



Investigation of the energy dissipation capacity of RC shear walls using meta-modeling methods

Zeynep Tuna Değer^{1*}, Gülşen Taşkın Kaya¹, Fatih Sütcü²

¹Earthquake Engineering and Disaster Management Institute, Istanbul Technical University, 34467, Sarıyer, Istanbul, Türkiye

²Dept. of Civil Engineering, Faculty of Civil Engineering, Istanbul Technical University, 34467, Sarıyer, Istanbul, Türkiye

Highlights:

- Energy dissipation capacity of reinforced concrete shear walls
- Effects of shear wall design properties on energy dissipation
- HDMR-based predictive model with high accuracy

Keywords:

- Reinforced concrete shear walls
- structural energy dissipation
- High Dimensional Model Representation
- HDMR

Article Info:

Research Article

Received: 17.05.2022

Accepted: 05.11.2022

DOI:

10.17341/gazimmfd.1117820

Correspondence:

Author: Zeynep Tuna Değer
e-mail:

zeynep.tuna@itu.edu.tr

phone: +90 533 742 8629

Graphical/Tabular Abstract

A new generation earthquake-resistant structural design method under intensive research is the energy-based design method, which requires to know the energy dissipation behavior of structural members to accomplish effective designs once energy demands are known. Nonlinear behavior of RC shear walls, commonly used in seismic regions, can be investigated in terms of hysteretic energy dissipation capacity from the energy point of view. Relevant research studies have been limited, whereas current seismic codes do not yet include the energy-based design. Data-driven equations are developed using High Dimensional Model Representation (HDMR), a successful meta-modeling method that can generate analytical functions. The proposed predictive model stands out with its simultaneously accurate ($R^2 = 0.93$, estimated/actual ratio = 0.99, Figure A) and transparent structure.

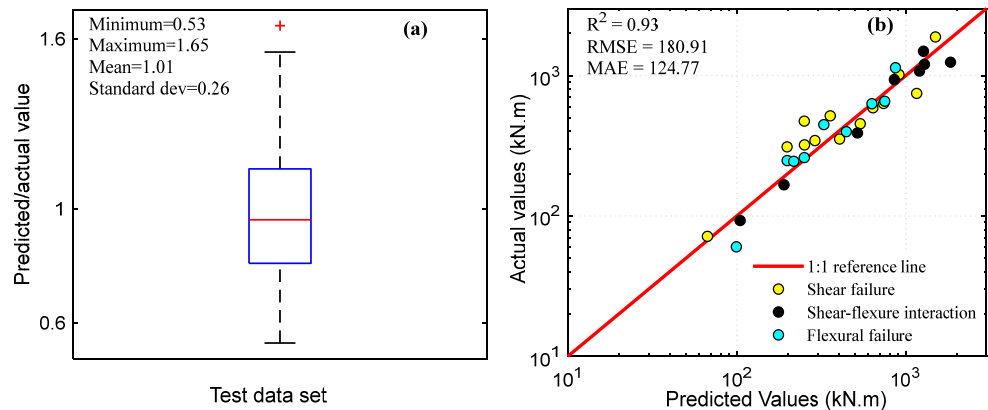


Figure A. (a) Box plot of the ratio of estimated/actual value based on the test dataset (b) Comparison of the estimated and actual values

Purpose: This study aims to investigate the influence of wall design parameters (e.g. geometry, reinforcement) and to develop a data-driven model to predict energy dissipation capacity of reinforced concrete shear walls using meta-modeling approaches.

Theory and Methods: A comprehensive wall test database consisting of experimental studies conducted worldwide is assembled. High Dimensional Model Representation (HDMR), a successful meta-modeling method, is utilized as it allows the user to understand the decision-making mechanism with its explicit structure.

Results: HDMR-based feature selection reveals that the most influential wall design parameters (features) are geometric properties (i.e., length, thickness, boundary width (b_0), aspect ratio), concrete compressive strength, axial load ratio, and longitudinal boundary and web reinforcement ratio. The proposed HDMR-based predictive model stands out with its accuracy ($R^2 = 0.93$, estimated/actual ratio = 0.99) and transparency (versus black-box) simultaneously.

Conclusion: From the design point of view, accurate prediction of the energy dissipation capacity would be valuable in that different detailing alternatives in shear wall design can be compared based on their dissipated energy. From the damage point of view, the findings of this study will be indicators of structural damage and provide information regarding energy-based damage assessment of existing buildings.



Betonarme perdelerde enerji sönümlenme kapasitesinin meta-modelleme yöntemleriyle incelenmesi

Zeynep Tuna Değer^{1*}, Gülşen Taşkın Kaya¹, Fatih Sütçü²

¹İstanbul Teknik Üniversitesi, Deprem Mühendisliği ve Afet Yönetimi Enstitüsü, 34467, Sarıyer, İstanbul, Türkiye

²İstanbul Teknik Üniversitesi, İnşaat Fakültesi, İnşaat Mühendisliği Bölümü, 34467, Sarıyer, İstanbul, Türkiye

ÖNEÇIKANLAR

- Betonarme perdelerin enerji sönümlenme kapasitesi
- Perde tasarım parametrelerinin enerji sönümlenme kapasitesine etkisi
- Yüksek doğruluklu HDMR tabanlı tahmin modeli

Makale Bilgileri

Araştırma Makalesi

Geliş: 17.05.2022

Kabul: 05.11.2022

DOI:

10.17341/gazimmfd.1117820

Anahtar Kelimeler:

Betonarme perde duvar,
yapısal enerji sönümlenme,
yüksek boyutlu model
gösterilimi, YBMG.

ÖZ

Son yıllarda çok sayıda araştırmaya konu olan depreme dayanıklı yapı tasarımı yöntemlerinden biri enerji esaslı tasarım yöntemidir. Deprem enerji talebinin bilinmesi halinde, yapısal elemanların ayrı ayrı ve toplam enerji sönümlenme davranışlarının isabetli bir şekilde elde edilmesi doğru bir tasarım yapılması için esastır. Deprem bölgelerinde yaygın olarak kullanılan betonarme perde duvarların doğrusal olmayan davranışı, enerji yönünden düşünüldüğünde çevrimsel enerji sönümlenme kapasitesi ile ele alınabilir. Literatürde betonarme perdeler için enerji karakteristiklerini belirlemeye yönelik çalışmalar sınırlı olup, mevcut deprem yönetmeliklerinde enerji esaslı tasarıma henüz yer verilmemektedir. Bu çalışmada, geniş kapsamlı bir perde duvar deney veri tabanı oluşturulmuş ve perde tasarım parametrelerinin (geometri, donatı oranları vb.) enerji sönümlenme davranışı üzerindeki etkileri incelenmiştir. Ayrıca, oldukça başarılı bir yöntem olan ve analitik bir fonksiyon üretebilen Yüksek Boyutlu Model Gösterilimi (YBMG) yöntemi kullanılarak enerji sönümlenme davranışının kestirilmesine yönelik bağıntılar geliştirilmiştir. Önerilen YBMG tabanlı tahmin modeli, aynı anda hem yüksek doğruluklu ($R^2 = 0,93$; tahmini/gerçek değer oranı = 0,99) hem de transparan bir model olması yönleriyle ön plana çıkmaktadır. Tasarım açısından bakıldığında, enerji sönümlenme kapasitesi gerçeğe yakın bir şekilde kestirildiğinde perde tasarımı sırasında farklı detaylandırma seçeneklerinin sönümlenen enerji açısından değerlendirilmesi anlamında değerli olacaktır. Mevcut binaların değerlendirilmesi ve hasar analizi açısından ise, çalışma sonuçları sönümlenen enerjiyle yakından ilişkili olan yapısal hasar konusunda bilgi verecektir.

Investigation of the energy dissipation capacity of RC shear walls using meta-modeling methods

HIGHLIGHTS

- Energy dissipation capacity of reinforced concrete shear walls
- Effects of shear wall design properties on energy dissipation
- HDMR-based predictive model with high accuracy

Article Info

Research Article

Received: 17.05.2022

Accepted: 05.11.2022

DOI:

10.17341/gazimmfd.1117820

Keywords:

Reinforced concrete shear
walls,
structural energy dissipation,
high dimensional model
representation, HDMR

ABSTRACT

A new generation earthquake-resistant structural design method under intensive research is the energy-based design method, which requires to know the energy dissipation behavior of structural members to accomplish effective designs once energy demands are known. Nonlinear behavior of RC shear walls, commonly used in seismic regions, can be investigated in terms of hysteretic energy dissipation capacity (EDC) from the energy point of view. Relevant research studies have been limited, whereas current seismic codes do not include the energy-based design. In this study, a comprehensive wall test database is assembled and used to assess the influence of wall design parameters (e.g. geometry, reinforcement) on EDC. Empirical equations are developed to estimate the EDC based on High Dimensional Model Representation (HDMR), a successful method that can generate analytical functions. The proposed predictive model stands out with its simultaneously accurate ($R^2 = 0.93$, estimated/actual ratio = 0.99) and transparent structure. From the design point of view, accurate prediction of the EDC would be valuable in that different detailing alternatives in shear wall design can be compared based on their dissipated energy. From the damage point of view, the findings of this study will be indicators of structural damage and provide information regarding energy-based damage assessment of existing buildings.

*Sorumlu Yazar/Yazarlar / Corresponding Author/Authors : *zeynep.tuna@itu.edu.tr, gulsen.taskin@itu.edu.tr, fatih.sutcu@itu.edu.tr /
Tel: +90 533 742 8629

1. Giriş (Introduction)

Son yıllarda kuvvet esaslı (dayanma göre) tasarım yöntemi yerini daha modern tasarım yöntemlerine bırakmaya başlamıştır. Örneğin performans esaslı (şekil değiştirmeye göre) tasarım yöntemi, yapı ve deprem mühendisliğinde yaygın olarak kullanılmaya başlanmıştır. Enerji esaslı tasarım yöntemi ise deprem mühendisliği alanındaki diğer iki yöntemle alternatif olabilecek, depreme dayanıklı yapı tasarımı ve mevcut yapıların depreme karşı güçlendirilmesi amaçlı kullanılan yeni nesil bir yöntemdir. Enerji esaslı tasarım yöntemi, binaya etkileyen deprem enerji girdisinin yapı elemanları tarafından güvenle sönmülmesi esasına dayanmaktadır. Enerji temelli tasarım yaklaşımı; sismik talepleri azaltarak, binanın dinamik özelliklerini iyileştirerek ya da her ikisini de gerçekleştirerek bina taşıyıcı sisteminin depreme daha dirençli hale getirilmesini hedefler [1]. Deprem enerji girdisi, çeşitli yapısal elemanlar veya varsa enerji sönmülleyen cihazlar tarafından tüketilir. Bu sebeple, enerji esaslı tasarım yönteminde yapısal elemanların enerji sönmülleme kapasitesi ve enerji sönmülleme davranışını etkileyen faktörlerin belirlenmesi önemlidir.

