

Deprem Kuvveti Etkisi Altında Çelik Yapıların Davranışının Yapay Sinir Ağları ile Değerlendirilmesi

Niyazi Safa AKSU^{1*}, Yüksel ESEN², Muhammed ATAR³

^{1,2} Fırat Üniversitesi Teknoloji Fakültesi İnşaat Mühendisliği Bölümü, Elazığ, Türkiye

³ Fırat Üniversitesi Mühendislik Fakültesi İnşaat Mühendisliği Bölümü, Elazığ, Türkiye

*¹ aksuniyazisafa@gmail.com, ² yesen@firat.edu.tr, ³ matar@firat.edu.tr

(Geliş/Received: 17/12/2024;

Kabul/Accepted: 22/07/2025)

Öz: İnşaat mühendisliği alanında yapay zekâ uygulamaları, karmaşık ve zaman alıcı yapı tasarım süreçlerinin daha hızlı, kolay ve güvenilir bir şekilde gerçekleştirilmesine olanak sağlayabilecek bir potansiyele sahiptir. Çalışmamızın amacı, bu potansiyelin uygulanabilirliğini test etmektir. Bu kapsamda, öncelikle örnek yapılar çelik olarak belirlenmiş ve bu yapıların taşıyıcı sistemlerinin deprem etkisi altındaki doğrusal analizleri SAP2000 programı kullanılarak gerçekleştirilmiştir; yapının maksimum deplasman değerleri hesaplanmıştır. Daha sonra, bir yapının deplasmanını etkileyebilecek kat yüksekliği, kat sayısı, yapı yüksekliği, yapı ağırlığı ve yapı taban alanı parametreleri giriş verileri, yapıların maksimum deplasman değerleri ise çıkış verileri olacak şekilde bir yapay sinir ağı (YSA) modeli oluşturulmuştur. Çalışmanın sonunda, SAP2000 ile hesaplanan maksimum deplasmanlar ile YSA modeli tarafından tahmin edilen deplasmanlar karşılaştırılmıştır. Bu karşılaştırma sonucunda, oluşturulan YSA modelinin regresyon katsayılarının 1'e oldukça yakın olduğu tespit edilmiştir. Bu durum, regresyon grafikleri ile elde edilen sonuçların anlamlı olduğunu ve YSA verilerindeki hata oranının yaklaşık %10'dan düşük olduğunu göstermiştir.

Anahtar kelimeler: Çelik yapılar, yapay sinir ağları, deprem, doğrusal analiz.

Evaluation of the Behavior of Steel Structures Under Seismic Force Using Artificial Neural Networks

Abstract: Artificial intelligence applications in civil engineering hold significant potential for accelerating complex and time-consuming structural design processes, enhancing their efficiency, reliability, and speed. The aim of this study is to evaluate the feasibility of utilizing this potential. To this end, steel sample structures were selected, and linear analyses of their structural systems under seismic effects were conducted using SAP2000 software to calculate maximum displacement values. Then, an artificial neural network (ANN) model was created with the parameters of storey height, number of storeys, building height, building weight and building floor area as input data and the maximum displacement values of the structures as output data. At the end of the study, the maximum displacements calculated by SAP2000 and the displacements predicted by the ANN model were compared. As a result of this comparison, it was found that the regression coefficients of the ANN model were very close to 1. This shows that the results obtained from the regression plots are significant and the error rate in the ANN data is less than 10%.

Key words: Steel structures, artificial neural network, earthquake, linear analysis.

1. Giriş

Yapılarda taşıyıcı sistem olarak çeliğin kullanılması 18.yy sonlarına doğru İngiltere'de, Severn Nehri üzerine inşa edilmiş Coalbrookdale Köprüsü ile başlamış ve günümüze kadar devam etmiştir [1][2][3]. Çelik yapıların hafif ve yüksek dayanıma sahip olması, olumsuz hava muhalefetlerine karşı dayanıklılığı, betonarme taşıyıcı sisteme kıyasla daha hızlı ve ekonomik onarım imkanı, montaj ve takviye olanakları nedeniyle imalat, restore edilme ya da transfer işlemlerinde kolaylık, geri dönüştürülebilir olması gibi birçok olumlu yönleri nedeniyle zamanımızda çeliğe olan alaka günden güne artmaktadır [4]. 2019 yılı verilerine göre, Türkiye çelik üretiminde dünya sıralamasında sekizinci, Avrupa sıralamasında ise ikinci sırada yer almaktadır [5]. Ülkemizde yapı malzemesi olarak çeliğin kullanımı ise 19.yy ortalarında bina yapım aşamasında kullanılmasıyla başlamaktadır [1][2][3]. Buna rağmen çelik yapı stoğu konusunda henüz istenilen düzeyde değildir.

Ülkemiz sismik aktifliği yüksek olan Alp-Himalaya kuşağının bir parçasıdır. Bu durum, bölgenin genel olarak yüksek deprem olasılığına sahip olması, tarih boyunca yıkıcı ve hasar bırakan depremler meydana gelmesine neden olmuştur. Öyle ki, yakın tarihte yaşanan M_w 7,7 ve M_w 7,6 büyüklüğündeki Kahramanmaraş depremleri bunun en

* Sorumlu yazar: aksuniyazisafa@gmail.com. Yazarların ORCID Numarası: ¹ 0009-0001-9227-9680, ² 0000-0003-2523-0390, ³ 0000-0001-7812-0086

yakın örnekleri olarak göstermektedir [6–8]. Deprem etkisi, bir yapıya enerji uygulayarak kendini gösterir. Bir yapının deprem etkisi altında davranışı ise yapının bu enerjiye karşı tepkisi ile belirlenir. Deprem enerjisi altında yapının davranışını, geri dönen elastik şekil değiştirme enerjisi (E_s), viskoz sönüm enerjisi (E_D), kinetik enerjisi (E_K), geri dönmeyen (tüketilen) histerik enerjisi (E_H) ve bu enerjilerin aralarındaki denge durumu belirler [9]. Bu temel dört enerji bileşenlerin teorik olarak toplamı depremle yapıya giren enerjiye (E_I) eşit olmakta ve bu eşitlik Denklem 1’de ifade edilmektedir.

$$E_s(t) + E_D(t) + E_K(t) + E_H(t) = E_I(t) \quad (1)$$

Yapının sönüm enerjisi (enerji yutma kapasitesi) gelen deprem enerjisinden büyükse ($E_D > E_I$), bu enerji sönümlemeye karşılanacaktır. Lakin deprem enerjisi sönüm enerjisinden fazla olması durumunda ($E_D < E_I$) aradaki fark histerik enerji ile karşılanacaktır. Bu fark yapının sünekliliğini belirtir ve dayanıma göre tasarımda rijitlik, dayanımla birlikte kullanılan üç temel unsurdan biridir [9]. Zamanla güncellenen deprem yönetmeliklerimiz, daha güvenli olması, yatay yük altından uygun sonuçlar vermesi, iyi enerji sönümleme kabiliyetine sahip olması gibi nedenlerle yapı tasarımlarında inşaat mühendislerini öncelikli olarak süneklilik düzeyi yüksek yapılar tasarlamaya yönlendirmiş ve bu yönlendirme her geçen gün artmıştır.

