulmuştur. Kolonların kesit özelliklerinin değerleri Tablo 1'de detaylı olarak sunulmuştur.

Tablo 1. Kolonların kesit özellikleri (Value ranges of section properties)

Özellik	Değer Aralığı
Beton basınç dayanımı (MPa)	25-30-35-40-45-50
Kesit boyutları (mm)	300-350-400-450-500
Boyuna donatı çapı (mm)	14-16-18-20-22-24-26-28-30
Boyuna donatı adedi	4-8-12-16-20-24-28-32
Sargı donatısı çapı (mm)	8-10-12
Sargı donatısı kol adedi	2-3-4-5-6-7-8-9
Sargı donatısı aralığı (mm)	50-75-100-125

Tablo 1’de verilen değerler her bir kesite uygulanamamıştır. Bunun nedeni TBDY [1] ve TS 500 [26] yönetmeliklerinde verilen diğer tasarım şartlarını sağlayabilmektir. Bu maddeler aşağıda sırasıyla verilmiştir.

- Minimum enine donatı oranı (Denklem 1)
- Minimum enine donatı çapının boyuna donatı çapına göre sınırlandırılması (Denklem 2)
- Minimum ve maksimum boyuna donatı oranları (%1-4)
- Boyuna donatılar arası mesafelerin sınırlandırılması
- Sarılma bölgelerinde enine donatı aralığının sınırlandırılması (Şekil 1)
- Enine donatı kolları arası yatay mesafenin sınırlandırılması (Şekil 1)



Şekil 1. Enine donatı aralığının ve kollarının sınırlandırılması (Limitation of the spacing and branches of transverse reinforcement)

$$\rho_{s,min} = 0.3 \frac{f_{ctd}}{f_{ywd}} b_w \quad (1)$$

$$\emptyset/3 < \emptyset_s \quad (2)$$

Denklem 1 ve 2’de verilen $\rho_{s,min}$, enine donatı oranını; f_{ctd} , betonun tasarım çekme dayanımını; f_{ywd} , enine donatının tasarım akma dayanımını; b_w , kesit genişliğini; $\emptyset$, boyuna donatı çapını; $\emptyset_s$ ise enine donatı çapını ifade etmektedir.

Yukarıda maddeler halinde verilen tasarım şartlarının da sağlandığı 7556 adet betonarme kolon kesiti oluşturularak sargılı beton basınç dayanımları hesaplanmıştır.

2.2. Sargılı beton basınç dayanımı (Confined concrete compressive strength)

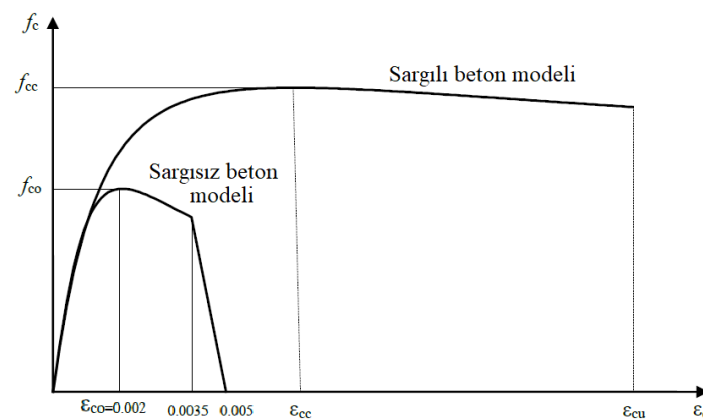
Çalışma kapsamında oluşturulan betonarme kolon kesitlerinin sargılı beton basınç dayanımları TBDY’ye [1] uygun olarak aşağıda verilen denklemler yardımıyla hesaplanmıştır. Sargılı betonun davranışına ait gerilme-birim şekildeğiştirme diyagramı Şekil 2’de sargısız beton ile kıyaslamalı olarak sunulmuştur.

$$k_e = \left(1 - \frac{\sum a_i^2}{6b_o h_o}\right) \left(1 - \frac{s}{2b_o}\right) \left(1 - \frac{s}{2h_o}\right) \left(1 - \frac{A_s}{b_o h_o}\right)^{-1} \quad (3)$$

$$f_c = (f_{ex} + f_{ey})/2, \quad f_{ex} = k_e \rho_x f_{yw}, \quad f_{ey} = k_e \rho_y f_{yw} \quad (4)$$

$$f_{cc} = \left(2.254 \sqrt{1 + 7.94 \frac{f_e}{f_{co}} - 2 \frac{f_e}{f_{co}} - 1.25}\right) f_{co} \quad (5)$$

Denklem 3 ile 6 arasında verilen k_e , sargılama etkinlik katsayısını; a_i , boyuna donatılarının eksenleri arasındaki mesafeyi; s , enine donatı aralığını; A_s , toplam boyuna donatı alanını; b_o ile h_o , enine donatının eksenleri arasındaki kesit boyutlarını; f_e , etkili sargılama basıncını; f_{ex} ile f_{ey} , ilgili yönlerdeki sargılama basıncını; ρ_x ile ρ_y , ilgili yönlerdeki enine donatıların hacimsel oranını; f_{yw} , enine donatı akma dayanımını; f_{co} , sargısız beton dayanımını; f_{cc} , ise sargılı beton basınç dayanımını ifade etmektedir.