Enerji esaslı tasarım yöntemi görece yeni bir yöntem olduğu için literatürde yer alan birçok araştırmacı tarafından incelenmesine rağmen, enerji esaslı tasarım yönteminde deprem enerji girdisi gibi açıkça bilinmeyen önemli parametreler bulunmaktadır. Literatürdeki çalışmalar, deprem enerji girdisinin en az yer hareketi özellikleri kadar, hesap konusu binanın yapısal özelliklerinden de etkilendiğini göstermiştir [2-5]. Deprem yüküne maruz kalan tek serbestlik dereceli bir sistemin hareket denklemi Eş. 1'deki gibi ifade edilmektedir:

$$\int_0^t m \ddot{u} dt + \int_0^t c \dot{u} dt + \int_0^t k u dt = - \int_0^t m \ddot{u}_g dt \quad (1)$$

Burada m yapı kütlelerini, c sönmüm katsayısını, k rijitliği, u deplasmanı, \dot{u} hızı, \ddot{u} ivmeyi ve \ddot{u}_g ise yer ivmesini temsil etmektedir. Bu denklemden hareketle, deprem enerji girdisi Eş. 2'deki gibi tanımlanabilir:

$$E_I = E_k + E_d + E_s \quad (2)$$

Denge denklemlerine göre deprem enerji girdisi çeşitli mekanizmalar tarafından sönmülmemektedir. Deprem enerji girdisini (E_I) oluşturan bileşenler, kütleyle bağlı olan kinetik enerji (E_k), sönmüm oranına bağlı olan viskoz sönmülleme enerjisi (E_d) ve sistemin rijitliğine bağlı olan yay enerjisidir (E_s). Yay enerjisi, elastik şekil değiştirme enerjisi (E_{se}) ve çevrimsel enerji (E_h) olmak üzere iki enerjinin toplamından ($E_s = E_{se} + E_h$) oluşmaktadır. Tüm enerji bileşenleri göz önüne alındığında, deprem enerji girdisinin elastik enerji (E_k ve E_{se}) ve sönmüllenen enerji (E_d ve E_h) olmak üzere iki enerji grubundan oluştuğu görülmektedir. Sönmüllenen enerji bileşenlerinden yapısal hasarla doğrudan ilgili olan E_h , yapısal elemanların kuvvet-deformasyon grafiğindeki çevrimsel eğriler içinde kalan alan hesaplanarak elde edilir.

1.1. Betonarme Perdelerin Doğrusal Olmayan Davranışı (Nonlinear behavior of RC shear walls)

Yapısal taşıyıcı eleman olan perde duvarlar, deprem ve rüzgâr gibi yatay yüklere karşı yüksek dayanım ve rijitlik sağladıkları için depreme dayanıklı yapı tasarımında yaygın olarak kullanılmaktadır. Betonarme perde duvarlar, Kuzey Amerika'da 1960'lardan beri oldukça popüler olmakla birlikte [6] Türkiye gibi sık sık deprem meydana gelen ülkelerde de yapı ömrü boyunca depremlerin neden olduğu şiddetli sismik yükleri karşılamak ve büyük yer değiştirmeleri önlemek için tercih edilirler. Perdelerin tasarım özelliklerinin

doğrusal olmayan davranışı belirleyen unsurlar olduğu düşünülürse, enerji sönmülleme davranışı üzerinde de etkisi olacağı açıktır. Yapısal elemanların enerji sönmülleme karakteristiklerinin bilinmesi, yapısal enerji girdisinin etkili bir şekilde sönmülmesini sağlamak için önemli bir rol oynar. Literatürde perde tasarım özelliklerinin enerji kapasitesine etkisi üzerine yapılmış çalışmalar sınırlıdır. Bu çalışmalar; duvar kalınlığındaki azalmanın perdelerin sünekliğini ve sönmüllenen enerjisi azalttığını [7], beton basınç dayanımını arttırmanın kümülatif sönmüllenen enerjisi arttırdığını [8] göstermiştir. Bununla birlikte eksenel yük oranının perdelerin çevrimsel enerji sönmülleme kapasitesi üzerinde yüksek etkisi olduğu [9-13], ancak gövde donatı miktarının sönmüllenen enerjisi önemli ölçüde etkilemediği [14, 15] belirtilmiştir.

Bu çalışmada, literatürde görülen eksiği kapatmak; bu kapsamda (i) çevrimsel enerji sönmülleme kapasitesi üzerindeki en etkili perde tasarım parametrelerini belirlemek ve (ii) mümkün olan en az sayıda değişken ile perdenin enerji kapasitesini kestirecek makine öğrenmesi tabanlı bir meta-modelin geliştirilmesi amaçlanmıştır. Bunun için, günümüze kadar dünya çapında yapılmış çevrimsel yüklemeli perde duvar deneylerini ve bu deneylerin enerji sönmülleme karakteristiklerini içeren geniş kapsamlı bir veri tabanı oluşturulmuştur.

Veriye dayalı modeller arasında, makine öğrenmesi yöntemleri, doğru tahmin modelleri sağlamada etkili oldukları kanıtlandığı için, son yıllarda yapı ve deprem mühendisliği alanlarında da oldukça sık kullanılmaktadır. Makine öğrenmesi yöntemleri daha basit uygulamalardan [16] başlayarak, günümüzde köprü mühendisliği, geoteknik mühendisliği, yapısal sağlık izleme, tasarım optimizasyonu gibi inşaat mühendisliği alanındaki çeşitli konuları ele almak için kullanılmaktadır [17]. Yapısal deprem mühendisliğinde; kolon-kiriş birleşimlerinin [18], dolgu duvarların [19], lifli polimer ile güçlendirilmiş betonarme kolonların [20], döşemelerin [21], ve perdelerin [22, 23] kesme dayanımı makine öğrenmesi tabanlı regresyon yöntemleriyle incelenmiştir. Yapı güvenliği değerlendirmesi [24], yapısal düzensizliklerin belirlenmesi [25] ve kolon-kiriş birleşimlerinin [26], dolgu duvarların [27, 28] ve perdelerin [29, 30] göçme modunun belirlenmesi gibi problemler ise sınıflandırma yöntemleriyle ele alınmıştır.

2. Perde Duvar Deneyleri Veritabanı (RC Shear Wall Database)

Literatürde, betonarme duvarlar için ilgili araştırmanın amaçları göz önüne alınarak oluşturulmuş veri tabanları mevcuttur. Değer ve Başdoğan [23], duvar kesme mukavemeti için ampirik denklemler önermek için çevrimsel yüklemeye tabi tutulmuş 265 numuneden oluşan bir veri tabanı oluşturmuş, Usta v.d. [31], yanal yük değişimleri altında yapısal duvarların kesme dayanımının hassasiyetini araştırmak için statik (çevrimsel ve monotonik) yüklemeye tabi tutulmuş 521 perde duvar numunesinden oluşan bir veri tabanı oluşturmuştur. 279 adedi çevrimsel ve 71 adedi monotonik yüklemeye tabi test edilmiş toplam 350 betonarme perde duvar örneğinden oluşan bir veri tabanı, betonarme duvarlara yönelik sismik performans modelleri geliştirmek için Patras Üniversitesi tarafından toplanmıştır [32]. Daha yakın geçmişte, Mangalathu v.d. [28], perde duvarların göçme modunu değerlendirmek için 393 numuneden oluşan bir veri tabanı oluşturmuştur. Ancak literatürdeki mevcut veri tabanlarının çoğu monotonik yüklemeye maruz kalan numuneleri içermekte ya da çevrimsel deneylerin yük-deformasyon ilişkilerini içermemektedir. Bu çalışmada perde duvarların enerji sönmülleme kapasitesini hesaplamak için yüklemenin çevrimsel olması ve deney sonucunda oluşan histeretik yük-deformasyon eğrilerinin elde edilmesi elzemdir. Bu ihtiyaçları karşılamak için, mevcut veri tabanları ve bunlar dışındaki deneysel literatür elden geçirilmiş; histeretik eğri verileriyle

birlikte sunulan, çevrimsel yüklemeye tabi tutulmuş toplam 312 numuneyi içerecek yeni bir veri tabanı oluşturulmuştur. Bu veri tabanı, 219 adedi dikdörtgen ve 93 adedi dikdörtgen olmayan kesitli betonarme perde duvarları içermektedir. Boşluklu perdeler, hiç gövde donatısı içermeyen numuneler, kompozit malzeme içeren numuneler, güçlendirilmiş/onarılmış ve yeniden test edilmiş numuneler ve diyagonal takviyeli olanlar gibi, perde duvarlar pratikte yaygın olarak kullanılmadığından, davranışları farklı olduğundan ve ayrıca sayıca makine öğrenimi gereksinimleri için yeterli sayıda olmadıklarından bu çalışmada kullanılan veri tabanına dahil edilmemiştir. Tablo 1, veri tabanının farklı sınıflandırmalara göre sayıca özetini, Tablo 2 ise veri tabanına dahil edilen perde özelliklerinin istatistiksel dağılımı göstermektedir.