Çelik, malzeme olarak bakıldığında yüksek süneklilik özelliğine sahiptir. Fakat sistem sünekliliği yönünden aynı özelliğe sahip olacağı anlamına gelmez. Çünkü sistem sünekliliğinde malzeme özelliklerinden ziyade, sistemin geometrisi de önemlidir. Yani taşıyıcı sistemde çelik malzeme seçip, sistemin yüksek sünekliliğe sahip oldu demek yanlış bir yaklaşımdır [10]. Çelik ve betonarme taşıyıcı sistemlerin deprem davranışı ve dayanımı ele alındığında, çelik strüktürün daha yüksek performans gösterdiği bilinmektedir. Beton kırılğan ve daha gevrek iken, çelik esnek ve daha sünektir; bu nedenle deprem dayanımı daha yüksektir. Çelik aşırı yük altında beton gibi kopma veya kırılma değil, eğilme davranışı göstermekte bu nedenle yatay yük altında daha iyi performans göstermektedir [11].

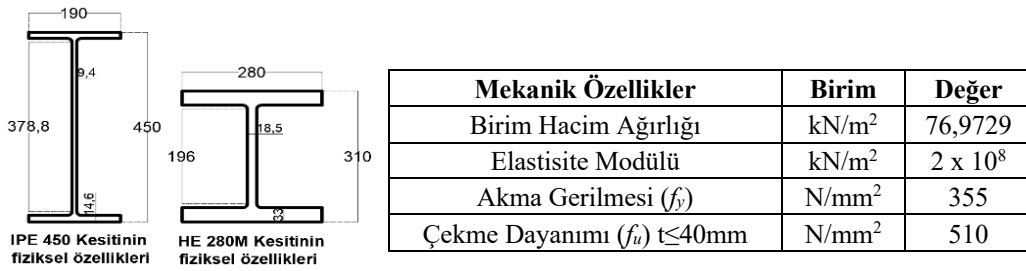
Ülkemizde depremselliğin kaçınılmaz olması ve bu doğrultuda çelik yapı stoğunun zamanla artacağı gerçeği göz önüne alınarak, gelecekte sismik kuvvet tesirinde çelik yapılar ile ilgili çalışmalar artacağı öngörülmektedir. Bu çalışmaları destekleyecek, gerektiğinde kontrol edecek ve çalışmalarda daha hızlı sonuçlar alınmasını sağlayabilecek yapay zekâ kullanımı da zamanla artacaktır. Öyle ki, yapı anabilim dalı altında yapay sinir ağları (YSA) ile ilgili çalışmalara bakacak olursak, Öztekin ve Uzun [12], NPI profilli basit kirişlerin yanal burkulma olmaksızın taşıyabileceği maksimum yayılı yükün tahmini amacıyla bir YSA modeli geliştirmiş ve modelden umut vadeden sonuçlar elde etmiştir. Köroğlu vd. [13], FRP sargılı betonarme kolonların eğilme kapasitesi tahmini için YSA modeli kurmuş ve literatürdeki mevcut geleneksel yaklaşımlara göre daha tatmin edici sonuçlara ulaşmıştır. Yavuz vd. [14], çalışmada FRP sargılı betonarme kirişlerin kesme dayanımını tahmini üzerine YSA modeli kurmuş ve makul veriler elde edilmiştir. Chun vd. [15], köprülerde erken hasar tespiti konulu çalışmada hasarların lokasyonu ve derecesinin belirlenmesi için YSA tabanlı sistem geliştirilmiştir. Arslan vd. [16], 4-10 katlı mevcut betonarme binaların deprem performansının tahmini üzerine YSA modellenmiş ve modelin doğruluğu yaklaşık %74 olarak bulunmuştur. Suryanita vd. [17], çalışmada, deprem nedeniyle betonarme binalarda oluşan hasar seviyesinin tahmin edilmesi için YSA oluşturulmuş ve tahmin oranı %85-%95 civarında bulunmuştur. Mazanoğlu ve Kandemir [18], ankastre kirişlerin deney yapılmaksızın ivme cevabı ve çatlak yeri hakkında tahmini üzerine ileri beslemeli geri yayılım algoritması kullanılarak YSA kurulmuş ve yüksek regresyon katsayı değerlerine ulaşılmıştır. Ilkhani vd. [19], burulma tesirinde 112 adet betonarme kirişinin burulma kapasitesinin tahmini için örneklerin kiriş boyutları, beton basınç dayanımı, donatı özellikleri girdi olarak burulma kapasitesi ise çıktı olacak şekilde YSA modeli kurulmuş ve maksimum hata %30 olarak elde edilmiştir. Özbayrak [20], deprem tesirinde betonarme kirişsiz döşemelerin eğilme momenti tahmini üzerine kurduğu YSA da %98’lik bir başarı elde edilmiştir. Özkan [21], 8 kata kadar konut tipi betonarme yapılar için YSA kullanılarak yapı performans sınıflarının hızlı ve az veri ile tahmin edilmesini sağlayan yeni bir yöntem geliştirmiş ve mevcut yapılar üzerinde yapılan testlerde başarılı sonuçlar elde edilmiştir. Arslan [22], cam elyaf takviyeli polyester (CTP) profillerin tek eğrilikli uzay kafes sistemlerde kullanımı ve performansını YSA ile analiz etmiş ve analiz sürecinde malzemenin bu sistemlerde yapı malzemesi olarak etkin ve güvenilir bir seçenek olduğunu göstermiştir. Yalçın (2020) ise basit mesnetli köprülerin hareketli yük dağılım faktörüne ait denklemlerin bulunması için YSA modeli oluşturulmuş ve tatmin edici sonuçlar elde edilmiştir [23][24]. Dadashov [25], çalışmada, kiriş yapılarında rijitlik kaybına bağlı hasar tespiti amacıyla, YSA ile simüle edilmiş veriler üzerinden model eğitimi yapılmış; Genetik Algoritma yöntemiyle frekans ve mod şekli değişimlerine dayalı optimizasyon gerçekleştirilerek her iki yöntemin etkinliği ve karşılaştırmalı performansı değerlendirilmiştir.

Bu çalışmanın amacı, yapılan bu çalışmalara paralel olarak yapay zekânın yapı tasarımı aşamasındaki kullanılabilirliğinin test edilmesidir. Çalışmanın ilk aşamasında örnek yapılar moment aktaran çerçeveli çelik