Şekil 2. TBDY’ye göre beton modellerine ait gerilme-birim şekil değıştirme diyagramları (Stress-strain diagrams of concrete models according to TBDY) [1]

2.3. Karar ağacı (Decision tree)

Karar ağacı, genel olarak mevcut verileri özelliklerine göre çeşitli dallara ayırarak bir karar vermeye veya tahmin yapmaya çalışan bir yapıdır. Yani her karar ağacı öncelikle kökten başlayarak dallara ayrılır ve her iç düğümünde veri, belirlenen bir özelliğe göre bölünür. Yaprak düğümlerinde ise karar verilmiş

olur. Böylelikle karmaşık veriler bile anlamlı gruplara ayrılarak her veri noktası için uygun karar kolayca bulunabilir.

2.4. Adaptif ağ tabanlı bulanık çıkarım sistemi (Adaptive neuro-fuzzy inference system)

ANFIS, özellikle doğrusal olmayan sistemlerin modellemesinde tercih edilmektedir. Bulanık mantığın yorumlama yeteneği ile yapay sinir ağlarının öğrenme yeteneğini birleştiren melez bir yapay zekâ modelidir [27]. Sugeno tipi bulanık çıkarım sistemini kullandığı için sistemin parametrelerini veriye dayalı olarak optimize etmektedir. Model mimarisi, yapay bir sinir ağı biçiminde olup genellikle girdi, üyelik fonksiyonu, kural, normalizasyon ve çıkış katmanlarından oluşan bir yapıya sahiptir [28]. Girdi katmanında, model tarafından alınan girdiler tanımlanır. Üyelik fonksiyonu katmanında her bir girdi değişkeni bulanık kümeler haline getirilir. Kural Katmanında, bulanık kurallar uygulanarak her bir düğüm bir kural tarafından gösterilir. Normalizasyon katmanında, her bir kuralın ateşleme kuvveti hesaplanarak normalize edilir. Çıkış katmanında ise normalize edilmiş ateşleme kuvvetlerine göre sonuç değerleri hesaplanır.

ANFIS'te oluşturulan modelin güvenilir sonuçlar verebilmesi için eğitim, test ve doğrulama veri kümelerinin doğru bir şekilde belirlenmesi gerekmektedir. Eğitim verileri, oluşturulan modelin öğrenme aşamasında kullandığı ana veri kümesi olduğu için verilerin %60'ını; doğrulama verileri, oluşturulan modelin aşırı öğrenme yapıp yapmadığını kontrol etmek amacıyla kullanıldığı için verilerin %20'sini; test verileri ise modelin genel performansını ölçmek için kullanıldığı için verilerin %20'sini kapsamalıdır. Bunun için çalışmada eğitim amacıyla 4533 adet veri, doğrulama amacıyla 1512 adet veri, test için ise 1511 adet veri kullanılmıştır. Eğitim, test ve doğrulama veri kümelerine ait tanımlayıcı istatistiksel bilgiler girdi parametreleri (f_{co} , kesit boyutları (b , h), $\emptyset$, boyuna donatı adedi (n_b), sargı donatısı çapı ($\emptyset_s$), sargı donatısı adedi (n_s), s , A_s , a_i , enine donatı oranı (ρ_s) ve boyuna donatı oranı (ρ)) ile çıktı için Tablo 2 ile Tablo 4 arasında sunulmuştur.

Tablo 2. Eğitim veri kümesi için istatistiksel bilgiler (Statistical information for the training dataset)

	f_{co} (MPa)	b , h (mm)	$\emptyset$ (mm)	n_b	$\emptyset_s$ (mm)	n_s	s (mm)	A_s (mm ²)	a_i (mm)	ρ_s (%)	ρ (%)	f_{cc} (MPa)
Ortalama	35.96	486.89	19.73	18.84	10.48	5.17	64.17	5734.43	110.83	1.48	2.37	62.72
Standart Hata	0.13	1.35	0.06	0.10	0.02	0.03	0.26	40.52	0.71	0.01	0.01	0.22
Standart Sapma	8.46	91.10	4.13	7.00	1.55	1.80	17.83	2727.78	47.71	0.57	0.80	14.63
Basıklık	-1.21	-0.90	-0.40	-0.76	-1.22	-0.79	0.45	-0.13	1.05	1.54	-1.05	-0.30
Çarpıklık	0.23	-0.43	0.50	0.06	-0.45	0.33	1.05	0.68	1.26	1.25	0.16	0.45
En Küçük	25	300	14	4	8	2	50	1017.90	54.00	0.60	1.01	36.05
En Büyük	50	600	30	32	12	9	125	14137.20	262.00	3.70	3.98	114.28
Güvenirlilik Düzeyi	0.25	2.65	0.12	0.20	0.05	0.05	0.52	79.43	1.39	0.02	0.02	0.43

