

Geliş Tarihi : 28.02.2024 Kabul Tarihi : 14.05.2024 Received Date : 28.02.2024 Accepted Date : 14.05.2024

BASINÇ VE EĞİLME ALTINDAKİ ELİPTİK KOLONLARIN TAŞIMA KAPASİTELERİNİN ESNEK HESAPLAMA YÖNTEMLERİ İLE TAHMİNİ

ULTIMATE CAPACITY PREDICTION OF ELLIPTICAL SECTION COLUMNS IN COMPRESSION AND BENDING BY SOFT COMPUTING METHODS

*Mehmet KURT*¹ (ORCID: 0009-0001-3150-0564) *Esra Mete GÜNEYİSİ*¹* (ORCID: 0000-0002-4598-5582) *Kasım MERMERDA*Ş² (ORCID: 0000-0002-1274-6016)

¹ Gaziantep Üniversitesi, İnşaat Mühendisliği Bölümü, Gaziantep, Türkiye
² Harran Üniversitesi, İnşaat Mühendisliği Bölümü, Şanlıurfa, Türkiye

*Sorumlu Yazar / Corresponding Author: Esra Mete GÜNEYİSİ, eguneyisi@gantep.edu.tr

ÖZET

Son yıllarda hem yüksek mukavemeti hem de sıcak veya soğuk haddelenmiş olarak bulunması sebebiyle, eliptik profillerin kullanımına yönelik ilgi artmaktadır. Eliptik kesitler içsel estetik özelliklerinin yanı sıra küçük ve büyük eksen özelliklerine sahip olmaları ile avantaj sağlamaktadırlar. Sunulan çalışmada esnek hesaplama yöntemlerinden gen ekspresyonu programlama ve yapay sinir ağları yöntemleri kullanılarak, basınç ve eğilme etkisindeki eliptik kesitli çelik boru profilden oluşturulmuş kolonlarının maksimum yük taşıma kapasitelerinin tahmini için sayısal modeller geliştirilmiştir. Bu amaçla, mevcut literatürdeki deneysel veriler kullanılarak modellerin eğitimi ve doğrulaması gerçekleştirilmiştir. Araştırmada kullanılan eliptik kolonlar, küçük ve büyük eksenleri dikkate alınarak dışmerkezli ve merkezi eksenel yük altında eğilme burkulması testine tabi tutulmuştur. Modellemede dokuz farklı değişken kullanılmıştır. Bunlar burkulma ekseni, y ve z yönlerindeki dışmerkezlik değeri, kesitin büyük ve küçük dış çapları, cidar kalınlığı, çeliğin akma dayanımı, çekme dayanımı ve eleman boyudur. Elde edilen bu modeller istatistik açıdan irdelenmiştir. Ayrıca, önerilen modellerin güvenilirliği ve tekrarlanabilirliği gerçek deneysel verilerle karşılaştırılmalı olarak analiz edilmiş; önerilen gen ekspresyonu programlama modeli ile deneysel veriler arasında korelasyonun test veri kümesi için 0,84 olduğu, diğer taraftan yapay sinir ağları modeli için ise bu değerin 0,99 olduğu görülmüştür.

Anahtar Kelimeler: Çelik kolon, eliptik kesit, modelleme, tahmin, yük taşıma kapasitesi

ABSTRACT

In recent years, there has been a growing interest in the use of elliptical profiles as having high strength and being as hot-rolled or cold-formed. Elliptical sections provide superiority with their minor and major axis properties as well as their aesthetic features. In this study, by using soft computing methods such as gene expression programming and artificial neural network, numerical models were developed to estimate the load carrying capacity of elliptical columns under compression and bending. For this, training and testing of the models were conducted using experimental data from the existing literature. Nine different variables were utilized, namely, buckling axis, eccentricity in the y and z directions, large and small outer diameters of the section, wall thickness, yield and tensile strength of the steel and column length. The proposed models were statistically examined. Moreover, the robustness and repeatability of the proposed models were analyzed in comparison with actual experimental data; for the testing data set, it was observed that the correlation coefficient for the gene expression programming model was 0.84 while that for the artificial neural network model was 0.99.

Keywords: Steel column, elliptical section, modeling, prediction, load carrying capacity

ToCite: KURT, M., GÜNEYİSİ, E.M., & MERMERDAŞ, K., (2024). BASINÇ VE EĞİLME ALTINDAKİ ELİPTİK KOLONLARIN TAŞIMA KAPASİTELERİNİN ESNEK HESAPLAMA YÖNTEMLERİ İLE TAHMİNİ. Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi, 27(3), 985-998.