2.1. Normalize Edilmiş Kümülatif Enerji (Normalized Cumulative Dissipated Energy of Shear Walls)

Birinci bölümde de ifade edildiği gibi, çevrimsel enerji sönümlenme kapasitesi; yapısal elemanların kuvvet-deformasyon grafiğindeki çevrimsel eğriler içinde kalan alan hesaplanarak elde edilebilir. Ancak burada dikkat edilmesi gereken önemli bir husus, veri tabanında yer alan deneylerin farklı yüklemeye protokollerine (belirli deformasyon seviyelerinde iki tekrarlı, üç tekrarlı çevrimler gibi) tabi tutulması ve farklı çevrim sayılarına sahip numunelerde sönümlenen enerjilerin kıyaslanmasının doğru olmayacağıdır. Eşit şartlarda kıyaslama yapabilmek için, kümülatif sönümlenen enerji, elemanın maruz kaldığı kümülatif ötelenmeye bölünerek normalize edilmiştir (Eş. 3).

$$NKSE = \frac{\sum E_{hist}^{(i)}}{\sum \Delta_{(p+n)}^{(i)}} \quad (3)$$

Burada $E_{hist}^{(i)}$ i'nci çevrimde sönümlenen enerjiyi ve $\Delta_{(p+n)}^{(i)}$ ise i'nci çevrimdeki en büyük pozitif ve negatif ötelenmelerin toplamını temsil etmektedir. Normalize edilmiş kümülatif sönümlenen enerji (NKSE) hesabı, tekrarlı çevrimsel yüklemeye maruz kalan örnek bir numune [33] için Şekil 1'de gösterilmiş, NKSE hesabına ait detaylar ise Tablo 3'te verilmiştir. Şekil 1'de her çevrim farklı renklendirilmiş ve en büyük pozitif ötelenmeler (max.pos.ötenme, mm/mm) ile tanımlanmıştır. Veri tabanındaki 312 numune için NKSE'nin dağılımı, istatistiksel özeti ile birlikte Şekil 2'de gösterilmiştir.

3. Yüksek Boyutlu Model Gösterilimi (YBMG) Teorisi (The Theory of High Dimensional Model Representation)

Yüksek boyutlu model gösterimi (YBMG), yüksek boyutlu bir fonksiyonu daha basit bir model ile ifade etmek ve fonksiyonun verimliliğini arttırmak için kullanılan bir meta-model değerlendirme ve analiz yöntemidir. Bu yöntemde, yüksek boyutlu fonksiyon; sabit bir fonksiyon, bağımsız tek değişkenli fonksiyonlar, bağımsız iki değişkenli fonksiyonlar ve benzer şekilde değişken sayısı artan fonksiyonların toplamından oluşmaktadır. YBMG yöntemindeki tüm fonksiyonlar birbirlerine dik olması gerekmektedir. YBMG konusunda yapılan ilk çalışma olan Sobol teoremine [34] göre integrali alınabilen her $f(x_1, \dots, x_n)$ fonksiyonunun YBMG açılımı, Eş. 3'te verilmiştir.

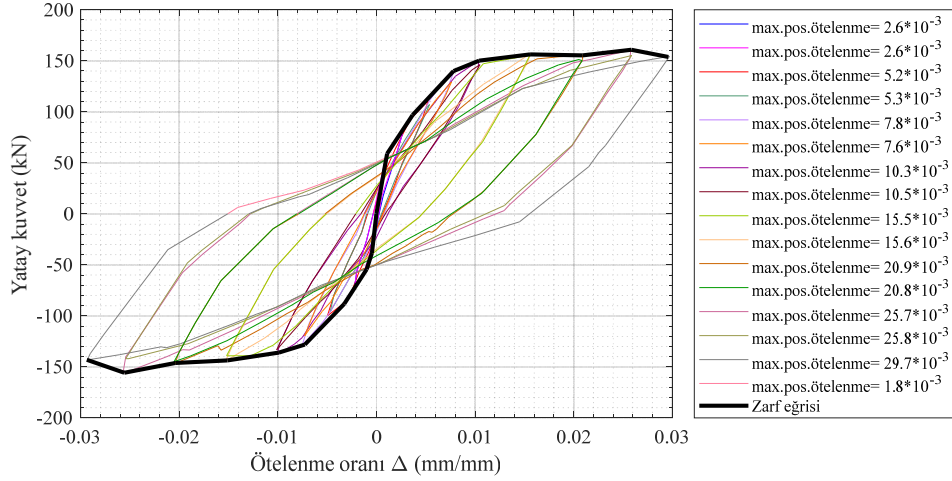
Tablo 1. Veri tabanı özeti (Summary of the database)

Sınıflandırma Türü	Perde Tipi	Numune Sayısı
Duvar Geometrisi	Dikdörtgen	287 (%62,8)
	Halter Tipli	91 (%19,9)
	Başlıklı Kesit	79 (%17,3)
	Kesme Kontrollü	163 (%35,7)
Göçme Tipi	Karma	143 (%31,3)
	Eğilme Kontrollü	143 (%31,3)
	Diğer ¹	8 (%1,7)
Eğrilik Tipi	Tek Eğrilikli	401 (%87,7)
	Çift Eğrilikli	56 (%12,3)
Eksenel Yük	Uygulanmış	310 (%67,8)
	Uygulanmamış	147 (%32,2)
Uç bölgesi	Mevcut	418 (%91,5)
	Mevcut değil	39 (%8,5)

¹Göçme gözlemlenmemiş, göçme durumu ile ilgili bilgi bulunamamış

Tablo 2. Veri tabanında yer alan perde duvar numunelerinin tasarım parametreleri
(Design parameters of the shear wall specimens in the database)

No	Öznitelik	Min.	Maks.	Ortalama	Standart Sapma	COV (%)
1	l_w (mm)	400	3500	1403	602	43,89
2	h_w (mm)	500	12000	2173	1199	55,18
3	t_w (mm)	26	300	131	45	34,39
4	f_c (MPa)	12,35	117,00	40,59	19,67	48,46
5	f_{yt} (MPa)	216,00	1001,00	491,45	131,07	26,67
6	f_{ysh} (MPa)	-	1262,00	324,38	273,18	84,22
7	f_{yt} (MPa)	216,00	1001,00	499,26	129,33	25,90
8	f_{ybl} (MPa)	-	1450,80	451,86	186,26	41,22
9	ρ_t (%)	0,11	2,42	0,56	0,32	57,14
10	ρ_{sh} (%)	0,00	9,57	0,68	0,88	129,41
11	ρ_l (%)	0,13	3,29	0,57	0,38	66,67
12	ρ_{bl} (%)	0,00	12,75	3,33	3,05	91,59
13	$P/A_g f_c$	0,00	0,50	0,10	0,12	114,45
14	b_o (mm)	50,00	1500,00	206,57	160,97	77,93
15	d_b (mm)	0,00	590,80	176,07	99,45	56,48
16	s/d_b	0,00	52,08	3,93	7,38	187,79
17	h_w/l_w	0,33	7,39	1,67	0,79	47,31
18	M/Vl_w	0,33	7,38	1,75	0,91	52,00

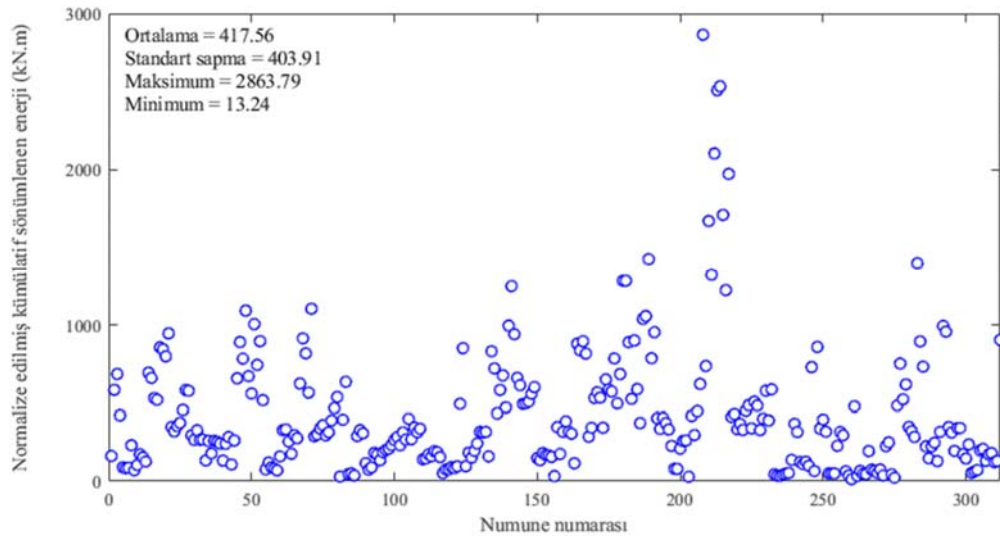


Şekil 1. W1 numunesinin kuvvet-deplasman eğrileri (Force-displacement curves of the specimen W1) [32]

Tablo 3. W1 numunesinin [32] kümülatif sönmülenen enerjisinin hesabı (Calculation of the cumulative dissipated energy of the specimen W1)

Çevrim No.	Her çevrim için en büyük pozitif ötelenme* (m/m) ($\times 10^{-3}$)	Her çevrim için en büyük negatif ötelenme* (m/m) ($\times 10^{-3}$)	En büyük pozitif ve negatif ötelemelerin toplamı ($\Delta_{(p+n)}^{(i)}$) ($\times 10^{-3}$)	Sönmülenen Enerji ($E_{hist}^{(i)}$) (kN.m)
1	2,65	-2,22	4,87	0,3527
2	2,65	-2,49	5,14	0,3265
3	5,25	-4,98	10,23	0,9730
4	5,39	-4,70	10,09	0,7249
5	7,84	-7,56	15,40	1,4613
6	7,61	-7,30	14,91	1,1680
7	10,37	-10,05	20,42	2,6174
8	10,50	-10,12	20,62	2,0911
9	15,57	-15,20	30,77	6,8291
10	15,64	-15,30	30,94	6,3546
11	20,91	-20,43	41,34	11,1248
12	20,88	-20,53	41,41	10,5103
13	25,79	-25,67	51,46	15,4682
14	25,87	-25,43	51,30	15,1239
15	29,73	-29,32	59,05	18,8997
16**	1,83	-15,09	16,92	-
$NKSE = \frac{\sum_{i=1}^{15} E_{hist}^{(i)}}{\sum_{i=1}^{15} \Delta_{(p+n)}^{(i)}}$				230,68

*W1 numunesinin yüksekliği 3556 mm, **W1 numunesinin geçmiş olduğu çevrim numarası



Şekil 2. Veri tabanındaki numunelerin normalize edilmiş kümülatif sönmülenen enerji değerleri (Normalized cumulative dissipated energy of the specimens in the database)

$$f(x_1, \dots, x_n) = f_0 + \sum_{i=1}^n f_i(x_i) + \sum_{i,j=1}^n f_{ij}(x_i, x_j) + \dots + f_{12\dots n}(x_1, \dots, x_n) \quad (3)$$