Tablo 3. Test veri kümesi için istatistiksel bilgiler (Statistical information for the test dataset)

	f_{co} (MPa)	b , h (mm)	$\emptyset$ (mm)	n_b	$\emptyset_s$ (mm)	n_s	s (mm)	A_s (mm ²)	a_i (mm)	ρ_s (%)	ρ (%)	f_{cc} (MPa)
Ortalama	35.95	486.14	19.70	18.86	10.48	5.16	63.15	5719.46	110.49	1.51	2.37	63.12
Standart Hata	0.22	2.35	0.11	0.18	0.04	0.05	0.46	70.10	1.20	0.02	0.02	0.38
Standart Sapma	8.46	91.50	4.12	7.01	1.55	1.78	17.70	2725.05	46.69	0.59	0.80	14.73
Basıklık	-1.20	-0.90	-0.39	-0.76	-1.21	-0.76	0.72	-0.01	0.85	1.66	-1.02	-0.06
Çarpıklık	0.24	-0.43	0.51	0.06	-0.45	0.36	1.17	0.70	1.19	1.29	0.17	0.49
En Küçük	25	300	14	4	8	2	50	1017.90	54.00	0.61	1.01	36.81
En Büyük	50	600	30	32	12	9	125	14137.20	262.00	3.70	3.98	113.69
Güvenirlilik Düzeyi	0.43	4.62	0.21	0.35	0.08	0.09	0.89	137.51	2.36	0.03	0.04	0.74

Tablo 4. Doğrulama veri kümesi için istatistiksel bilgiler (Statistical information for the check dataset)

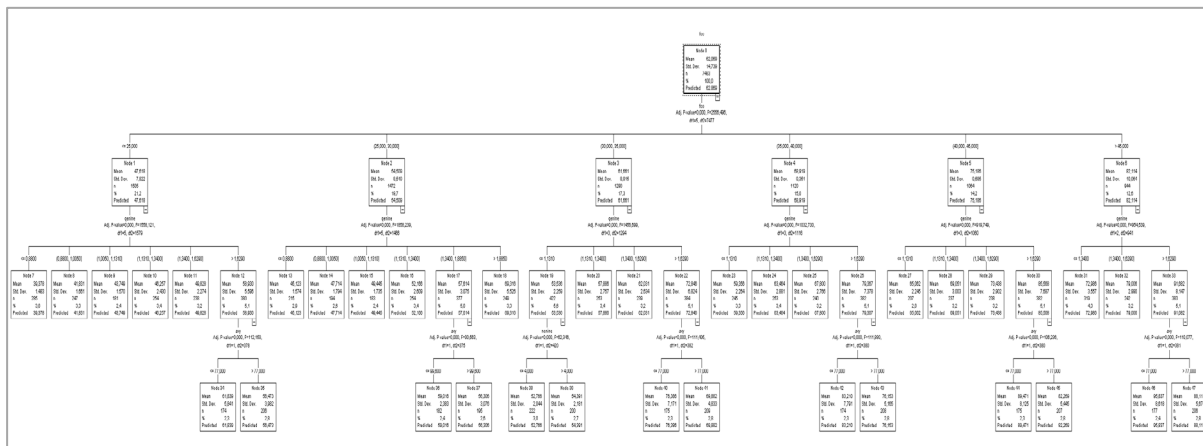
	f_{co} (MPa)	b, h (mm)	$\emptyset$ (mm)	n_b	$\emptyset_s$ (mm)	n_s	s (mm)	A_s (mm ²)	a_i (mm)	ρ_s (%)	ρ (%)	f_{cc} (MPa)
Ortalama	35.96	487.07	19.74	18.85	10.48	5.23	63.86	5740.18	109.40	1.50	2.37	63.18
Standart Hata	0.22	2.34	0.10	0.18	0.04	0.05	0.46	70.12	1.20	0.02	0.02	0.39
Standart Sapma	8.47	90.88	4.05	7.04	1.55	1.83	17.98	2726.43	46.80	0.60	0.80	15.12
Basıklık	-1.20	-0.89	-0.34	-0.77	-1.22	-0.81	0.58	-0.22	1.11	1.36	-1.05	-0.15
Çarpıklık	0.24	-0.44	0.52	0.07	-0.45	0.33	1.11	0.65	1.27	1.21	0.14	0.50
En Küçük	25	300	14	4	8	2	50	1017.90	54.00	0.60	1.01	35.92
En Büyük	50	600	30	32	12	9	125	14137.20	262.00	3.70	3.98	114.58
Güvenirlilik Düzeyi	0.43	4.58	0.20	0.36	0.08	0.09	0.91	137.54	2.36	0.03	0.04	0.76

2.5. Parçacık sürü optimizasyonu (Particle swarm optimization)

PSO, popülasyon tabanlı optimizasyon algoritmasıdır ve doğada yaşayan balık toplulukları, kuş sürüleri gibi organizmaların grup hareketlerinden esinlenerek geliştirilmiştir. Algoritmada, arama uzayındaki her bir çözüm adayına parçacık adı verilmektedir. Her parçacık hız ve konum vektörlerine sahip olmaktadır [29]. Sürüdeki tüm parçacıklar, zamanla hem kendi hem de sürüdeki en iyi konumlarına göre kendilerini güncelleyerek çözüm uzayındaki en iyi noktaya doğru hareket ederler. Algoritmanın durdurma kriterine kadar yinelemeler yapılarak sürü içindeki en iyi parçacık bulunmaya çalışılır.