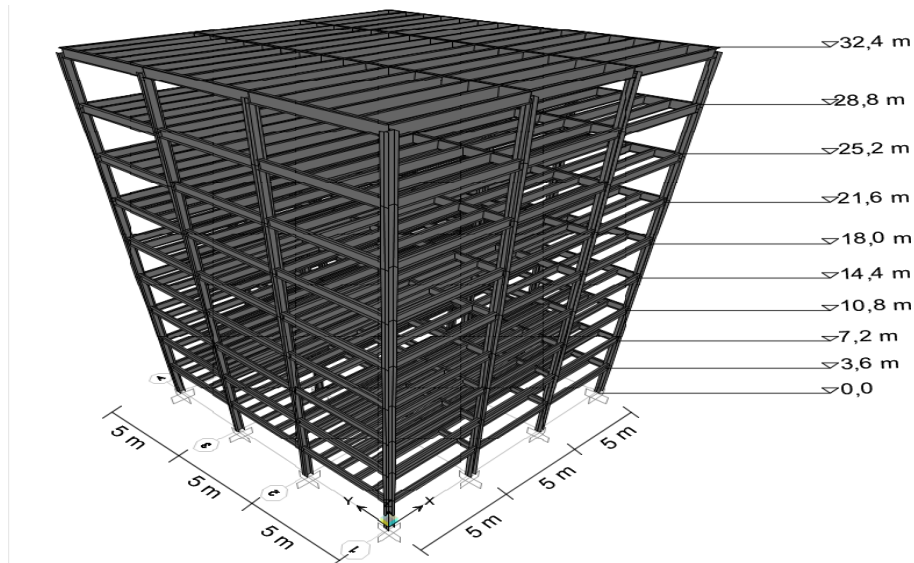
yapılar olarak modellenmiş, sonlu eleman analizi yapan SAP2000 programı ile yapıların doğrusal statik analizi yapılmıştır. Analiz sonucunda örnek yapıların maksimum deplasman değerleri, YSA oluşturulmak için bulunmuştur. Bulunan bu maksimum deplasman değerleri, oluşturulan YSA’da çıktı veri kümesi olarak tanımlanmıştır. Yapının yaptığı maksimum deplasmanlar, yapının kat yüksekliği, kat sayısı, yapının toplam yüksekliği, yapı ağırlığı ve yapı taban alanı ile ilişkisi olduğundan kurulan YSA’da bu veriler de girdi takım verilerini temsil etmiştir. Tanımlanan bu girdi ve çıktı verileri ile MATLAB programı yardımıyla YSA oluşturulmuştur. Çalışma sonunda, SAP2000 programıyla hesaplanan deplasman ve YSA ile hesaplanan değerler arasında regresyon analizi yapılmıştır.

2. Materyal ve Metot

Çalışmamızda, maksimum deplasman üzerinde etkili olduğu belirlenen girdi parametreleri sistematik olarak değiştirilmiş; bu kapsamda, toplam 64 farklı moment aktaran çerçeve sistemli çelik yapı, Yük ve Dayanım Katsayıları ile Tasarım (YDKT) yöntemi kullanılarak tasarlanmıştır. Bu çalışmada, yapay zekâ alanının bir alt disiplini olan YSA kullanılmıştır. Kurulan YSA mimarisinin stabil bir yapı sergilemesi istenmesi nedeniyle, örnek yapılar daha yalın ve temel yaklaşımlar doğrultusunda modellenmiş ve doğrusal analiz yöntemi kullanılmıştır. Bu yaklaşım nedeniyle, örnek yapılarımızda tek tip profil seçimi yapıp bu profil seçimi ise en yüksek deplasmanı yapan örnek yapıya göre belirlenmiştir. Bunun sonucunda, örnek yapılarımızda kolonlarda HE 280M, ana ve tali kirişler de ise IPE 450 profili seçilmiştir. Kullanılan çelik sınıfı ise her örnekte S355 olarak seçilmiştir. Kullanılan çeliğin ve profillerin mekanik ve fiziksel özellikleri Şekil 1’de verilmiştir. Ayrıca çalışmada kullanılan çerçeve sistemli çelik yapıların bir örneğin üç boyutlu görünümü ve aks sistemi ise Şekil 2’de verilmiştir.



Şekil 1. Kullanılan çelik sınıfının ve profillerinin mekanik ve fiziksel özellikleri.



Şekil 2. Taban alanı 225 m², 3,6 m kat yükseklikli ve 9 katlı örneğin (Örnek 225-3,6-9) üç boyutlu görünümü.

Örnek yapılara, zati ağırlıklarının yanında kirişlere trapez saç, betonarme döşeme, kaplama ve izolasyon yükleri, alın kirişlerine duvar yükleri sabit yük olarak tanımlanmıştır. Çelik yapıların tasarım, hesap ve yapım esaslarına dair yönetmeliğince hareketli yük tayini TS 498, rüzgar yükü tayini TS EN 1991-1-4, kar yükü tayini ise TS EN 1991-1-3'e göre hesaplanmıştır. Tasarım deprem yükü hesabı Türkiye bina deprem yönetmeliği 2018'e göre Elazığ ili Ataçehir Mahallesi sınırları içerisinde yer alan 38.660789 enlem ve 39.167020 boylam koordinatlarına sahip lokasyon için hesaplamalar gerçekleştirilmiştir.

Analizi yapılan çelik yapıların etkin görel kat öteleme ve ikinci mertbe etkileri sınırlandırılmıştır. Bunun için belirlenen lokasyonun deprem yer hareketi düzeyi-2 (DD-2) ve deprem yer hareketi düzeyi-3 (DD-3) göre elastik tasarım spektral ivmeleri saptanmış ve λ değeri bulunarak TBDY-2018 yönetmeliğinde verilen Denklem 2'de yerine koyularak katların maksimum görel kat ötelemeleri bulunmuştur. 225 m² taban alanlı, kat yüksekliği 3,6 m olan 9 katlı örneğin azaltılmış görel kat ötelemeleri, etkin görel kat ötelemeleri ve maksimum etkin görel kat öteleme değerleri Tablo 1'de verilmiştir.

$$\lambda \frac{\delta_{i,max}^{(x)}}{h_i} \leq 0,016K \quad (2)$$

Denklemden; λ : görel kat ötelemelerinin sınırlandırılmasında kullanılan ampirik katsayı, $\delta_{i,max}^{(x)}$: (x) deprem doğrultusu için, binanın i'inci katındaki etkin görel kat ötelemelerinin kat içindeki en büyük değeri [m], h_i : i'inci katın yüksekliği [m], K: İzin verilen görel kat ötelemelerinin tanımında betonarme ve çelik taşıyıcı sistemler için farklı olarak kullanılan katsayıdır. (çelik yapı olduğundan K=0,5)

Tablo 1. (Örnek 225-3,6-9) örneğin azaltılmış görel kat ötelemeleri, etkin görel kat ötelemeleri ve maksimum etkin görel kat öteleme değerleri (yapı simetrik olduğundan sadece x yönündeki veriler verilmiştir.)

	1.Kat	2.Kat	3.Kat	4.Kat	5.Kat	6.Kat	7.Kat	8.Kat	9.Kat
$\Delta_{i,max}^{(x)}$ (m)	0,004376	0,006558	0,006416	0,005898	0,005404	0,004921	0,004243	0,003202	0,001901
$\delta_i^{(x)}$ (m)	0,035008	0,052464	0,051328	0,047184	0,043232	0,039368	0,033944	0,025616	0,015208
$\delta_{i,max}^{(x)}$ (m)	0,066991								

Örneklerde her kat için Denklem 3'ye göre hesaplanan ikinci mertbe gösterge değerlerinin Denklem 4'e göre hesaplanan maksimum değerin altında olduğu kontrol edilerek, ikinci mertbe etkileri kontrol edilmiş ve Tablo 2'de verilmiştir.

$$\theta_{II,i}^{(x)} = \frac{(\Delta_i^{(x)})_{ort} \sum_{k=i}^N w_k}{V_i^{(x)} h_i} \quad (3)$$

$$\theta_{II,max}^{(x)} \leq 0,12 \frac{D}{C_h R} \quad (4)$$

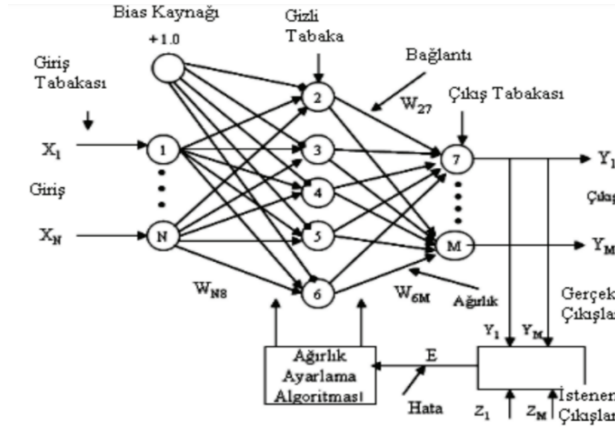
Denklemlerde; $\theta_{II,i}^{(x)}$: (X) deprem doğrultusunda her bir i'inci kat için tanımlanan ikinci mertbe gösterge değeri, $(\Delta_i^{(x)})_{ort}$: (X) deprem doğrultusunda ardışık iki kat arasındaki yerdeğiştirme farkını ifade eden ortalama azaltılmış görel kat öteleme, $V_i^{(x)}$: (X) deprem doğrultusunda i'inci kattaki azaltılmış kat kesme kuvveti [kN], $\theta_{II,max}^{(x)}$: (X) deprem doğrultusunda tanımlanan maksimum ikinci mertbe gösterge değeri, D: Dayanım fazlalığı katsayısı, C_h : İkinci mertbe hesabında kullanılan ampirik katsayı, R: Taşıyıcı sistem davranış katsayısıdır.