Burada, n toplam değişken sayısını, f_0 sabit, $f_i(x_i)$ tek değişkenli ve $f_{ij}(x_i, x_j)$ iki değişkenli YBMG terimlerini temsil etmektedir. Her bir YBMG terimi çok katlı integraller alınarak hesaplanabilir, ancak çok katlı integrallerin nümerik hesaplamalarından kaynaklanan hesaplama pahası yüksektir. Bu durumun önüne geçmek için, Rastgele Örneklemeli YBMG (RÖ-YBMG) sayesinde YBMG terimlerinin ortonormal polinomların doğrusal bir birleşimi olarak yaklaştırılması önerilmiştir [35]. Eş. 4'te birinci dereceden RÖ-YBMG terimleri verilmiştir.

$$f(x) \approx f_0 + \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^m \alpha_i^j \varphi_i(x_j) \quad (4)$$

Burada, m yaklaşımda kullanılacak ortonormal polinom derecesini, n değişken (öznitelik) sayısını, α polinomların katsayılarını ve φ ortonormal polinom fonksiyonlarını temsil etmektedir. Sabit terim olan f_0 , fonksiyon çıktılarının ortalama değerine karşılık gelmektedir. Eş. 5'teki kısıtlar uygulanarak Sobol'un diklik koşulu sağlayan ortonormal polinomlar ailesinden Legendre polinomları, YBMG terimlerinin yaklaşımı için bu çalışmada kullanılmıştır.

$$\int \varphi_j(x) = 0, \int [\varphi_j(x)]^2 = 1, \int \varphi_i(x) \varphi_j(x) = 0, i \neq j \quad (5)$$

Bu çalışmada, YBMG terimlerinin hesaplanması için, Eş. 4'deki Legendre polinomlarının katsayıları, düzenlenilmiş en küçük kareler yöntemi (İng: regularized least squares method) ile bulunmuştur [36, 37]. Buna göre optimize edilecek yitim fonksiyonu \mathcal{L} , Eş. 6'da verilmiştir:

$$\mathcal{L} = \min_{\alpha} \sum_{k=1}^l \|\mathbf{1}f_0 + \mathbf{a}^T \phi(x^k) - \mathbf{y}\|^2 + \lambda \|\alpha\|^2 \quad (6)$$

Burada, α vektörü her bir öznitelige karşılık gelen Legendre polinomlarının katsayılarını tutmaktadır. \mathbf{y} gerçek modelden gelen çıktı değerlerini, $\mathbf{1}$ tüm elemanları birden oluşan vektörü, λ Tikhonov düzenleme parametresini temsil ederken, $\phi(x^k)$ Legendre polinomlarının her öznitelik için almış olduğu değerleri içeren bir matrisi temsil eder. Eş. 6 çözüldükten sonra elde edilen α vektörü, Eş. 7'de yer alan matris gösterimine yazılarak çıktı için ampirik fonksiyon elde edilmiştir.

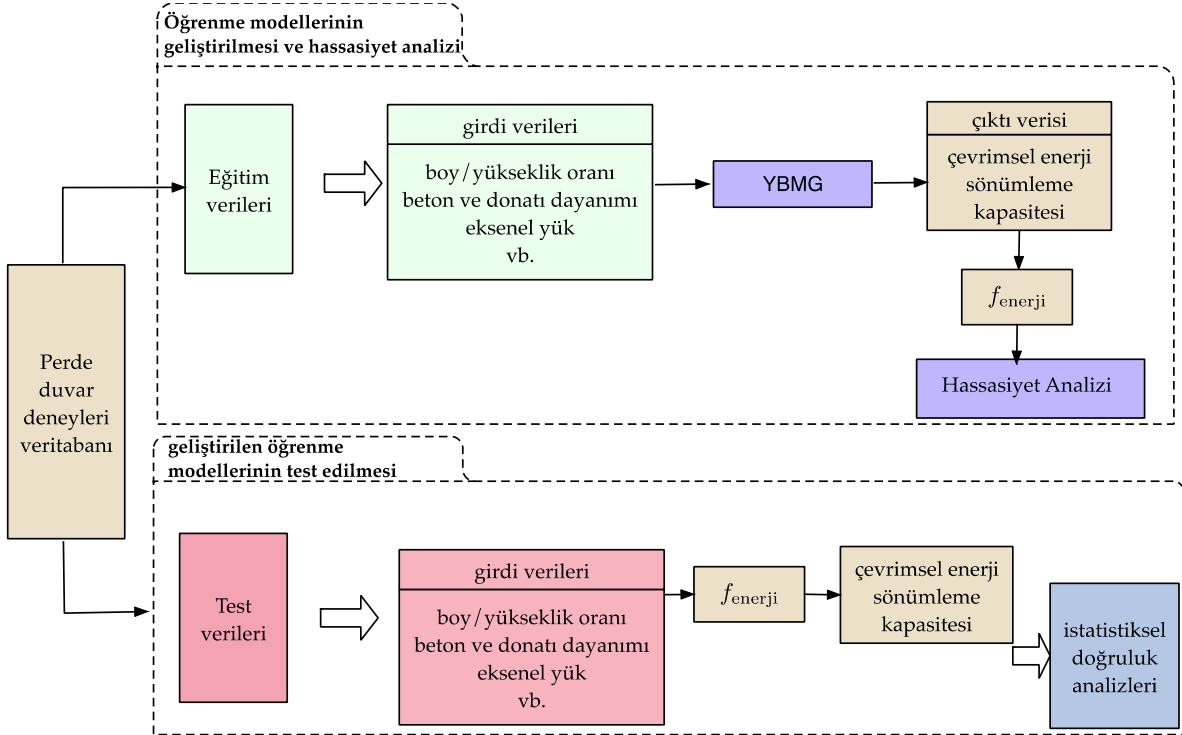
$$f(x) = \mathbf{1}f_0 + \mathbf{a}^T \phi(x^k) \quad (7)$$

YBMG yöntemi hem analitik yapısı belli bir fonksiyon üretebilmekte hem de duyarlılık analizleri yapabilmektedir. Bu sayede her bir öznitelğin çıktı üzerindeki etkisi araştırılabilir [38]. Duyarlılık analizleri yapabilmek için en küçük kareler yöntemi ile belirlenen katsayılar kullanılmaktadır. Her bir öznitelğin duyarlılık endeksleri S_i , tekli varyansın (İngilizce: individual variances) toplam varyansa oranı ($S_i = \frac{D_i}{D}$) ile hesaplanır. Toplam varyans D ve tekli varyans D_i ise Eş. 8'de gösterilmiştir:

$$D_i \approx \sum_{j=1}^m (\alpha_i^j)^2, D = \sum_{i=1}^n D_i \quad (8)$$

4. Önerilen YBMG Tabanlı Tahmin Modeli (Proposed HDMR-Based Predictive Model)

Perdelerin normalize edilmiş kümülatif sönümlenen enerjisini gerçeğe yakın bir şekilde kestirebilmek için MATLAB ortamında YBMG yöntemi ile regresyon analizleri yapılmıştır. YBMG tabanlı hesap prosedürü Şekil 3'te gösterilmektedir. YBMG yöntemini uygulamak için, veri tabanı (312 numune) rastgele olarak eğitim seti ve test seti olarak ikiye ayrılmış; veri setinin % 90'ı eğitim seti (281 numune), geri kalanı ise test seti (31 numune) olarak kullanılmıştır. Sonuçların güvenilirliğini sağlamak için eğitim ve test veri setleri rastgele olarak 100 kez oluşturulmuş ve "k-fold" çapraz doğrulama (İngilizce: cross-validation) yönteminden yararlanılmıştır. k-fold



Şekil 3. Çalışmada uygulanan meta-modelleme prosedürü (The meta-modeling procedure applied in this study)

çapraz doğrulamada, veriler k alt gruba bölünür (bu çalışmada $k=10$ alınmıştır) ve her grup için ayrı eğitim yapılır. YBMG terimlerinin yaklaştırımında, normalize edilmiş kümülatif sönümlenen enerjiyi gerçeğe daha yakın tahmin etmeyi sağlayan Legendre polinom sayısı, analizler doğrultusunda iki polinom olarak belirlenmiştir. Tüm öznelikler, uygulamalar sırasında Legendre polinomlarının dikliğini sağlamak için $[-1, 1]$ aralığına ölçeklenmiştir. Oluşturulan tahmin modelinin doğruluğu, test verilerine dayalı olarak Eş. 9-12 arasında verilen dört istatistiksel kriter esas alınarak değerlendirilmiştir: ortalama mutlak hata (MAE), ortalama karekök hatası (RMSE), göreceli RMSE (RELRMSE) ve belirleme katsayısı (R^2).

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\hat{y}_i - y_i| \quad (9)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2} \quad (10)$$

$$RELRMSE = \frac{RMSE}{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \hat{y}_i\right)} \quad (11)$$

$$R^2 = \left(\frac{cov(y, \hat{y})}{\sigma_y \sigma_{\hat{y}}}\right)^2 \quad (12)$$

4.1. Veri Dönüşümü (Data Transformation)

Veri dönüşümünün, verileri daha bilgilendirici bir biçime dönüştürerek makine öğrenmesi algoritmalarının performansını iyileştirmek için yararlı bir teknik olduğu kanıtlanmıştır [39]. Bu amaçla, mevcut çeşitli veri dönüştürme teknikleri arasında, veri tabanında yer alan çıktı verisi ve karşılık gelen özneliklere Box-Cox dönüşümü ve log dönüşümü uygulanmıştır. Box-Cox dönüşüm denkleminin formu aşağıdaki gibidir [40]:

$$y(\lambda) = \begin{cases} \frac{y^{\lambda}-1}{\lambda}, & \text{if } \lambda \neq 0 \\ \log(y), & \text{if } \lambda = 0 \end{cases} \quad (13)$$

Burada, y dönüşümü yapılacak veri değeri olmak üzere, λ ; -5 ile 5 arasında değer alan bir parametredir. Optimal λ değeri veri setini normal dağılıma en iyi yaklaştıran değerdir.