3. Araştırma Bulguları (Research Findings)

Yapılan çalışma kapsamında öncelikle her bir betonarme kolon kesitinin sargılı beton basınç dayanımı 11 adet girdiye bağlı olarak elde edilmiştir. Girdi sayısı oldukça fazla olduğundan dolayı ANFIS modellerinde zamanlama açısından çok uzun süreler alacağı için öncelikle karar ağacı kullanılarak en fazla etkili olan girdi parametreleri belirlenmiştir. 7556 adet betonarme kolon kesitine ait verilerin karar ağacından değerlendirilmesi sonucunda f_{co} ve ρ_s en önemli iki parametre olarak belirlenmiştir. İkinci etapta ise sırasıyla a_s ve n_s bunlara en yakın girdi parametreleri olarak bulunmuştur (Şekil 3). Bu parametrelere göre ANFIS modelleri üç ve dört girdili olarak kurulmuştur. Girdilerin alt küme sayıları belirlenirken karar ağacındaki dağılımları dikkate alınmıştır. Üç girdili model için 40 adet, dört girdili model için ise 100 adet olmak üzere toplam 140 adet ANFIS modelinin analizi gerçekleştirilmiştir. Analizler sonucunda veri kümeleri için elde edilen R^2 , RMSE ve MAE değerleri Tablo 5'te kıyaslamalı olarak sunulmuştur. ANFIS model sayısının fazlalığından dolayı üç ve dört girdili modellerin her biri için girdi parametrelerine bağlı olarak veri kümeleri için en iyi sonuçları veren modellere ait değerler Tablo 5'te verilmiştir.

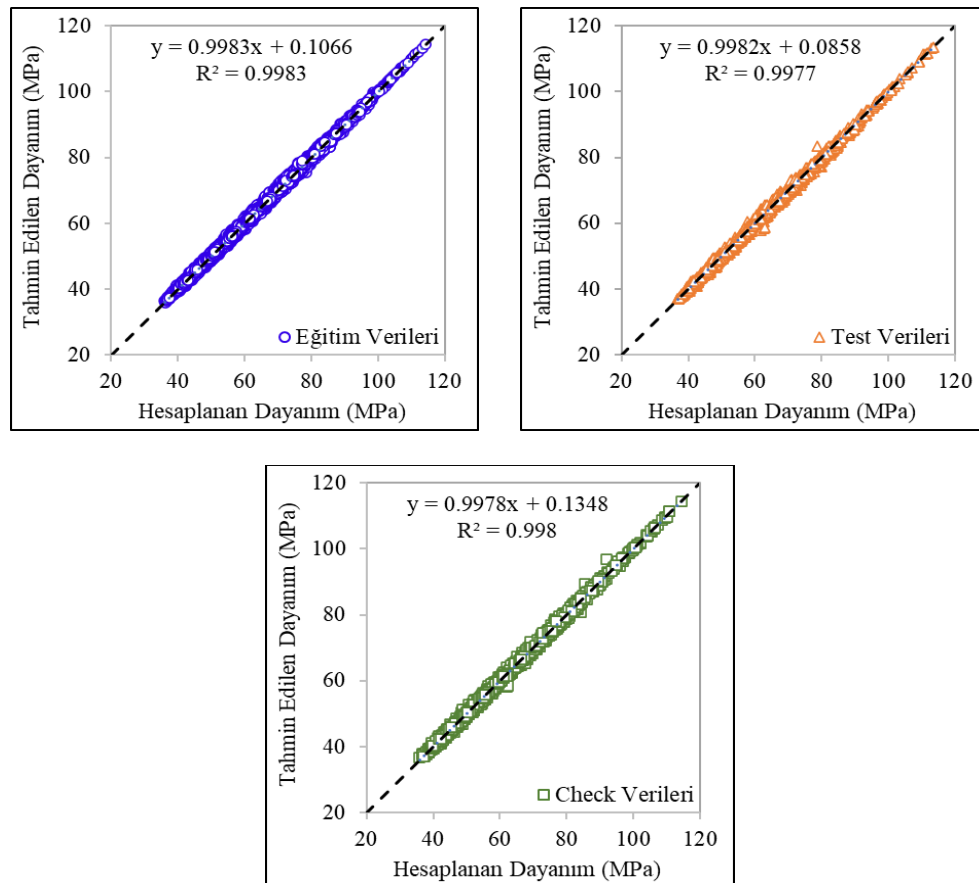


Şekil 3. Karar ağacı modeli (Decision tree model)