Tablo 2. (Örnek 225-3,6-9) örneğin ikinci mertbe etkilerinin kontrolü (yapı simetrik olduğundan sadece x yönündeki veriler verilmiştir.)

	1.Kat	2.Kat	3.Kat	4.Kat	5.Kat	6.Kat	7.Kat	8.Kat	9.Kat
$\theta_{II,i}^{(x)}$	0,008142	0,011061	0,009895	0,008378	0,007113	0,006033	0,004865	0,003443	0,024762
$\theta_{II,max}^{(x)}$	0,045								

2.1. Yapay Sinir Ağının Oluşturulması

Çalışmamızda çok katmanlı, ileri beslemeli geri yayımlı algoritmalı bir YSA modeli oluşturulmuştur. İleri beslemeli yapay sinir ağları modelinde, nöronlar girişten çıkışa doğru sıralanmış düzenli katmanlar halinde yapılandırılmıştır. Her bir katman yalnızca kendisinden bir sonraki katman ile bağlantılıdır. Ağın girişine uygulanan veriler, herhangi bir değişime uğramaksızın doğrudan gizli katmandaki nöronlara iletilir ve ardından sırasıyla çıkış katmanında işlenerek, Şekil 3’te gösterildiği üzere, işlem sürecini tamamlar [26].



Şekil 3. İleri beslemeli ağ yapısı [27].

Bu modellerin eğitiminin amacı, oluşturulan ağdaki ağırlıkları optimize edilerek hata miktarını olabildiğince düşük seviyelere düşürmeye çalışmaktır. Bir karesel hata fonksiyonunun toplamı Denklem 5’de verilmiştir.

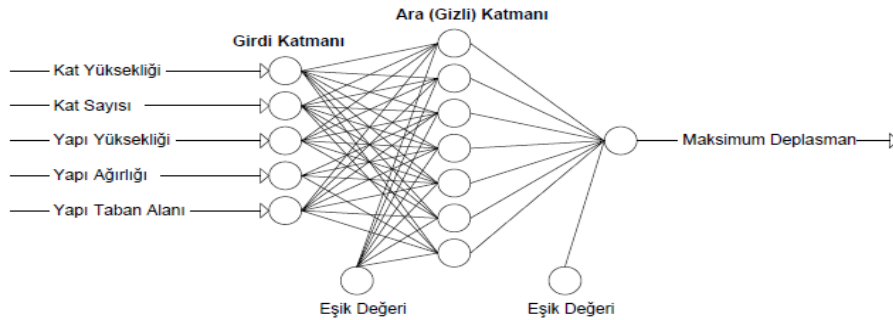
$$E(w) = \frac{1}{n} \sum_{\xi, i} (e_i^{\xi})^2 = \frac{1}{n} \sum_{\xi, i} (d_i^{\xi} + y_i^{\xi})^2 \quad (5)$$

Denklemden; d_i^{ξ} hedef çıkış değeri olurken, y_i^{ξ} ağın çıkışında elde edilen değerlerdir. Her ağırlık Denklem 6’ye göre hesabı yapılmaktadır.

$$w^{(k+1)} = w^{(k)} + \Delta w^k \quad (6)$$

Oluşturulan ağda amaç $E(w)$ ’yi seri bir şekilde olabildiğince azaltmaktır. Bunun için her döngüde Δw^k ayarlanır. Δw^k ’nın hesaplanma yöntemi seçilecek eğitim algoritmasına göre değişiklik göstermektedir. En yaygın ve çok kullanılan ise geri yayımlı (back propagation) algoritmadır [27]. Yapay sinir ağları, öğrenme algoritması ve aktivasyon fonksiyonu olarak iki temel bileşenden oluşur.

Bu çalışmada YSA modelinin oluşturulmasında MATLAB R2021 yazılımı kullanılmış; oluşturulan YSA mimarisi, Şekil 4’te sunulduğu şekilde yapılandırılmıştır.



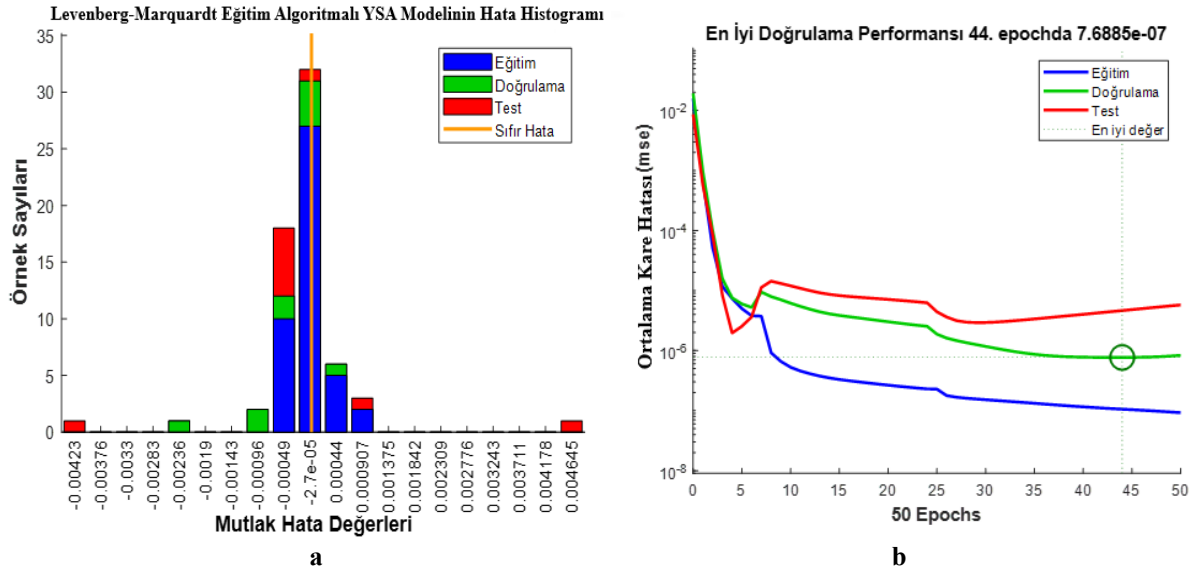
Şekil 4. Örnek yapılarımızda YSA modeli şematik gösterimi.