Öznelik ve çıktı verilerinin dönüşümlerinin YBMG yönteminin performansı üzerindeki etkisini incelemek amacı ile yapılan analizlerde, çıktının dönüştürülmesi model sonuçlarını iyileştirebilirken, öznelik dönüşümünün model sonuçlarının iyileştirilmesi üzerinde küçük bir etkiye sahip olduğu görülmüştür. Bu

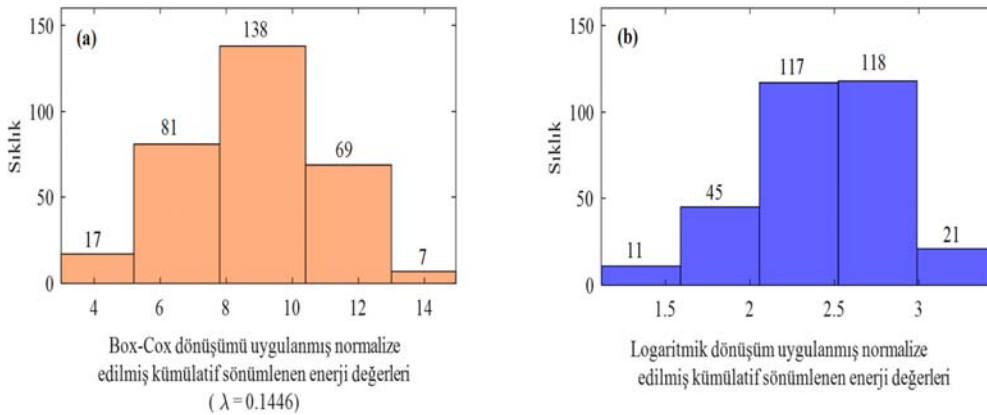
nedenle, önerilen modeli daha basit tutmak amacıyla, sadece çıktı verileri dönüştürülürken özneliklerin dönüştürülmesi ihmal edilmiştir. NKSE için Box-Cox (optimal $\lambda = 0,1446$) ve log dönüşümleri Şekil 4'te gösterilmektedir.

Dönüşüm uygulanmamış (ham veri), Box-Cox dönüşümü uygulanmış ve log dönüşümü uygulanmış NKSE değerleri için normal olasılık grafikleri Şekil 5'te gösterilmekte olup, kırmızı çizgi normal dağılımı; mavi noktalar ise NKSE değerlerini temsil etmektedir. Veriler normal dağılımı takip ederse mavi noktaların kırmızı çizgiyi kapatması beklenir. Benzer şekilde, Gauss dışındaki dağılım veri grafiğine eğriliği getirir. Buna göre, Box-Cox dönüşümü ve log dönüşümü uygulamanın NKSE değerlerinin Gauss dağılımına yakın bir dağılım sergilediğini ortaya çıkarmıştır. Bu nedenle, uygulama pratikliği ve sonuçları iyileştirmesi açısından YBMG yönteminin kurulmasında log dönüşümü kullanılmıştır.

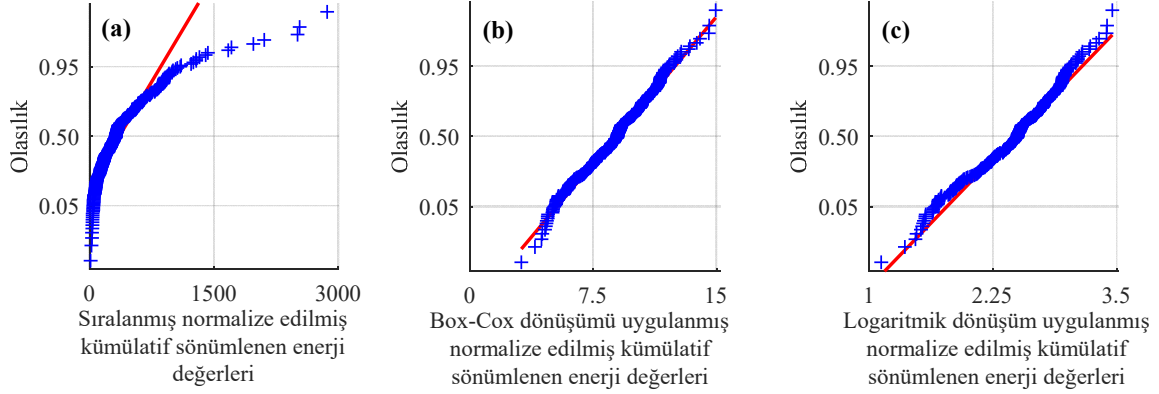
4.2. Öznelik Seçimi ve Öznelik Çıkarımı (Feature Selection and Feature Extraction)

Veri tabanı oluşturulurken seçilen ve perdelerde çevrimsel sönümlene kapasitesine etkisi olduğu düşünülen parametrelerin her birinin sonuç üzerindeki etkisi incelenmiştir. Bu etkinin belirlenmesinde YBMG yönteminin ürettiği katsayılar dayalı duyarlılık (İngilizce: sensitivity) analizine başvurulmuştur. Yüz (100) denemeye dayalı olarak yapılan analizler sonucunda R^2 değerlerinin ortalaması ve standart sapması sırasıyla 0,643 ve 0,15 olarak hesaplanmıştır. Her deneme için NKSE tahmininde kullanılan özneliklerin duyarlılık endekslerinin sonuçları, Şekil 6'da ısı haritası (İngilizce: heat map) olarak gösterilmektedir. Tablo 6'nın yatay eksenindeki öznelik numaraları Tablo 2 ile uyumludur. İlgili özneliklerin etkilerini R^2 ve RELRMSE açısından analiz etmek için, öznelikleri en yüksek duyarlılık endekslerine göre sıraladıktan sonra, ilgili öznelikler sırasıyla YBMG yöntemine girildi ve her bir öznelik seti için R^2 ve RELRMSE değerleri hesaplanmıştır. Öznelik sayısının NKSE tahminini nasıl etkilediği R^2 ve RELRMSE değerlerine bağlı olarak incelendiğinde (Şekil 7), en yüksek doğruluğun öznelik sayısı sekiz olduğunda yakalandığı ve sonrasında regresyon belirleme katsayısının doğruluğunun hemen hemen sabit kaldığı görülmüştür. Şekil 7'de yatay eksen, duyarlılık endekslerine göre belirlenen öznelik sıralamasını göstermektedir.

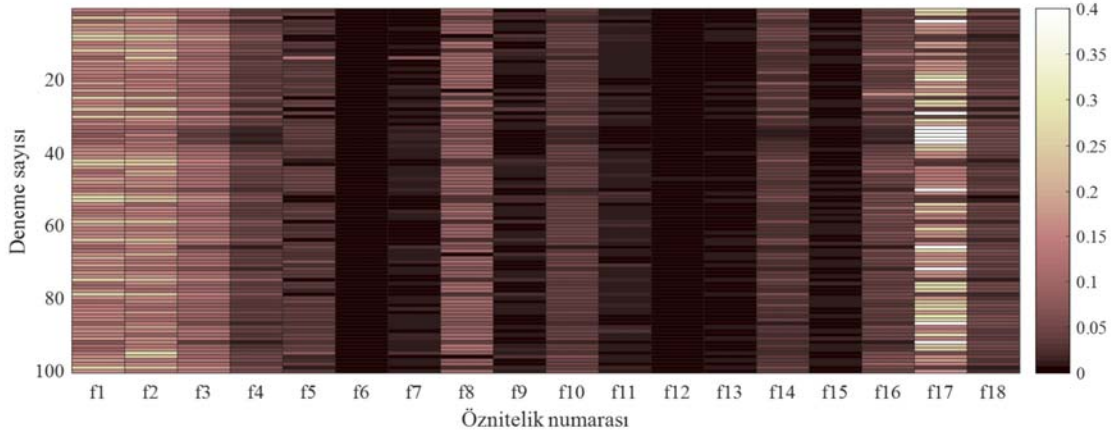
Toplam on sekiz öznelik kullanılarak elde edilen regresyon belirleme katsayısı ($R^2=0,648$) değerini yükseltmek, başka bir deyişle performansı arttırmak için yeni öznelikler (İngilizce: features) elde edilmiş ve YBMG modeline dahil edilmiştir. Bu yöntemle, mevcut



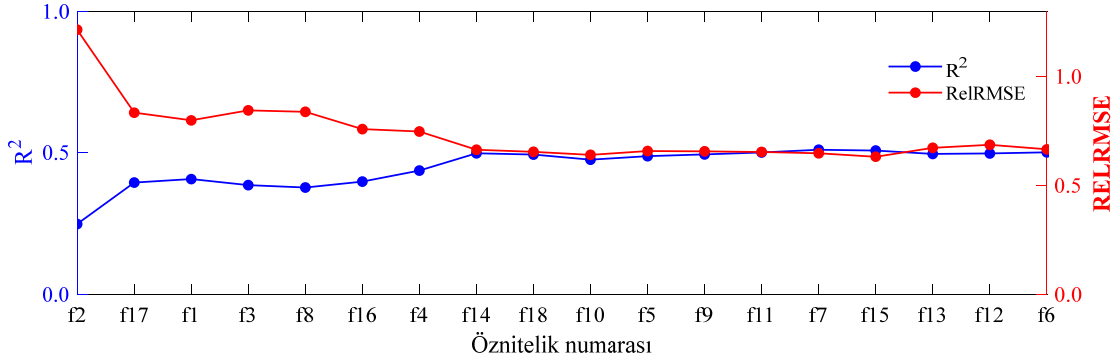
Şekil 4. NKSE değerlerinin (a) Box-Cox ve (b) log dönüşümleri için dağılımı (Distribution of NKSE values for (a) Box-Cox transformation, (b) Log transformation)



Şekil 5. Dönüşüm uygulanmış ve dönüşüm uygulanmamış NKSE değerlerinin Gauss olasılık grafikleri açısından karşılaştırılması (Comparisons of transformed and non-transformed NKSE values in terms of Gaussian probability plots)



Şekil 6. YBMG yöntemi ile 100 rastgele eğitim-test setine dayalı olarak hesaplanan duyarlılık endeksleri (Sensitivity indices obtained based on HDMR applied to 100 random train-test sets)



Şekil 7. 18 öznitelik ile 100 rastgele eğitim-test seti üzerinde yapılan regresyon analizlerinin ortalama R^2 ve RELRMSE değerleri (Mean values of R^2 and RELRMSE results of the regression analyses using 18 features based on 100 random train-test sets)

olan özniteliklerin ikili etkilerini göz önüne alacak şekilde yeni özniteliklerin oluşturulması hedeflenmektedir. Perdelerin enerji sönümlenme kapasitesine etkisi olabileceği düşünülen parametrelerin çarpımlarına dayanan on bir farklı yeni öznitelikle birlikte, özniteliklerin sayısı yirmi dokuz yükseltilmiştir. Bu özniteliklerin etkilerini R^2 ve RELRMSE açısından analiz etmek için, ardışık geri yönde eleme (İngilizce: sequential backward elimination) yaklaşımı uygulanarak yirmi dokuz farklı öznitelikliğin önem derecesi

sıralanmıştır. Ardışık geri yönde eleme uygulanırken izlenen adımlar aşağıda listelenmiştir:

- Aday setteki öznitelik sayısı n olmak üzere tam aday set olarak yirmi dokuz öznitelik seçilmiştir.
- Aday setin, $(n-1)$ kadar sayıda özniteliğe sahip tüm alt kümeleri oluşturulmuştur.
- Oluşturulan her alt kümenin, 1000 denemeye dayalı olarak regresyon analizleri yapılmış ve doğruluğu ortalama R^2 ve

RELRMSE açısından incelenmiştir.