Tablo 5. ANFIS modellerine ait analiz sonuçları (Analysis results of ANFIS models)

Modeller	Girdi Parametreleri	Eğitim			Test			Doğrulama		
		R ²	RMSE	MAE	R ²	RMSE	MAE	R ²	RMSE	MAE
6-6-5	f _{co} - a _s - ρ _s	0,994	1,158	0,015	0,994	1,182	0,015	0,994	1,190	0,015
6-6-6		0,993	1,183	0,015	0,993	1,211	0,016	0,994	1,205	0,016
6-4-5	f _{co} - n _s - ρ _s	0,997	0,749	0,010	0,997	0,770	0,010	0,997	0,780	0,010
6-5-4		0,997	0,746	0,010	0,997	0,765	0,010	0,997	0,780	0,010
6-5-5		0,997	0,742	0,010	0,997	0,764	0,010	0,997	0,781	0,010
6-6-5		0,997	0,742	0,010	0,997	0,769	0,010	0,997	0,787	0,010
6-6-6		0,997	0,743	0,010	0,997	0,766	0,010	0,997	0,782	0,010
6-2-4-6	f _{co} - n _s - a _s - ρ _s	0,998	0,711	0,009	0,998	0,730	0,009	0,998	0,726	0,009
6-2-6-5		0,998	0,690	0,009	0,998	0,724	0,009	0,998	0,717	0,009
6-2-6-6		0,998	0,698	0,009	0,998	0,730	0,009	0,998	0,715	0,009
6-3-6-5		0,998	0,666	0,008	0,998	0,712	0,009	0,998	0,695	0,009
6-3-6-6		0,998	0,667	0,008	0,998	0,715	0,009	0,998	0,696	0,009
6-4-4-6		0,998	0,661	0,008	0,998	0,708	0,009	0,998	0,697	0,009
6-4-6-6		0,998	0,641	0,008	0,998	0,717	0,009	0,998	0,693	0,008
6-5-5-6		0,998	0,599	0,007	0,998	0,701	0,008	0,998	0,670	0,008
6-6-3-3		0,998	0,699	0,009	0,998	0,734	0,009	0,998	0,736	0,009
6-6-5-6		0,998	0,646	0,008	0,997	0,812	0,009	0,997	0,774	0,009
6-6-6-6		0,998	0,635	0,008	0,997	0,825	0,009	0,997	0,771	0,009

Tablo 5’te, modeller sütunundaki sayıların her biri sırasıyla girdi parametrelerinin alt küme sayısını göstermektedir. Analiz sonuçları incelendiğinde, 6-5-5-6 modeli eğitim, test ve kontrol veri kümelerinde en yüksek R², en düşük RMSE ve MAE değerleri elde edilmiştir. Bu modele ait saçılım diyagramları da Şekil 4’te sunulmuştur.



Şekil 4. 6-5-5-6 modeli için saçılım diyagramları (Scatter diagrams for the 6-5-5-6 model)

PSO algoritması kullanılarak hem sabit katsayılı hem de serbest parametrelili senaryolar dikkate alınarak RMSE ve AE minimizasyonuna odaklı dört farklı model oluşturulmuştur. Sabit katsayılı RMSE (Model 1), RMSE (Model 2), sabit katsayılı AE (Model 3) ve AE (Model 4) modellerine ait denklemler sırasıyla aşağıda sunulmuştur. Ayrıca bu modellere ait R^2 , RMSE ve MAE için elde edilen değerler kıyaslamalı olarak Tablo 6’da sunulmuştur.

$$f_{cc} = 1,1804f_{co} + 0,5491n_s - 0,0130a_s + 14,2597\rho_s - 2,2418 \quad (1)$$

$$f_{cc} = 1,1659f_{co} + 0,3772n_s - 0,0194a_s + 14,1747\rho_s \quad (2)$$

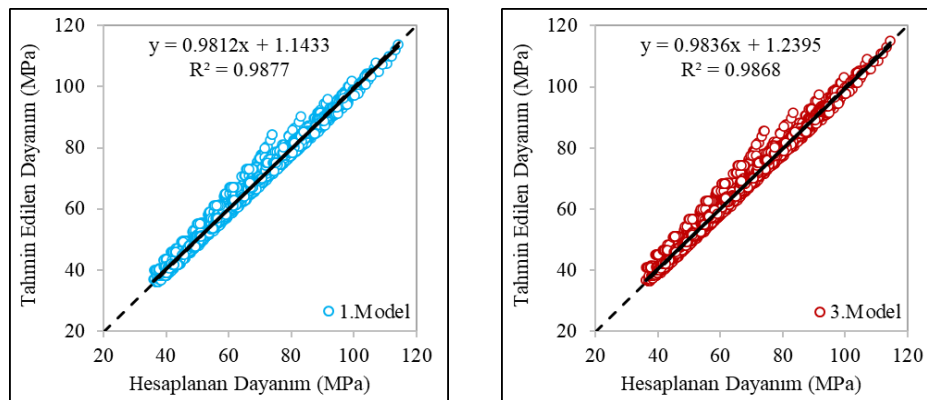
$$f_{cc} = 1,1694f_{co} + 0,6450n_s - 0,0015a_s + 14,8703\rho_s - 4,2638 \quad (3)$$