GİRİŞ

Çelik ve kompozit yapısal sistemlerde, boru profiller hem verimli kullanılabilmeleri hem de estetik görünümleri sebebiyle çoğunlukla tercih edilmektedirler. Boru profil olarak sıklıkla kullanılan dairesel, dikdörtgen ve kare kesitlere ilaveten, son yıllarda eliptik kesitlerin üretimine ve kullanımına olan ilgi artmaktadır. Özellikle iki yönde farklı eğilme momentine maruz kalan ve/veya iki ana eksen için farklı burkulma boyları olmasına sebep olan diyagonal eleman bağlantıları ve farklı mesnet koşulları mevcut olduğunda, büyük ve küçük eksene sahip olmaları eliptik boru kesitlerin, dairesel kesitlere göre daha verimli kullanılabilmesini sağlamaktadır (Chan ve Gardner, 2009). Günümüzde eliptik boru kesitler bu avantajları sebebiyle önemli yapılarda kullanılmaktadır; örneğin Londra Heatrow ve Madrid Barajas havaalanlarında, Braemar Society köprüsünde uygulamaları görülmektedir (Corus 2006, Vinuela-Rueda ve Martinez-Salcedo, 2006).

Literatürde eliptik boru kesitler ile ilgili dikkat çeken çalışmalardan bazıları eliptik kesitlerin sınıflandırması (Gardner ve Chan, 2007); farklı yükleme koşulları örneğin iki ana eksende eğilme momenti (Chan ve Gardner, 2008a), kesme ve eğilme (Gardner vd., 2008) için eliptik kesit tasarım önerileri üzerinedir. Bunlara ilaveten, basınç altında eliptik kesit tasarım dayanımının belirlenmesini (Chan ve Gardner, 2008b) ve birleşik yükleme altındaki eliptik kesitler için kesit sınıflandırılmasına bağlı olarak tamamen plastik veya elastik etkileşim formulasyonlarının oluşturulmasını (Nowzartash ve Mohareb, 2009) içeren çalışmalar da bulunmaktadır. Ayrıca, eliptik kolonların elastik burkulma davranışına (Law ve Gardner, 2013; Gardner vd., 2011; Theofanous vd., 2009; Chan ve Gardner, 2009; Ruiz-Teran ve Gardner, 2008; Zhu ve Wilkinson, 2006) ve beton dolgulu eliptik kompozit kolonların davranışına (Zhao ve Packer, 2009; Yang vd., 2008; Zhao vd., 2007; İpek ve Güneyisi, 2022) odaklanan analitik ve deneysel çalışmalar da mevcuttur.

Bu çalışmada ise, eksenel yük ve/veya moment etkisindeki eliptik kesitli kolonlarının maksimum yük taşıma kapasitelerinin tespiti ile ilgili literatürdeki mevcut deneysel veriler kullanılarak; eliptik kesitli kolon kapasitelerinin gen ifade programlama (GEP) ve yapay sinir ağları (YSA) yöntemleriyle modellenmesi amaçlanmıştır. Geliştirilen tahmin modellerinin performansları deneysel veri sonuçları ile karşılaştırılarak istatistiki olarak değerlendirilmiştir.

DENEYSEL VERİ TABANI

Eliptik kesitli kolonların basınç ve eğilme etkisi altındaki yük taşıma kapasitesine ilişkin bir tahmin modelinin üretilmesinde literatürde bulunan mevcut deneysel verilerden yararlanılmıştır (Law ve Gardner, 2013; Chan ve Gardner, 2009; Theofanous vd., 2009). Eliptik kesitli kolonlara ait toplam 54 deney sonucu kullanılmıştır. Kullanılan bu veri tabanının ayrıntıları Tablo 1'de sunulmaktadır. Tablodan da görüldüğü üzere test numunelerinin geometrik ve mekanik özellikleri farklılık göstermektedir. Numuneler küçük ve büyük eksenlerinde dışmerkezli ve merkezi eksenel yük altında eğilme burkulması açısından test edilmişlerdir. Modellemede dokuz farklı değişken kullanılmıştır. Bunlar eliptik kolonun burkulma ekseni (*BE*), y ve z yönlerindeki dışmerkezlik değeri (e_y ve e_z), kesitin büyük ve küçük dış çapları (ϕ_1 =2a ve ϕ_2 =2b), cidar kalınlığı (t), çeliğin akma ve çekme dayanımları (f_y ve f_u) ve eleman boyudur (L_{cr}). Deneysel veriler incelendiğinde deney numunelerinin narin numuneler olduğu, eleman boylarının 700 ila 3190 mm arasında değiştiği, boy-büyük dış çap oranının 4,6 ile 36,0 ve boy-küçük çap oranının 9,2 ile 55,0 arasında değiştiği görülmektedir. Ayrıca Tablo 1'de test numunelerine ait maksimum yük taşıma kapasitelerindeki (N_u) değişimler de görülmektedir. Deney düzeneğinin ve eliptik kesitin detayları Şekil 1'de sunulmaktadır.