- En yüksek doğruluğa ulaşan alt küme yeni aday set olarak seçilmiş ve bu aday kümede yer almayan özneliğin önem derecesi en düşük olarak belirlenmiştir.
- Yeni aday set ile ii. adımdan itibaren tüm işlemler tekrar edilmiş ve yeni aday sette sadece bir öznelik kalana kadar döngü devam ettirilmiştir. Bu sayede önem derecesi en düşükten en yükseğe olacak şekilde tüm öznelikler sıralanmıştır.

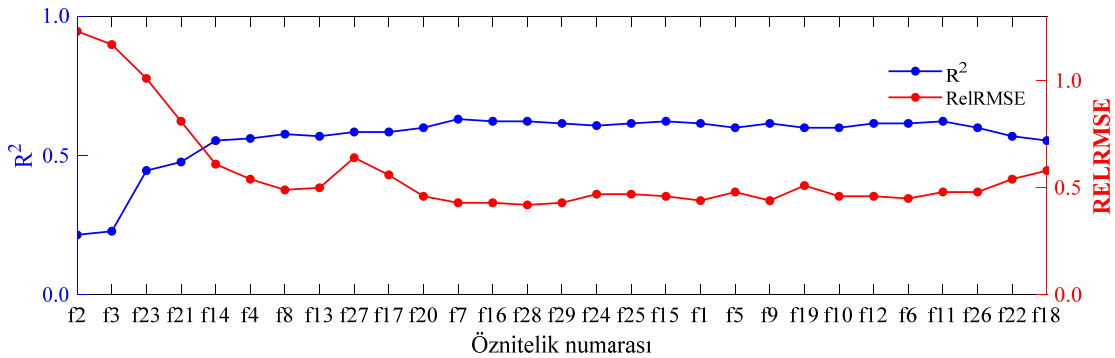
Sıralanan öznelikler YBMG yöntemine, önem derecesi en yüksekten en düşüğe olacak şekilde sırasıyla tanıtılmıştır. Şekil 8’de özneliklerin sayısının NKSE tahminini nasıl etkilediği R^2 ve RELRMSE değerleri ile olarak gösterilmektedir. Bu yaklaşımla, YBMG modelinin öznelik sayısı 12 olduğunda en yüksek doğruluğun yakalandığı görülmüştür. Bu öznelikler sırasıyla: duvar yüksekliği (h_w), duvar kalınlığı (t_w), $A_g \times f_{yt} \times \rho_t$, $l_w \times t_w \times f_{yt} \times \rho_t$, perde uç bölgesi derinliği (b_0), betonun gerçek silindirik basınç dayanımı (f_c), uç bölgesindeki boyuna donatının akma dayanımı (f_{yb}), aksel yük oranı ($P/A_g f_c$), t_w/l_w , h_w/l_w , $b_0 \times d_b \times f_{yb} \times \rho_{bl}$ ve boyuna gövde donatısı akma dayanımıdır (f_{yt}). YBMG yönteminin önerdiği önemli özneliklerin literatürde perde tasarım özelliklerinin enerji kapasitesine etkisi üzerine yapılmış çalışmalarla [7-13] uyumlu olduğu gözlenmiştir. Bilhassa duvar kalınlığı, beton basınç dayanımı ve aksel yük oranı, çevrimsel enerji sönümleme kapasitesi üzerinde en yüksek etkisi olan özneliklerden bazılarıdır ve bu bakımdan literatürdeki deneysel çalışmalarla paralellik göstermektedir.

Perdelerin enerji sönümleme kapasitesinin yüksek R^2 değerleriyle kestirilmesinde en etkili 12 öznelik kullanılarak yapılan 100 denemeye dayalı regresyon analizi sonuçları Tablo 4’te özetlenmektedir. Öznelik çıkarımı yapılmadan önce ortalama R^2 değeri en yüksek 0,65 hesaplanırken, yeni özneliklerin analizlere katılmasıyla doğrulukta iyileşme görülmüş ve ortalama R^2 değeri 0,80 olarak hesaplanmıştır. Ardışık geri yönde eleme uygulanarak gürlütü etkisi yaratan öznelikler ayıklanmıştır. Bu sayede R^2 değeri maksimum değerine ulaşmış ve NKSE kestirimi için en iyi öznelik seti belirlenmiştir.

Tablo 4. 12 öznelik kullanılan tahmin modelinin 1000 deneme için sonuçları.

(The results of 1000 trials of 12 features used in the prediction model)

Min. MAE	Min. RMSE	En iyi R^2	R^2 değerlerinin ortalaması	R^2 değerlerinin standart sapması
60,199	84,530	0,971	0,801	0,176



Şekil 8. 29 öznelik ile 100 rastgele eğitim-test seti üzerinde yapılan regresyon analizlerinin ortalama R^2 ve RELRMSE değerleri (Mean values of R^2 and RELRMSE results of the regression analyses using 29 features based on 100 random train-test sets)

4.3. Normalize Edilmiş Kümülatif Sönümlenen Enerji için Geliştirilen Tahmin Meta-modeli

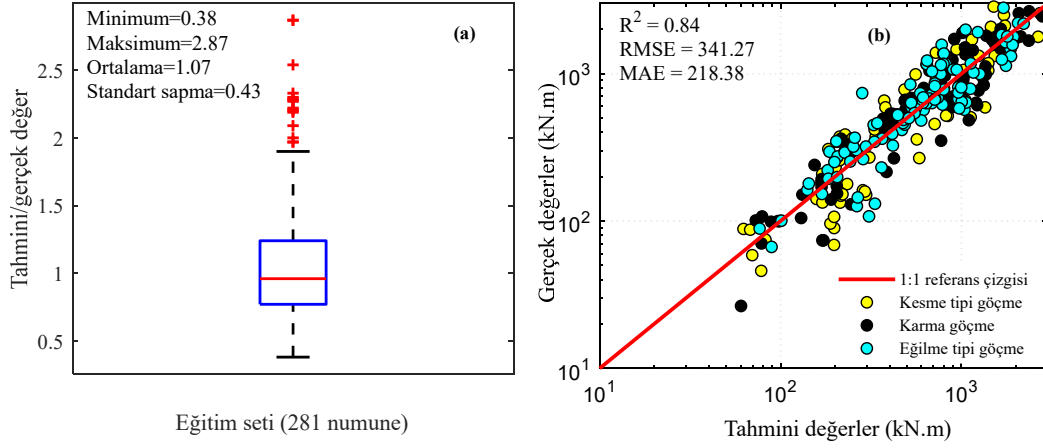
(The Predictive Meta-model Developed for Normalized Cumulative Dissipated Energy)

Tahmin modeli olarak kullanılacak analitik bağıntı için, NKSE'nin yüksek doğruluklu tahmininde etkili olan on iki öznelik kullanılarak aynı anda en yüksek regresyon belirleme katsayısı (R^2) ve en yüksek tahmin doğruluğunu veren model, *en iyi* tahmin modeli olarak esas alınmıştır. Tahmin doğruluğu, tahmini değerini gerçek değere bölünmesini ($NKSE_{tahmini}/NKSE_{gerçek}$) baz alan bir değerlendirme ölçütü üzerinde yapılmıştır. Tahmin doğruluğunun 1,00 olması, modelin tam doğru tahmin yaptığını gösterir. Seçilen tahmin modelinin eğitim ve test veri setlerindeki verilerin tahmini değerinin gerçek değere oranları, sırasıyla Şekil 9(a) ve Şekil 10(a)'da istatistiksel özetlerle birlikte verilmiştir. Bu grafiklerde mavi kutu tahmin doğruluğunun dağılımını, kırmızı çizgi ise medyan değeri temsil etmektedir. 100'den fazla deneme sonucunda, eğitim ve test setlerindeki ortalama tahmin doğruluğu sırasıyla 1,07 ve 1,01; R^2 değerleri ise sırasıyla 0,844 ve 0,927 olarak kaydedilmiştir.

En iyi tahmin modelinin, eğitim ve test veri setleri için tahmini değerleri ile gerçek değerlerinin karşılaştırılması ise sırasıyla Şekil 9(b) ve Şekil 10(b)'de gösterilmiştir. NKSE değerlerinin aralıklarının geniş olmasına rağmen tahmin modelinin test setinde yüksek doğruluk ile tahmin ettiği gözlemlenmiştir. Tahmin modelinin doğruluğu, test setindeki perde duvarlarının göçme tipine, kesit tipine ve perde yüksekliğine göre sınıflandırılarak ayrı ayrı da incelenmiştir. Üç farklı sınıflandırmaya ait numune sayıları ve ilgili tahmin doğrulukları Tablo 5'te özetlenmektedir.

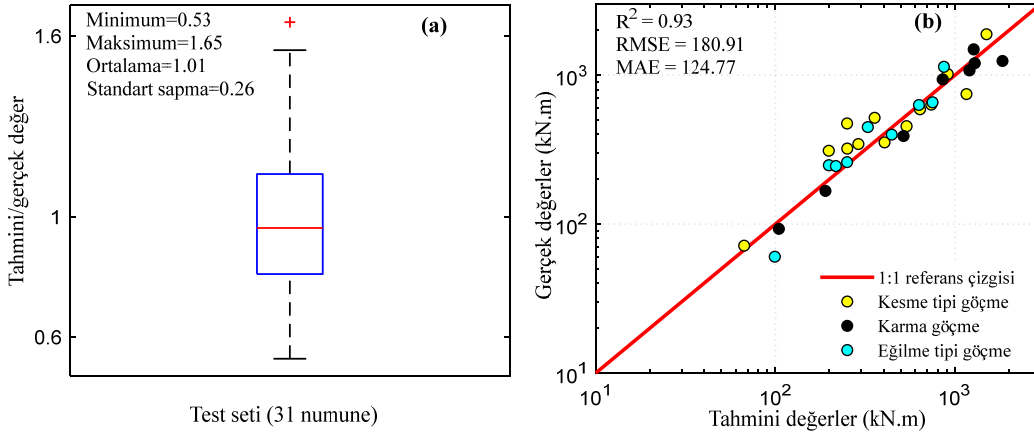
Göçme tipine göre sınıflandırma yapıldığında, NKSE'nin eğilme kontrollü perdelerde en yüksek doğrulukla tahmin edildiği görülmüştür. Kesit tipine göre sınıflandırıldığında, diğer kesit tiplerine göre daha fazla numune içeren dikkörtgen kesitli numunelerin tahmin doğruluğunun ve R^2 değerinin daha yüksek olduğu (sırasıyla ortalama 0,96 ve 0,85) saptanmıştır. Duvar yüksekliğine göre sınıflandırma yapıldığında ise, birbirine yakın tahmin doğrulukları elde edilmekle birlikte, 1500 mm'den fazla duvar yüksekliğine sahip numunelerde tahmin doğruluğunun ve R^2 değerinin diğer numunelere kıyasla daha yüksek doğrulukta olduğu söylenebilir.