$$f_{cc} = 1,1461f_{co} + 0,2946n_s - 0,0138a_s + 14,6640\rho_s \quad (4)$$

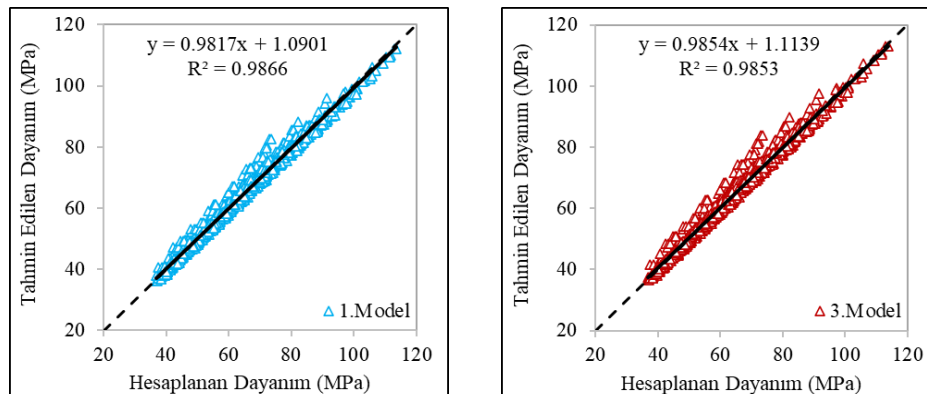
Tablo 6. PSO modellerine ait analiz sonuçları (Analysis results of 4 inputs ANFIS models)

Modeller	Eğitim			Test			Doğrulama		
	R^2	RMSE	MAE	R^2	RMSE	MAE	R^2	RMSE	MAE
Model 1	0,988	1,626	0,020	0,987	1,708	0,020	0,988	1,659	0,020
Model 2	0,987	1,654	0,021	0,986	1,742	0,021	0,988	1,692	0,021
Model 3	0,987	1,696	0,019	0,985	1,795	0,019	0,987	1,728	0,019
Model 4	0,987	1,720	0,020	0,985	1,827	0,020	0,987	1,761	0,020

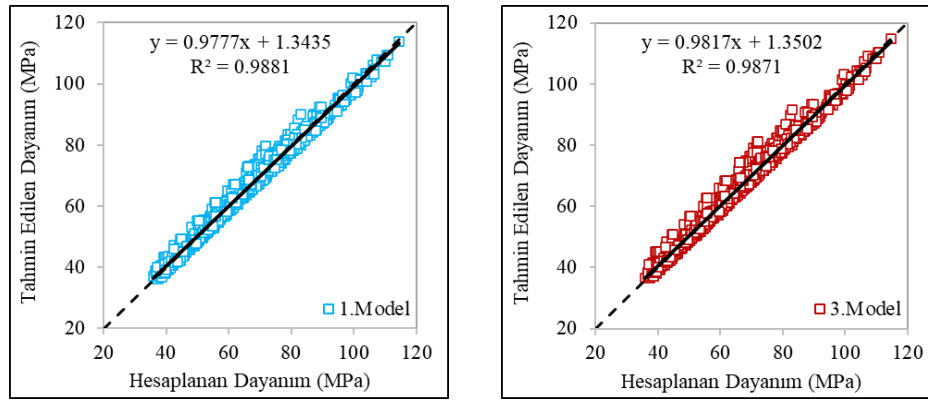
Tablo 6 incelendiğinde eğitim, test ve doğrulama veri kümeleri için R^2 ve RMSE için en iyi sonuçların Model-1’den, MAE için ise Model-3’ten elde edildiği görülmektedir. Bu modellerin veri kümeleri için saçılım diyagramları Şekil 5 ile Şekil 7 arasında karşılaştırmalı olarak verilmiştir.



Şekil 5. Model 1 ve Model 3’teki eğitim verilerinin saçılım diyagramları (Scatter plots for the training data in Models 1 and 3)



Şekil 6. Model 1 ve Model 3’teki test verilerinin saçılım diyagramları (Scatter plots for the test data in Models 1 and 3)



Şekil 7. Model 1 ve Model 3'teki doğrulama verilerinin saçılım diyagramları (Scatter plots for the check data in Models 1 and 3)

4. Tartışma ve Sonuç (Results and Discussion)

Bu çalışmada, TBDY'ye [1] uygun olarak modellenen 7556 adet betonarme kare kolon kesiti kullanılarak sargılı beton basınç dayanımının tahmini için yapay zekâ ve optimizasyon tabanlı iki farklı yöntem olan ANFIS ve PSO sistematik biçimde karşılaştırılmıştır. Bunun için öncelikle betonarme kolonlara ait 11 farklı girdi parametresi tanımlanmış olup, bu parametrelerin model üzerindeki etkilerini belirlemek amacıyla karar ağacı algoritması uygulanmıştır. Karar ağacı analizi sonucunda, sargılı beton basınç dayanımını en fazla etkileyen dört temel girdi parametresi olarak f_{co} , ρ_s , a_s ve n_s belirlenmiştir. Bu dört temel girdi parametresi kullanılarak hem ANFIS hem de PSO tabanlı modeller oluşturulmuş ve sargılı beton basınç dayanımının tahmini açısından performansları karşılaştırılmıştır.