Aktivasyon fonksiyonları, YSA modelinin gizli katman sayısı, nöron sayısı ve hata fonksiyonlarının belirlenmesi; genellikle problemin türü, veri setinin büyüklüğü, benzer çalışmaların literatürdeki uygulamalar ve modelin aşırı öğrenme (overfitting) eğilimi dikkate alınarak, çoğunlukla deneme-yanılma yöntemiyle yapılmaktadır. Bu çalışmada kurulan YSA modelinde, gizli katmanlarda aktivasyon fonksiyonu olarak tanjant sigmoid transfer fonksiyonu; çıkış katmanında ise lineer transfer fonksiyonu kullanılmış, gizli katman sayısı ve nöron sayısı 10 olarak belirlenmiş ve hata fonksiyonu olarak ortalama karesel hata fonksiyonu tercih edilmiştir. Bu seçimler, modelin performansını artırmak amacıyla yapılan çok sayıda deneme sonucunda optimize edilmiştir. Farklı eğitim algoritmalarının model başarımı üzerindeki etkisini değerlendirmek amacıyla, Levenberg-Marquardt, Bayesian Regularization ve Scaled Conjugate Gradient algoritmaları kullanılarak ayrı ayrı YSA modelleri oluşturulmuş ve elde edilen sonuçlar karşılaştırılmıştır. Kurulan modellerde, verilerin normalizasyonu için “mapminmax” komutu kullanılmış; böylece modellerin daha hızlı, doğru ve kararlı öğrenmesi sağlanarak genellebilirlikleri ile performanslarının artırılması hedeflenmiştir.

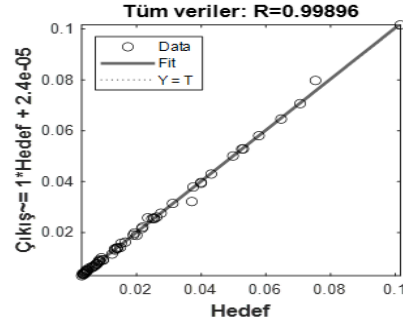
YSA modellerinin oluşturulma sürecinde kullanılan veri kümeleri genellikle üç alt gruba ayrılarak değerlendirilir: eğitim, doğrulama ve test veri kümeleri. Eğitim veri kümesi, modelin öğrenme sürecinde kullanılarak ağırlık parametrelerinin güncellenmesini sağlar. Doğrulama veri kümesi, eğitim süreci boyunca modelin genellebilirlik düzeyini izlemek ve aşırı öğrenmeyi önlemek amacıyla kullanılır. Test veri kümesi ise, eğitim tamamlandıktan sonra modelin daha önce karşılaşmadığı veriler üzerindeki performansını nesnel biçimde değerlendirmek amacıyla kullanılmaktadır. Kurduğumuz modelde eğitim veri seti için %70, yani 44 örnek, doğrulama veri seti için %15, yani 10 örnek ve test veri seti için yine %15, yani 10 örnek olarak belirlenmiştir.

3. Bulgular ve Tartışma

Levenberg-Marquardt eğitim algoritmalı YSA modeli sonunda oluşan hata histogram, hata fonksiyonu performansı ve regresyon grafikleri Şekil 5a, 5b ve 6’da verilmiştir.

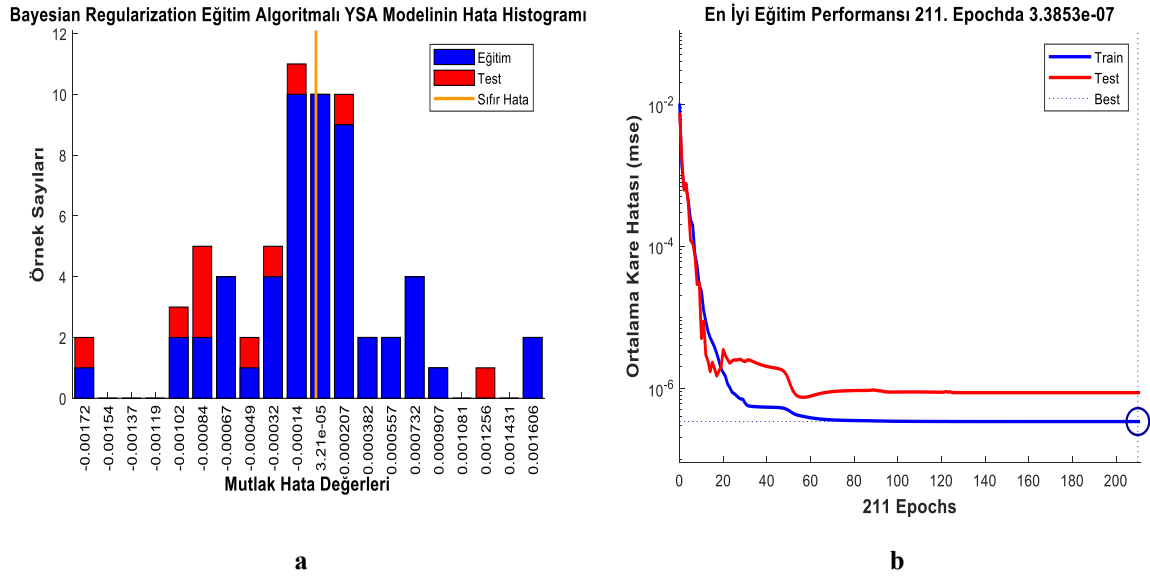


Şekil 5. a) Hata histogram grafiği b) Hata fonksiyonu performans grafiği.

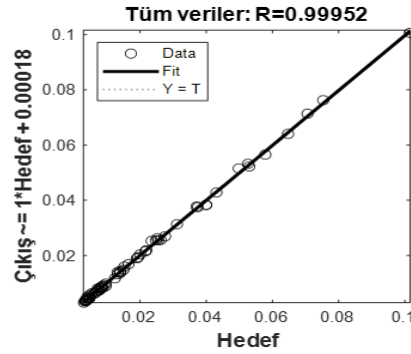


Şekil 6. Levenberg-Marquardt eğitim algoritmalı YSA modelinin regresyon grafiği.

Bayesian Regularization eğitim algoritmalı YSA modeli sonunda oluşan hata histogram, hata fonksiyonu performansı ve regresyon grafikleri Şekil 7a, 7b ve 8’de verilmiştir.

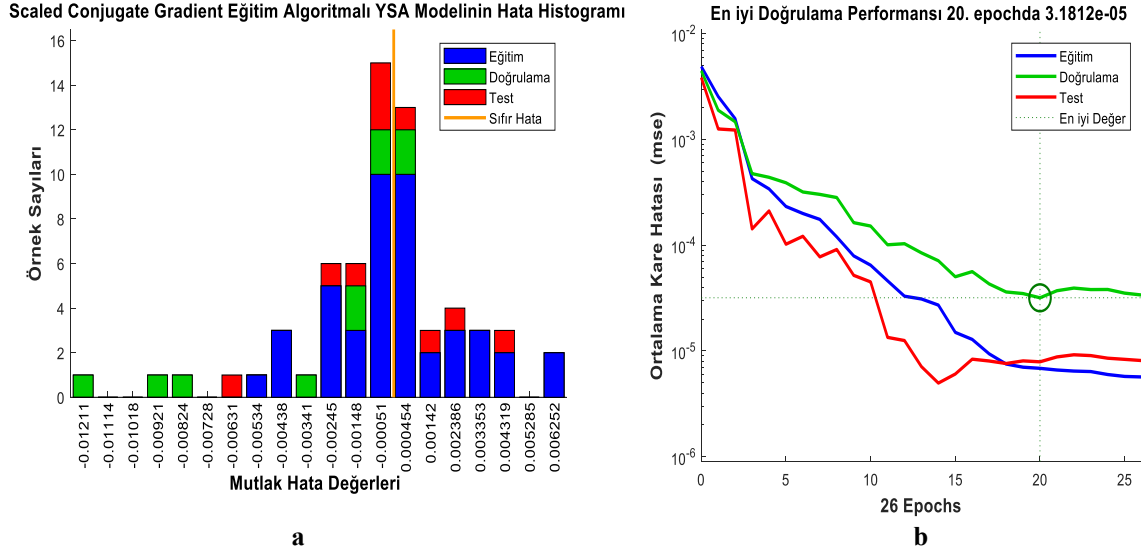


Şekil 7. a) Hata histogram grafiği b) Hata fonksiyonu performans grafiği.