Analizler sonucunda YBMG yöntemi ile oluşturulan tahmin modelinin doğrulukları yukarıda bahsedildiği gibi incelenmiş ve analitik bağıntının oluşturulması için uygun model olduğu düşünülmüştür. NKSE değerinin tahmin edilmesinde kullanılması



Şekil 9. (a) Eğitim setinde tahmini değerlerin gerçek değerlere oranının kutu grafiği; (b) Tahmini değerler ile gerçek değerlerin karşılaştırılması

((a) Box plot of the ratio of estimated/actual value based on the training dataset; (b) Comparison of the estimated and actual values)



Şekil 10. (a) Test setinde tahmini değerlerin gerçek değerlere oranının kutu grafiği; (b) Tahmini değerler ile gerçek değerlerin karşılaştırılması

((a) Box plot of the ratio of estimated/actual value based on the test dataset; (b) Comparison of the estimated and actual values)

Tablo 5. Test veri setinin farklı göçme tipi, kesit tipi ve duvar yüksekliği sınıfları için performans değerleri
(Performance scored of the test dataset for different failure type, section type, and wall height classes)

		Numune sayısı	RMSE	MAE	R ²	Ortalama tahmin doğruluğu
Göçme tipi	Kesme	13	185,74	139,82	0,82	0,94
	Karma	9	226,85	154,92	0,95	1,11
	Eğilme	9	106,93	72,89	0,90	1,00
Kesit tipi	Dikdörtgen	19	149,14	106,33	0,85	0,96
	Halter Tipli	7	284,90	221,69	0,90	1,09
	Başlıklı	5	68,97	59,18	0,89	1,07
Duvar yüksekliği	$h_w < 1500$ mm	11	157,64	108,75	0,78	1,06
	$1500 \text{ mm} < h_w < 2500$ mm	13	99,39	83,65	0,93	0,97
	$h_w > 2500$ mm	7	295,87	226,33	0,88	1,00
Sınıflandırma yok		31	180,91	124,77	0,93	0,99

önerilen analitik bağıntı, pratik uygulama için Eş. 14 ve Eş. 15'te β katsayılar vektörü ve ϕ değişken vektörünün çarpımı formunda verilmiştir. Değişken vektörün oluşturulması için öznitelik

değerlerinin Eş. 16 kullanılarak ölçeklenmesi ve bu denklemde bahsedilen her öznitelige ait $x_{trn,min}$ ve $x_{trn,range}$ değerleri için Tablo 6'da verilen değerlerin kullanılması gerekmektedir.

Tablo 6. Öznitelik değerlerinin ölçeklenmesi için kullanılacak, eğitim setine ait minimum ve aralık değerleri (Minimum and range values of the train dataset to be used for feature scaling)

Öznitelikler	$x_{trn,min}$	$x_{trn,range}$
$x_1: (h_w)$	500	11500
$x_2: (t_w)$	26	274
$x_3: (f_c)$	12,35	104,65
$x_4: (f_{yl})$	216	785
$x_5: (f_{ybl})$	0,00	1450,80
$x_6: (\frac{P}{A_g f_c})$	0,00	0,50
$x_7: (b_0)$	50	1450
$x_8: (h_w/l_w)$	0,33	7,05
$x_9: (b_0 \times d_b \times f_{ybl} \times \rho_{bl})$	0,00	4719496,43
$x_{10}: (l_w \times t_w \times f_{yt} \times \rho_t)$	15260,40	4704638,55
$x_{11}: (A_g \times f_{yt} \times \rho_t)$	15260,40	4704638,55
$x_{12}: (t_w/l_w)$	0,0278	0,2222

Tablo 7. YBMG yönteminin farklı yöntemlerle performans kıyaslaması (Comparison of performances of HDMR with other methods)

	RMSE (100 denemede en küçük)	Tahmini/gerçek değer (ortalama \pm std sapma)	R ² (ortalama \pm std sapma)	R ² (en iyi model)
Doğrusal regresyon	233,87	1,06 \pm 0,35	0,58 \pm 0,25	0,76
GPR	38,62	0,99 \pm 0,20	0,83 \pm 0,08	0,96
YBMG	60,19	1,01 \pm 0,26	0,84 \pm 0,18	0,93

$$\log NKSE = 3,3421 + \beta^T \times \phi(x) \quad (14)$$

$$\beta^T = [0,6819, 0,8214, 0,9808, -0,8310, 0,2008, -0,2458, -0,0071, 0,0977, -0,2205, -0,0372, 0,1050, -0,0643, -0,2024, -0,0588, -0,6517, -1,4853, -0,0855, -0,2489, -0,0299, 1,5552, 0,1400, -1,6911, -0,6571, 0,4089],$$

$$x^T = [x_1, x_1^2, x_2, x_2^2, x_3, x_3^2, x_4, x_4^2, x_5, x_5^2, x_6, x_6^2, x_7, x_7^2, x_8, x_8^2, x_9, x_9^2, x_{10}, x_{10}^2, x_{11}, x_{11}^2, x_{12}, x_{12}^2] \quad (15)$$

$$x_{ölçeklenmiş} = 2 \times \frac{x - x_{trn,min}}{x_{trn,range}} - 1 \quad (16)$$

Son olarak, YBMG yöntemiyle önerilen model performansı, doğrusal regresyon ve Gauss Süreç Regresyonu (GPR) [41] yöntemlerinden elde edilen modellerle karşılaştırılmıştır (Tablo 7). GPR ve YBMG modelleri, daha küçük hatalarla (RMSE) daha yüksek R² puanları elde ederken, en yüksek hata doğrusal regresyon yönteminde görülmüştür. Bunun nedeni, duvar parametreleri ile enerji yayma kapasitesi arasındaki ilişkinin doğrusal olmamasıdır; bu nedenle, doğrusal modellerin korelasyonu yakalamak için yeterli olmadığı sonucuna varılmıştır. Tahmin doğruluklarına bakıldığında, GPR modeli en küçük dağılımla en doğru tahminleri ortaya koyarken, doğrusal regresyon ve YBMG yöntemleriyle 100 rastgele denemede elde edilen ortalama değerler benzerdir. GPR yöntemi güçlü bir yöntem olmakla birlikte, kapalı kutu (İngilizce: black-box) algoritması sağlamaktadır; yani karar verme süreci açık ve yorumlanabilir değildir. Oysa, deneysel çalışmalardan elde edilen fiziksel bilgi model tarafından yapılan tahminlerde kullanıcı güvenini geliştirmek için önemlidir. Tahmin doğruluğu ve açıklanabilirlik arasındaki ödünleşme (İngilizce: trade-off) literatürde de son yıllarda çokça dikkat çekmiştir [42,43]. Bu bakımdan, bir meta-modelleme yaklaşımı olan YBMG; tamamen açık ve yorumlanabilir modeli ve buna rağmen kapalı kutu modellerle yarışılabilir performans puanları elde edebilmesi ile öne çıkmaktadır.

5. Semboller (Symbols)

A_g	: Duvar kesit alanı (mm^2)
l_w	: Duvar uzunluğu (mm)
h_w	: Duvar yüksekliği (mm)

t_w	: Duvar kalınlığı (mm)
f_c	: Betonun gerçek silindirik basınç dayanımı (MPa)
f_{yt}	: Enine gövde donatısının akma dayanımı (MPa)
f_{ysh}	: Uç bölgesindeki sargı donatısının akma dayanımı (MPa)
f_{yl}	: Boyuna gövde donatısının akma dayanımı (MPa)
f_{ysh}	: Uç bölgesindeki boyuna donatının akma dayanımı (MPa)
ρ_t	: Enine gövde donatısı oranı (%)
ρ_{sh}	: Uç bölgesi sargı donatısı oranı (%)
ρ_l	: Boyuna gövde donatısı oranı (%)
ρ_{bl}	: Uç bölgesi boyuna donatı oranı (%)
$P/A_g f_c$: Eksenel yük oranı
b_0	: Perde uç bölgesi derinliği (mm)
d_b	: Perde uç bölgesi uzunluğu (mm)
s/d_b	: Etriye aralığının uç bölgesi uzunluğuna oranı
h_w/l_w	: Yükseklik-boy oranı
M/Vl_w	: Kesme açıklığı

6. Sonuçlar (Conclusions)

Bu çalışmada, makine öğrenimi yöntemlerini kullanarak en temel perde tasarım parametreleriyle perde duvar enerji sönmeme kapasitesini ilişkilendirmek için dünya çapında test edilen 312 numuneden oluşan bir veri tabanı oluşturulmuştur. Betonarme perde duvar numuneleri tarafından sönmelenen kümülatif enerji, deneysel sonuçlara dayalı olarak hesaplanmış ancak farklı yüklem protokollerine bağlı olarak değişen çevrim sayısının etkisini bertaraf etmek ve eşit şartlarda bir mukayese yapabilmek için toplam görelî ötelenme oranı ile normalize edilmiştir. Makine öğrenmesi denemeleri için normalize edilmiş kümülatif sönmelenen enerji (NKSE) çıktı olarak, on sekiz duvar tasarım parametresi ise girdiler (öznitelik) olarak kabul edilmiştir.