Modelleme sonuçlarına göre 6-5-5-6 yapısına sahip dört girdili ANFIS modeli eğitim, test ve doğrulama veri kümelerinde oldukça başarılı sonuçlar vermiştir. Bu bulgular, karar ağacı ile yapılan değişken seçiminin model performansını arttırmada etkili olduğunu ve ANFIS'in az sayıda ama anlamlı girdilerle yüksek başarı sağlayabildiğini göstermiştir.

PSO algoritması ile oluşturulan RMSE ve MAE değerlerini minimum yapmak üzerine kurulmuş dört farklı model sonuçlarına göre eğitim, test ve doğrulama veri kümeleri üzerinde çok belirgin farklar oluşmadığı görülmüştür. Bu durum PSO'nun sargılı beton basınç dayanımını temsil eden karmaşık ve çok değişkenli ilişkileri etkin bir biçimde modelleyebildiğini ve özellikle analitik denklem tabanlı tahminlerde etkili bir araç olduğunu göstermektedir.

ANFIS modelleri, özellikle yüksek doğruluk düzeyleri ve düşük hata oranları ile öne çıkarken; PSO modelleri ise parametrik yalınlık, analitik formülasyon üretimi ve işlem verimliliği açısından avantaj sağlamıştır. Her iki yöntemin elde ettiği sonuçlar, yapay zekâ ve optimizasyon tabanlı yaklaşımların bu alanda etkili tahmin araçları sunduğunu ortaya koymakta; ANFIS'in öğrenme yeteneği ile PSO'nun optimizasyon gücünün birlikte değerlendirilmesinin ileride daha güçlü modeller geliştirilmesine olanak sağlayacağını göstermektedir.

Gelecekte yapılabilecek çalışmalar için çeşitli beton modelleri, yapay zekâ ve optimizasyon modelleri kullanılarak araştırmanın genişletilmesi, ulusal ve uluslararası literatürün gelişmesine katkıda bulunacaktır. Literatürde yaygın tercih edilen sargılı beton modellerinin basınç dayanımları arasındaki uyum incelenerek modelleme çalışmaları yapılabilir. Özellikle yüksek basınç dayanımına sahip betonarme kesitler için deneysel çalışmalar yapılarak elde edilen sonuçların analitik hesaplar ile uyumu araştırılabilir.

5. Kaynaklar (References)

- [1] Türkiye Bina Deprem Yönetmeliği, Afet ve Acil Durum Yönetimi Başkanlığı, Ankara, Türkiye, 2018.
- [2] A. İlki, N. Kumbasar, Sargılı beton için mevcut modellerin deneysel verilerle karşılaştırılması, Teknik Dergi 12 (3) (2001) 2419–2433.