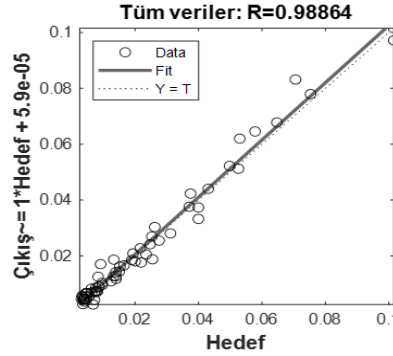


Şekil 8. Bayesian Regularization eğitim algoritmalı YSA modelinin regresyon grafiği.

Scaled Conjugate Gradient eğitim algoritmalı YSA modeli sonunda oluşan hata histogram, hata fonksiyonu performansı ve regresyon grafikleri ise Şekil 9a, 9b ve 10'da verilmiştir.



Şekil 9. a) Hata histogram grafiği b) Hata fonksiyonu performans grafiği.



Şekil 10. Scaled Conjugate Gradient eğitim algoritmalı YSA modelinin regresyon grafiği.

Örnekler dört farklı taban alanı, iki farklı kat yüksekliği ve sekiz farklı kat sayısına göre yapıldığından "taban alanı-kat yüksekliği-kat sayısı" şeklinde isimlendirilerek SAP2000 ve üç ayrı algoritma ile oluşturulan YSA ile bulunan maksimum deplasman değerleri Tablo 3 ve Tablo 4'te ve %10, %15, %20 üzeri hata oranına sahip örnek sayıları ise Tablo 5'de verilmiştir. Çalışmada incelenen yapıların maksimum deplasman değerleri beklendiği üzere yapıların en yüksek kotlarında yer alan birleşim noktalarında ve çoğunlukla yatay yük kombinasyonlarının etkisi altında meydana gelmiştir. YSA modellerinde elde edilen sonuçlar ise doğrulama veri setine ait örnekler yeşil renkte, test veri setine ait örnekler ise kırmızı renkte belirtilmiştir.

Tablo 3. SAP2000 ile hesaplanan maksimum deplasmanların ($\Delta_{\max}$), üç ayrı eğitim algoritması ile yapılan YSA sonucunda oluşan çıktı verileri karşılaştırılması.

Örnek Yapılar	$\Delta_{\max}(m)$	Levenberg-Marquardt algoritmali YSA ile $\Delta_{\max}(m)$	Bağıl hata %	Bayesian Regularization algoritmali YSA ile $\Delta_{\max}(m)$	Bağıl hata %	Scaled Conjugate Gradient algoritmali YSA ile $\Delta_{\max}(m)$	Bağıl hata %
180-2,8-2 Örnek	0,003065	0,003052	0,424144	0,00292	4,730832	0,004658	51,97595
180-2,8-3 Örnek	0,003486	0,003454	1,031519	0,00370119	6,045845	0,00538	54,15037
180-2,8-4 Örnek	0,004873	0,005111	4,884055	0,0050628	3,899036	0,006702	37,52975
180-2,8-5 Örnek	0,008709	0,008802	1,067861	0,00832376	4,420714	0,009037	3,765661
180-2,8-6 Örnek	0,013944	0,013995	0,365749	0,01379707	1,054217	0,012738	8,648907
180-2,8-7 Örnek	0,020033	0,018908	5,615734	0,02037733	1,717167	0,018036	9,969599
180-2,8-8 Örnek	0,027566	0,027639	0,264819	0,02693491	2,289052	0,025494	7,515291
180-2,8-9 Örnek	0,037082	0,032203	13,15733	0,03770159	1,671970	0,037617	1,441567
180-3,6-2 Örnek	0,003337	0,003982	19,22156	0,00344487	3,143713	0,005713	71,06218
180-3,6-3 Örnek	0,006206	0,006159	0,757332	0,00633273	2,046407	0,00825	32,93721
180-3,6-4 Örnek	0,013224	0,013551	2,472777	0,01398552	5,762250	0,012721	3,803482
180-3,6-5 Örnek	0,023488	0,025793	9,813522	0,02529219	7,680518	0,020541	12,54556
180-3,6-6 Örnek	0,039964	0,039709	0,638074	0,03827046	4,238815	0,033229	16,85241
180-3,6-7 Örnek	0,05259	0,052798	0,395512	0,05319046	1,140901	0,051205	2,633194
180-3,6-8 Örnek	0,075308	0,079773	5,928985	0,07624522	1,244224	0,077933	3,485431
180-3,6-9 Örnek	0,101551	0,101599	0,047267	0,10061714	0,919735	0,09718	4,3045
225-2,8-2 Örnek	0,003598	0,003640	1,111111	0,00379776	5,500000	0,004343	20,63484
225-2,8-3 Örnek	0,004156	0,004570	9,855769	0,00422206	1,490385	0,004749	14,15461
225-2,8-4 Örnek	0,004764	0,005377	12,96218	0,0046144	3,067227	0,005455	14,59085
225-2,8-5 Örnek	0,006303	0,006632	5,219737	0,00628981	0,206251	0,006907	9,582121
225-2,8-6 Örnek	0,009671	0,009275	4,094716	0,00983373	1,685451	0,009637	0,349715
225-2,8-7 Örnek	0,013916	0,013847	0,495832	0,01437832	3,319920	0,014153	1,704452
225-2,8-8 Örnek	0,019398	0,019843	2,294051	0,01935306	0,231983	0,020893	7,708723
225-2,8-9 Örnek	0,02621	0,026073	0,522701	0,02566558	2,075544	0,030128	14,94851
225-3,6-2 Örnek	0,00394	0,004282	8,680203	0,00368858	6,370558	0,004467	13,37511
225-3,6-3 Örnek	0,004568	0,005360	17,28665	0,00433706	5,098468	0,006748	47,66208
225-3,6-4 Örnek	0,009634	0,009181	4,702097	0,00892888	7,317833	0,010369	7,628667
225-3,6-5 Örnek	0,01653	0,016268	1,584997	0,01687928	2,111313	0,016613	0,503198
225-3,6-6 Örnek	0,025297	0,025728	1,703759	0,02629727	3,953038	0,026947	6,522574
225-3,6-7 Örnek	0,037498	0,037897	1,064057	0,03754619	0,128007	0,042314	12,84304
225-3,6-8 Örnek	0,052999	0,052921	0,147173	0,05224349	1,426442	0,061994	16,97118
225-3,6-9 Örnek	0,070573	0,070695	0,172871	0,07133214	1,075482	0,083164	17,84169
400-2,8-2 Örnek	0,003608	0,003791	5,01385	0,00350874	2,797784	0,002714	24,81581
400-2,8-3 Örnek	0,004067	0,004078	0,19656	0,00499247	22,653563	0,003616	11,1481
400-2,8-4 Örnek	0,004658	0,004787	2,725322	0,00563027	20,815451	0,004397	5,643152
400-2,8-5 Örnek	0,00547	0,006166	12,72395	0,00635724	16,215722	0,005411	1,075664
400-2,8-6 Örnek	0,008176	0,008388	2,592955	0,00835568	2,201566	0,007327	10,3852
400-2,8-7 Örnek	0,01241	0,011561	6,841257	0,01173435	5,447220	0,010882	12,31106
400-2,8-8 Örnek	0,015241	0,015824	3,825208	0,01594998	4,651926	0,016207	6,339927
400-2,8-9 Örnek	0,021641	0,021609	0,147867	0,0215153	0,582228	0,022752	5,131874