Regresyon tabanlı öznitelik seçimi yöntemi, toplam 12 adet perde duvar tasarım parametresinin (öznitelikler), duvarların NKSE değeri üzerinde görece yüksek etkisi olduğunu göstermiştir. Bu öznitelikler; duvar geometrik özellikleri (uzunluk, kalınlık, uç bölgesi genişliği, duvar yüksekliğinin uzunluğuna oranı), beton basınç dayanımı, eksenel yük oranı, uç bölgesi boyuna donatısı oranı, perde gövde donatısı oranı ve uç bölgesi etriye aralığı parametreleridir. Öznitelik

önem ağırlıklarına bağlı olarak enerji sönümleme kapasitesi üzerindeki en etkili duvar özelliklerinin ise duvarın geometrik özellikleri olduğu tespit edilmiştir. Öznitelik seçim işlemi, NKSE değerinin hassas olduğu duvar tasarım özelliklerini ortaya çıkartmakla birlikte, kestirim modelinin karmaşıklığını azaltmaya ve böylece yüksek doğruluk oranından taviz vermeden çok daha pratik bir tahmin modeli oluşturulmasına olanak tanımaktadır. Sonuçlar üzerinde etkili olduğu tespit edilen özniteliklerin, fiziksel olarak anlamlı ve deney sonuçları ile de uyumlu olduğu gözlemlenmiştir.

Oluşturulan YBMG tabanlı tahmin modelinin doğruluğu, ortalama mutlak hata (MAE), ortalama karekök hatası (RMSE), göreceli RMSE (RELRMSE) ve belirleme katsayısı (R^2) gibi istatistiksel kriterler ve tahmini/gerçek değer oranı açısından değerlendirilmiştir. Önerilen tahmin modelinin rastgele seçilmiş test verileri için belirleme katsayısı R^2 ve tahmini/gerçek değer oranı sırasıyla 0,927 ve 1,01 olarak belirlenmiş olup, yüksek doğrulukla tahmin yapabildiği kaydedilmiştir.

Betonarme perde duvarlar, yüksek düzlem içi rijitliği ve dayanım özellikleri bakımından, yapıların depreme bağlı yanal deplasmanlarını azaltmakla birlikte, deprem kuvvetlerini etkili şekilde karşılar ve önemli miktarda enerji sönümler. Sönümlenen enerji, çevrimsel davranış etkisi altındaki plastik deformasyonlara bağlı olarak oluşur ve enerji esaslı yapı tasarımı ve deprem mühendisliğinin geleceği açısından umut veren son derece etkili bir göstergedir. Bu çalışmanın sonuçlarının enerji esaslı yapı tasarımı ve mevcut yapı performans değerlendirilmesi alanlarında perde duvarların enerji sönümleme kapasitesinin tespiti açısından önemli katkı sunması beklenmektedir.

Teşekkür (Acknowledgement)

Bu çalışmayı 218M535 numaralı proje kapsamında destekleyen Türkiye Bilimsel ve Teknolojik Araştırma Kurumu'na (TÜBİTAK) ve emeklerinden dolayı yüksek lisans öğrencisi Berkay Topaloğlu ve doktora öğrencisi Siamak Tahaei Yaghoubi'ye teşekkür ederiz. Bu çalışmada bahsi geçen görüşler sadece yazarlara aittir ve başka hiçbir organizasyon ve kişiyi temsil etmemektedir.

Kaynaklar (References)

- Bertero VV, Uang CM., Issues and future directions in the use of an energy approach for seismic resistant design of structures, *Nonlinear seismic analysis and design of reinforced concrete buildings*, 20, 3-22, 1992.
- Housner G.W., Limit design of structures to resist earthquakes, *Proceedings of the 1st World Conference on Earthquake Engineering*, Berkeley, California, 113, 1956.
- McKeivitt W.E., Anderson D.L., Cherry S., Hysteretic energy spectra in seismic design, *2nd World Conference on Earthquake Engineering*, Tokyo, Japan, 7, 487-494, 1980.
- Akiyama H., *Earthquake-resistant limit-state design for buildings*. University of Tokyo Press, 1985.
- Zhang S. ve Wang G., Effects of near-fault and far-fault ground motions on nonlinear dynamic response and seismic damage of concrete gravity dams, *Soil Dyn and Earthquake Eng*, 53, 217-229, 2013.
- Barnard P.R. ve Schwaighofer J., The interaction of shear walls connected solely through slabs, *Tall Buildings*, 157-180, Southampton, England, 1966.
- Hube, M. A., Marihuén, A., de la Llera, J. C., & Stojadinovic, B. (2014). "Seismic behavior of slender reinforced concrete walls" *Engineering Structures*, 80, 377-388.
- Liu, H., Effect of concrete strength on the response of ductile shear walls. (Doktora tezi). McGill University, Montréal, Canada, 2004.
- Zhang, Y., & Wang, Z., Seismic behavior of reinforced concrete shear walls subjected to high axial loading, *ACI Structural Journal*, 97 (5), 739-750, 2000..
- Yun, H.-D., Choi, C.-S., & Lee, L.-H., Behaviour of high-strength

- concrete flexural walls, *Proceedings of the Institution of Civil Engineers: Structures and Buildings*, 157 (2), 137-148, 2004.
- Su, R. K., & Wong, S. M. Seismic behaviour of slender reinforced concrete shear walls under high axial load ratio, *Engineering Structures*, 29, 1957-1965, 2007.
- Dazio, A., Beyer, K., & Bachmann, H., Quasi-static cyclic tests and plastic hinge analysis of RC structural walls, *Engineering Structures*, 31, 1556-1571, 2009.
- Li, B., Pan, Z. F., & Xiang, W. Z., Experimental evaluation of seismic performance of squat RC structural walls with limited ductility reinforcing details, *Journal of Earthquake Engineering*, 19 (2), 313-331, 2015.
- Sittipunt C. ve Wood S.L., Influence of web reinforcement on the cyclic response of structural walls, *ACI Structural Journal*, 92 (6), 745-756, 1995.
- Hidalgo P.A., Ledezma C.A., Jordan R.M., Seismic behavior of squat reinforced concrete shear walls, *Earthquake Spectra* 2, 287-308, 2002.
- Reich Y., Machine Learning Techniques for Civil Engineering Problems, *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 12 (4), 295-310, 1996.
- Huang Y., Li J., Fu J., Review on application of artificial intelligence in civil engineering, *Computer Modeling in Engineering Sciences*, 121 (3), 845-875, 2019.
- Jeon J.-S., Shafieezadeh A., DesRoches R., Statistical models for shear strength of RC beam-column joints using machine-learning techniques, *Earthquake Engineering Structural Dynamics*, 43, 2075-2095, 2014.
- Cascardi A., Micelli F., Aiello M., Analytical model based on artificial neural network for masonry shear, *Composites Part B*, 95, 252-263, 2016.
- Cascardi A., Micelli F., Aiello M., An Artificial Neural Networks model for the prediction of the compressive strength of FRP-confined concrete circular columns, *Eng Str*, 140, 199-208, 2017.
- Vu D.-T. ve Hoang N.-D., Punching shear capacity estimation of FRP-reinforced concrete slabs using a hybrid machine learning approach, *Structure and Infrastructure Engineering*, 12 (9), 1153-1161, 2016.
- Song L., Cho I.H., Wong R.K., An Advanced Statistical Approach to Data-Driven Earthquake Engineering, *Journal of Earthquake Engineering*, 24 (8), 1245-1269, 2020.
- Deger Z.T. ve Basdogan C., Empirical Equations for Shear Strength of Conventional Reinforced Concrete Shear Walls, *ACI Structural Journal*, 118 (2), 61-71, 2021.
- Zhang Y., Burton H.V., Sun H., Shokrabadi M., A machine learning framework for assessing post-earthquake structural safety, *Structural Safety*, 72, 1-16, 2018.
- Sadat Z., Arslan A., Genetic Algorithm approach in the prevention of torsional irregularity in reinforced concrete structures. *Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University*, 37 (3), 1469-1482, 2022.
- Mangalathu S. ve Jeon J.S., Classification of failure mode and prediction of shear strength for reinforced concrete beam-column joints using machine learning techniques, *Engineering Structures*, 160, 85-94, 2018.
- Huang, H., Burton, H. V., Classification of in-plane failure modes for reinforced concrete frames with infills using machine learning, *Journal of Building Engineering*, 25, 100767, 2019.
- Siam A., Ezzeldin M., El-Dakhkhni W., Machine learning algorithms for structural performance classifications and predictions: Application to reinforced masonry shear walls, *Structures*, 22, 252-265, 2019.
- Mangalathu S., Jang H., Hwang S.-H., Jeon J.-S., Data-driven machine-learning-based seismic failure mode identification of reinforced concrete shear walls, *Engineering Structures*, 208, 2020.
- Deger Z.T. ve Taskin Kaya, G., Glass-box model representation of seismic failure mode prediction for conventional reinforced concrete shear walls. *Neural Computing and Applications*, 1-13, 2022.
- Usta, M., Shear strength of structural walls subjected to load cycles., PhD diss., Purdue University, 2017.
- SERIES Data Access Portal, <http://www.dap.series.upatras.gr/> Erişim tarihi: 17.05.2022.
- Ali A., Wight J. K., RC structural walls with staggered door openings, *J Str Eng*, 117, 1514-1531, 1991.
- Sobol' I.Y.M., On sensitivity estimation for nonlinear mathematical models. *Matematicheskoe modelirovanie*, 2 (1), 112-118, 1990.
- Rabitz H ve Aliş Ö.F., General foundations of high-dimensional model representations, *Journal of Mathematical Chemistry*, 25 (2), 197-233,

- 1999.
36. Taşkın G. ve Crawford M. M., An Out-of-Sample Extension to Manifold Learning via Meta-Modeling, *IEEE Trans. Image Process.* 28, 5227–5237, 2019.
 37. Taşkın G. Extension to manifold learning methods via advanced regression methods, *Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University*, 37 (1), 485-496, 2021.
 38. Saltelli A., Ratto M., Andres T., Campolongo F., Cariboni J., Gatelli D., Saisana M., Tarantola S., *Global sensitivity analysis: the primer*, John Wiley & Sons, 2008.
 39. Jiang Y, Cukic B, Menzies T., Can data transformation help in the detection of fault-prone modules?, *Proceedings of the 2008 workshop on defects in large software systems, DEFECTS '08*, 16–20, 2008.
 40. Box G. ve Cox D., An Analysis of Transformations, *Journal of the Royal Statistical Society, Series B (Methodological)*, 26, 211-252, 1964.
 41. Williams, C.K. and Rasmussen, C.E.. *Gaussian processes for regression*, 1996.
 42. Freitas AA. *Comprehensible classification models: a position paper*. ACM SIGKDD explorations newsletter, 2014.
 43. Sagi O, Rokach L. *Approximating XGBoost with an interpretable decision tree*. *Information Sciences*, 2021.