- [3] M.Y. Kaltakçı, A. Köken, Ü.S. Yılmaz, Eksenel yük altındaki çelik lifli ve liffsiz etriyeli betonarme kolonların davranışının deneysel ve analitik olarak incelenmesi, Dokuz Eylül Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Fen ve Mühendislik Dergisi 8 (1) (2006) 65–85.
- [4] H.B. Özmen, M. İnel, H. Bilgin, Sargılı beton davranışının betonarme eleman ve sistem davranışına etkisi, Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi 22 (2) (2007) 375–383.
- [5] E. Işık, M. Özdemir, İ.B. Karaşın, A. Karaşın, Betonarme yapılarda kullanılan malzeme modellerinin karşılaştırılması, Bitlis Eren Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi 8 (3) (2019) 968–984.
- [6] S.B. Yüksel, S. Foroughi, Betonarme Kolonların Sargısız ve Sargılı Beton Dayanımının Analitik Olarak Araştırılması, Konya Journal of Engineering Sciences 7 (3) (2019) 612–631.
- [7] S. Foroughi, R. Jamal, B. Yüksel, TBDY 2018 ve Mander modeline göre sargılı betonun gerilme-şekil değiştirmesinin araştırılması, El-Cezeri Sci. Eng. J. 8 (1) (2021) 363–375.
- [8] S. Foroughi, B. Yüksel, Investigation of nonlinear behavior of the reinforced concrete columns for different confined concrete models, Politeknik Dergisi 25 (4) (2021) 1447–1462.
- [9] E. Kılıç, M.F. Güllü, Görece narin betonarme perde duvarlarda mevcut beton malzeme modellerinin etkilerinin irdelenmesi Bilecik Şeyh Edebalı Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi 9 (2) (2022) 799–818.
- [10] A. Gündoğay, Comparison of confined concrete models, 1st International Conference on Innovative Academic Studies, Konya, Turkey, September 10-13, 2022, pp. 1376–1382.
- [11] U. Sahin, İ. Bedirhanoglu, A fuzzy model approach to stress-strain relationship of concrete in compression, Arabian Journal for Science and Engineering 39 (2014) 4515–4527.
- [12] C. Özel, A. Topsakal, Veri madenciliği kullanarak beton basınç dayanımının belirlenmesi, Cumhuriyet Üniversitesi Fen Edebiyat Fakültesi Fen Bilimleri Dergisi 35 (1) (2014) 1–11.
- [13] S. Murtazaoğlu, K. Yetilmezsoy, B. Doran, CFRP ile güçlendirilmiş betonarme kolonların basınç dayanımının çoklu regresyon modelleriyle tahmini, Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Fen Bilimleri Dergisi 31 (3) (2015) 172–178.
- [14] H.T. Öztürk, Beton basınç dayanımının JAYA ve öğretme-öğrenme tabanlı optimizasyon (TLBO) algoritmalarıyla modellenmesi, Journal of Investigations on Engineering and Technology 1 (2) (2018) 24–29.
- [15] S. Yörübulut, O. Dogan, F. Erdugan, S. Yörübulut, Tahribatsız yöntem verileri kullanılarak yapay sinir ağı ve regresyon yöntemi ile beton basınç dayanımının tahmin edilmesi, International Journal of Engineering Research and Development 12 (2) (2020) 769–776.
- [16] A. Gündoğay, Lifli polimer ile sargılanan betonarme kolonların gerilme-şekil değiştirme ilişkisinin anfis yöntemi ile elde edilmesi, Journal of Innovations in Civil Engineering and Technology, 6 (2) (2024) 111–130.
- [17] M.A. Bülbül, Beton basınç dayanımı tahmini için özellik mühendisliği ve makine öğrenimi tabanlı hibrit bir yaklaşım, Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Fen Bilimleri Dergisi 40 (1) (2024) 10–19.
- [18] M.G. Altun, A.H. Altun, Yüksek performanslı betonun basınç dayanımının farklı makine öğrenimi algoritmaları ile tahmin edilmesi, Journal of Innovative Engineering and Natural Science, 5 (1) (2025) 347–361.
- [19] M. Saltan, S. Saltan, A. Şahiner, Fuzzy logic modeling of deflection behavior against dynamic loading in flexible pavements, Construction and Building Materials 21 (7) (2007) 1406–1414.
- [20] B. Gültekin, G. Dogan, İnşaat mühendisliğinde yapay zekâ çalışmaları, İleri Mühendislik Çalışmaları ve Teknolojileri Dergisi 2 (2) (2021) 117–138.
- [21] S. Subaşı, İ. Şahin, B. Çomak, Tahribatsız test sonuçları kullanılarak uçucu kül ikameli betonlarda basınç dayanımının anfis ile tahmini, Uluslararası Teknolojik Bilimler Dergisi 2 (3) (2010) 9–16.

- [22] C. Özel, O. Soykan, Betonun basınç mukavemetinin taze beton özelliklerinden tahmini için anfis modeli, Uluslararası Teknolojik Bilimler Dergisi 4 (1) (2012) 30–45.
- [23] F. Kaya, N. Keskin, M.A. Çakıroğlu, Değişik geometrilikli çelik lif ilaveli betonarme kirişlerin tahribatsız deney yöntemleri ile elde edilen basınç dayanımlarının anfis metoduyla tahmin edilmesi, Uluslararası Teknolojik Bilimler Dergisi 6 (1) (2014) 44–56.
- [24] R. Temür, G. Bekdaş, Betonarme konsol istinat duvarlarının optimum tasarımı, Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi 24 (6) (2018) 1043–1050.
- [25] Güler, M. Ulaş, M. Açıkgenç Ulaş, Efektif kendiliğinden yerleşen hafif beton dayanımı tahmini için farklı makine öğrenmesi algoritmalarının karşılıklı değerlendirilmesi, Fırat Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi 37 (1) (2025) 251–261.
- [26] Betonarme Yapıların Tasarım ve Yapım Kuralları, Türk Standardları Enstitüsü, Ankara, Türkiye, 2000.
- [27] K. Saplıoğlu, R. Acar, K-means kümeleme algoritması kullanılarak oluşturulan yapay zeka modelleri ile sediment taşınımının tespiti, Bitlis Eren Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi, 9 (1) (2020) 306–322.
- [28] T.S. Küçükerdem, M. Kilit, K. Saplıoğlu, Bulanık çıkarım sistemlerinde kullanılan küme sayılarının K-ortalamlar ile belirlenmesi ve baraj hacmi modellenmesi: Kestel barajı örneği, Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi, 25 (8) (2019) 962–967.
- [29] K. Saplıoğlu, T.S.K. Oztürk, R. Acar, Optimization of open channels using particle swarm optimization algorithm, Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 39 (1) (2020) 399–405.