Tablo 4. SAP2000 ile hesaplanan maksimum deplasmanların (Δ_{max}), üç ayrı eğitim algoritması ile yapılan YSA sonucunda oluşan çıktı verileri karşılaştırılması(devamı).

Örnek Yapılar	$\Delta_{max}(m)$	Levenberg-Marquardt algoritmalı YSA ile $\Delta_{max}(m)$	Bağıl hata %	Bayesian Regularization algoritmalı YSA ile $\Delta_{max}(m)$	Bağıl hata %	Scaled Conjugate Gradient algoritmalı YSA ile $\Delta_{max}(m)$	Bağıl hata %
400-3,6-2 Örnek	0,003851	0,003657	5,012987	0,00391533	1,688312	0,004612	19,80473
400-3,6-3 Örnek	0,004459	0,004762	6,7713	0,00472206	5,874439	0,006468	45,02529
400-3,6-4 Örnek	0,007663	0,007703	0,521989	0,00759054	0,939580	0,008619	12,47735
400-3,6-5 Örnek	0,014019	0,013728	2,075754	0,01377959	1,704829	0,011994	14,44426
400-3,6-6 Örnek	0,021889	0,022177	1,315729	0,02191151	0,105076	0,017626	19,47591
400-3,6-7 Örnek	0,031159	0,031446	0,921082	0,03133566	0,568054	0,028064	9,931951
400-3,6-8 Örnek	0,04308	0,043003	0,178737	0,04286252	0,503714	0,044018	2,17639
400-3,6-9 Örnek	0,057835	0,058064	0,395954	0,05652633	2,263335	0,06455	11,6103
572-2,8-2 Örnek	0,006762	0,006616	0,461716	0,00688234	1,804734	0,002569	61,99358
572-2,8-3 Örnek	0,007224	0,007130	1,952919	0,00792979	9,833795	0,004221	41,54214
572-2,8-4 Örnek	0,007668	0,007852	0,02757	0,00820201	6,936115	0,007413	3,350723
572-2,8-5 Örnek	0,008345	0,008733	0,762181	0,00812725	2,670659	0,012528	50,04035
572-2,8-6 Örnek	0,00914	0,010050	6,722592	0,00937332	2,549234	0,017049	86,53033
572-2,8-7 Örnek	0,013297	0,013119	8,275379	0,01319954	0,729488	0,018663	40,35574
572-2,8-8 Örnek	0,019032	0,019094	28,00809	0,01897602	0,294241	0,018552	2,524414
572-2,8-9 Örnek	0,025485	0,025515	0,058793	0,0255172	0,125564	0,018779	26,31304
572-3,6-2 Örnek	0,007132	0,007071	114,2393	0,0071496	0,280505	0,007067	0,881117
572-3,6-3 Örnek	0,007732	0,007546	0,105401	0,00736961	4,657180	0,007021	9,170043
572-3,6-4 Örnek	0,008458	0,009181	0,27026	0,00884938	4,598109	0,00897	6,030917
572-3,6-5 Örnek	0,014991	0,014164	0,032987	0,01483057	1,067307	0,014389	4,013356
572-3,6-6 Örnek	0,024783	0,025482	13,89932	0,02547545	2,792237	0,024188	2,401157
572-3,6-7 Örnek	0,039949	0,039390	0,054941	0,03831542	4,090215	0,037331	6,55429
572-3,6-8 Örnek	0,049809	0,050108	0,068714	0,05153038	3,455199	0,052229	4,857854
572-3,6-9 Örnek	0,064705	0,064650	0,036598	0,06402256	1,054014	0,067791	4,769268

Tablo 5. Üç farklı algoritma ile %10, %15 ve %20 hata oranı üzerinde olan örnek sayıları.

	%10 üzeri hata oranına sahip örnek sayısı	%15 üzeri hata oranına sahip örnek sayısı	%20 üzeri hata oranına sahip örnek sayısı
Levenberg Marquardt	5	2	2
Bayesian Regularization	3	2	2
Scaled Conjugate Gradient	32	20	16

Levenberg-Marquardt ve Bayesian Regularization algoritmalarıyla eğitilen YSA modellerine ait hata histogramlarında, tahmin hatalarının düşük aralıkta ve sıfır hata çizgisine yakın dağıldığı görülmüştür. %10 ve üzeri hata oranına sahip örnek sayısının oldukça az olması, bu algoritmaların yüksek doğruluk ve tutarlılık sağladığını göstermektedir. Buna karşılık, Scaled Conjugate Gradient algoritmasında hata dağılımı daha geniş olup bazı örneklerde yüksek hatalar gözlemlenmiştir. Bu durum, söz konusu algoritmanın veri setine uyumunun sınırlı olduğunu ortaya koymaktadır.

4. Sonuç ve Öneriler

Yapay zekânın yapı tasarımı uygulamalarında kullanılabilirliği test edilerek yapılan bu çalışmada, moment aktaran çerçeve çelik yapıların maksimum deplasmanlarının tahmini üzerine YSA kurulmuştur. Yapılan

çalışmada SAP2000 programı kullanılarak 64 adet yapının maksimum deplasman değerleri deprem yükü etkisinde bulunmuş ve kurulan YSA değerleri ile kıyaslaması yapılmıştır. Yapılan bu araştırma sonucunda oluşan temel sonuçlar ise aşağıda verilmiştir;

- Üç farklı eğitim algoritmasıyla kurulan YSA’larda regresyon katsayıları oldukça yüksek çıkmıştır. Levenberg-Marquardt algoritması ile regresyon katsayısı 0,99896, Bayesian Regularization algoritması ile regresyon katsayısı 0,99952, Scaled Conjugate Gradient algoritması ile regresyon katsayısı diğer ikisine nazaran biraz daha düşük olsa da 0,98864 bulunarak genel anlamda yüksek oluşu gözlemlenmiştir. Çalışmada en düşük %98’lik bir benzerlik oranının bulunması, YSA’nın yeterli doğrulukta olduğunu göstermektedir.
- Regresyon katsayılarının yüksekliği, hata histogramlarının sıfır çizgisine yakın ve dar aralıkta yoğunlaşması ile hata fonksiyonlarının tüm veri setlerinde paralel biçimde düşüş göstermesi, modelin ezberleme yapmadığını ve genel olarak yüksek performans sergilediğini ortaya koymaktadır.
- Doğrusal yapısal analizlerde, maksimum deplasman miktarının tahminine ilişkin hata oranının genellikle %5’in altında olması, modelin doğruluğu açısından kabul edilebilir bir sınır olarak değerlendirilmektedir. Uygun eğitim algoritmasıyla oluşturulan modellerde, verilerin yaklaşık %75–80’inin %5 hata oranının altında olması, modelin sonuçlarının kabul edilebilir düzeyde olduğunu göstermektedir.
- Yapı performansının sağlıklı ve kapsamlı bir şekilde değerlendirilebilmesi, genellikle birden fazla yapısal parametrenin birlikte incelenmesini gerektirmektedir. Ancak bu çalışmada YSA modelinin etkinliğini değerlendirebilmek amacıyla analizler yalnızca maksimum yer değiştirme verisi üzerinden gerçekleştirilmiştir. Bu tercih, modelin sınırlı ve tekil bir parametreyle dahi ne ölçüde doğru sonuçlar üretebileceğini gözlemlemeyi amaçlamaktadır. YSA’nın bu tür sınırlı veri setleriyle yüksek doğruluk oranlarına ulaşması, modelin farklı yapısal performans parametreleri üzerinde de benzer şekilde kullanılabilineceğine dair bir öngörü sunmaktadır. Dolayısıyla bu çalışma, YSA’nın yapı mühendisliğinde karar destek aracı olarak kullanılabilirliğini ortaya koymaya yönelik bir ön adımdır. İlerleyen çalışmalarda, farklı performans ölçütlerine yönelik benzer yaklaşımlar geliştirilerek modelin genellenebilirliği daha kapsamlı şekilde değerlendirilebilir.

Kaynaklar

- [1] Özyiğit O. Çelik yapıların eleman ve bileşen düzeyinde incelenmesi. Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, 2004.
- [2] Ardan F. Çelik yapı elemanları. Güven Kitabevi, Ankara, 1973.
- [3] Uluğ T. Çelik yapılar. Teknik Yayınevi, İstanbul, 1977.
- [4] Katmer İE. Çok katlı çelik bir yapının deprem bölgelerinde yapılacak binalar hakkında yönetmelik ve türkiye bina deprem yönetmeliği’ne göre tasarımının yapılması. Yüksek Lisans Tezi, Mersin Üniversitesi, Mersin, 2019.
- [5] Worldsteel. Global crude steel output increases by 3.4% in 2019. <https://worldsteel.org/media/press-releases/2020/global-crude-steel-output-increases-by-3-4-in-2019/>, Erişim: 27 Kasım 2024.
- [6] Bayrak E, Çoban KH. 23 Kasım 2022 Düzce Depreminin (Mw 6,0) Bölgesel Sismisite ve Kuvvetli Yer Hareketleri Açısından Değerlendirilmesi. Fırat Univ J Eng Sci, 2024; 36 (2): 796-807.
- [7] Erdik M, Demircioglu M, Sesetyan K, Durukal E, Siyahi B. Earthquake hazard in Marmara region, Turkey. Soil Dyn Earthquake Eng. 2004; 24(8): 605-631.
- [8] Özmen B. Gumbel Uç Değerler Yöntemi ile Ankara İli ve Yakın Civarının Deprem Tehlike Analizi. Resilience 2023; 7(2): 391-407.
- [9] Ay Z, Çelik İD, Kımılı NA. Çaprazlı çelik çerçevelerin sismik performansı üzerine bazı değerlendirmeler. Erciyes Univ J Inst Sci Tech 2010; 26(1): 7–17.
- [10] Tolan B. Çelik yapı tasarımında Türk standartlarının AISC 360-05 ve 07-05 yaklaşımlarına göre incelenmesi. Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, 2011.
- [11] Çelebi NG, Arpacioğlu Ü. Deprem ve çevresel etki bağlamında çelik ve betonarme çerçeveli yapıların analiz edilmesi. Academy 1st Int Conf Earthquake Stud. 2023; İstanbul, 434-446.
- [12] Öztekin E, Uzun MA. Yanal burkulmaya maruz basit NPI kirişlerinin maksimum üniform yayılı yük kapasitelerinin YSA ile tahmini. Gümüşhane Univ J Sci, 2011; 1(2), 135-150.
- [13] Köroğlu MA, Ceylan M, Arslan MH, İlki A. Estimation of flexural capacity of quadrilateral Frp-confined Rc columns using combined artificial neural network. Eng Struct, 2012; 42, 23-32.
- [14] Yavuz G, Arslan MH, Baykan OK. Shear strength predicting of Frp-strengthened rc beams by using artificial neural networks. Sci Eng Compos Mater, 2014; 21(2), 239-255.
- [15] Chun PJ, Yamashita H, Furukawa S. Bridge damage severity quantification using multipoint acceleration measurement and artificial neural networks. Shock Vib. 2015.

- [16] Arslan MH, Ceylan M, Koyuncu T. Determining earthquake performances of existing reinforced concrete buildings by using ANN. *Int J Civ Environ Eng*, 2015; 9(8), 1097-1101.
- [17] Suryanita R, Maizir H, Yuniarto E, Zulfakar M, Jingga H. Damage level prediction of reinforced concrete building based on earthquake time history using artificial neural network. *MATEC Web Conf.*, 2017; 138, 02024,
- [18] Mazanoğlu K, Kandemir-Mazanoğlu EÇ. Çatlaklı kirişlerin yapay sinir ağları ile modellenmesi. *Afyon Kocatepe Univ J Sci Eng*, 2017;17(3):1129-1135.
- [19] Ilkhani MH, Moradi E, Lavasani M. Calculation of torsion capacity of the reinforced concrete beams using artificial neural network. *J Soft Comput Civ Eng*, 2017;1(2): 8-18.
- [20] Özbayrak A. Deprem etkisi altındaki betonarme kirişsiz plak döşemelerin eğilme momentlerinin ysa analizi ile tahmin edilmesi. *Niğde Ömer Halisdemir Univ J Eng Sci*, 2019; 8(2): 979-991.
- [21] Özkan E. Betonarme konut yapıların deprem performanslarının yapay sinir ağları hızlı değerlendirme yöntemi ile tahmin edilmesi. Yüksek Lisans Tezi, Manisa Celal Bayar Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Manisa, 2019.
- [22] Arslan A, Severcan MH. Cam elyaf takviyeli polyester (CTP) profillerden oluşan tek eğrilikli uzay kafes kirişlerin yapay sinir ağları ile analizi. *Niğde Ömer Halisdemir Univ J Eng Sci* 2021;10(1),312-318.
- [23] Yalçın ÖF. Basit mesnetli köprülerde hareketli yük dağılım faktörleri denklemlerinin yapay sinir ağları ile elde edilmesi. *Çukurova Univ J Fac Eng Archit*, 2020; 35(3): 609-622.
- [24] Gültekin B, Doğan G. İnşaat mühendisliğinde yapay zekâ çalışmaları. *Adv Eng Stud Technol*, 2021; 2(2); 117-138.
- [25] Dadashov A. Yapay sinir ağları ve genetik algoritma optimizasyonu kullanılarak yapı elemanlarında titreşim verileri yardımıyla hasar tespiti. Yüksek Lisans Tezi, Karadeniz Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Trabzon 2024.
- [26] Öztürk K, Şahin ME. Yapay sinir ağları ve yapay zekâya genel bir bakış. *Takvim-i Vekayi*, 2018; 6(2) 25–36.
- [27] Aşkın D, İskender İ, Mamizadeh A. Farklı yapay sinir ağları yöntemlerini kullanarak kuru tip transformatör sargısının termal analizi, *Gazi Univ J Fac Eng Archit*, 2011; 26 (4), 905–913.