Esnek hesaplama yaklaşımları izlenebilir, güvenilir ve düşük çözüm maliyetine sahip olabilmek için belirsizlik toleransından yararlanmayı hedefleyen bir yöntemler grubu olarak tanımlamaktadır (Zadeh, 1994). Bulanık mantık, genetik algoritma, genetik programlama ve yapay sinir ağı esnek hesaplamanın ana teknikleri olarak düşünülebilir (D'Aniello vd., 2014). Sunulan bu çalışmada esnek hesaplama yöntemlerinden genetik programlama ve yapay sinir ağları, eliptik kesitli kolonların basınç ve eğilme etkisi altındaki maksimum yük taşıma kapasitesine ilişkin iki farklı tahmin modeli geliştirmek için kullanılmıştır.

Genetik programlama günümüzde ayrık, türevi olmayan, kombinatuar (düzenleme-modelleme-sonuç inceleme) analiz ve genel doğrusal olmayan mühendislik optimizasyon problemlerini çözmek için başarıyla uygulanabilmektedir (Goldberg, 1989). Genetik programlamanın temelinde genetik algoritmaların bilgisayar programları vasıtasıyla uygulanması yer almaktadır (Koza, 1992).

M. Kurt, E. M. Güneyisi, K. Mermerdaş

Tablo 1. Kullanılan Deneysel Veriler											
					Büyük			Çeliğin	Çeliğin		
. .					Dış	Küçük	Cidar	Akma	Kopma	Eleman	Yük
Deneysel			Dışmer	kezlik	Çap	Dış Çap	kalınlığı	Dayanımı	Dayanımı	Boyu	Kapasitesi
Veri		BE	e _v	e _z	2a	2b	t	fv	քո	Ler	
	No	22	(mm)	(mm)	(mm)	-~ (mm)	(mm)	(N/mm^2)	(N/mm^2)	(mm)	(LN)
	1	0	(1111)	(11111)	(1111)	(11111)	(1111)	(14/11111)	(1 1/1111)	(11111)	(611)
	1	0	0	0	150,56	/5,48 76	4,14	380	506	700	495 614
	3	0	0	0	150,00	75.25	6.27	381	509	700	820
	4	1	0	0	150,54	75,4	4,24	373	514	700	573
	5	1	0	0	150,21	75,64	5,11	364	503	700	677
	6	1	0	0	150,28	75,53	6,35	400	515	700	866
	7	0	0	0	150,44	75,53	4,2	380	512	1500	507
	8	0	0	0	150,31	75,48	5,19	374	506	1500	647
	9	0	0	0	148,36	75,62	6,3	381	509	1500	789
Chan ve	10	1	0	0	150,05	75,51	4,20	373	503	1500	538 680
Gardner	12	1	0	0	148.47	75,9	6.33	400	515	1500	836
(2009)	13	0	0	0	150,26	75,4	4,22	380	512	2300	365
	14	0	0	0	150,11	75,4	5,12	374	506	2300	393
	15	0	0	0	148,82	75,92	6,31	381	509	2300	452
	16	1	0	0	150,34	75,46	4,17	373	514	2300	489
	17	1	0	0	150,05	75,54	5,09	364	503	2300	611
	18	1	0	0	148,77	75,78	6,21	400	515	2300	814
	19	0	0	0	150,5	75,45	4,22	380	512	3100	234
	20	0	0	0	149,95	75.85	5,09	374	509	3100	242
	21	1	0	0	150.46	75,43	4.18	373	514	3100	429
	23	1	0	0	150,03	75,67	5,13	364	503	3100	509
	24	1	0	0	148,6	75,91	6,21	400	515	3100	648
	25	0	0	0	85,41	57,16	3,11	335	591,5	699,5	181,8
Theoferous	26	1	0	0	85,48	56,84	3,09	335	591,5	700,6	196,9
Theoranous	27	0	0	0	86,05	56,21	3,11	335	591,5	1499,6	116,1
vd. (2009)	28	1	0	0	85,91	56,7	3,15	335	591,5	1500,5	150,8
	29	1	0	0	86.02	56.33	3,11	335	591,5	2299,5	12,5
	31	1	0	0	150.35	75,74	4.93	358	468	1330	645.4
	32	1	25	0	150,52	75,33	5.01	344	470	1310	390.8
	33	1	50	0	150,5	75,58	5,02	360	485	1310	323,4
	34	1	150	0	150,33	75,87	4,98	388	510	1310	142,4
	35	0	0	0	150,46	75,56	4,97	358	468	1330	636,7
	36	0	0	15	150,27	75,8	4,97	326	452	1310	350,5
	37	0	0	25	150,36	75,81	5,08	326	452	1310	271,5
	30	1	0	0	150,2	/3,/ 757	4,98	320	452	2330	594.9
	40	1	25	0	150,52	75.88	4,93	344	491	2330	339.8
Law ve	41	1	50	0	150,28	75,73	4,95	388	510	2310	245,7
Gardnar	42	1	150	0	150,36	75,33	4,99	373	489	2310	123,5
Garuilei	43	0	0	0	150,33	75,41	4,98	377	491	2330	430,3
(2013)	44	0	0	25	150,03	75,84	5,06	344	470	2310	211,7
	45	0	0	50	150	75,57	5,03	344	470	2310	146,2
	46	0	0	150	150,16	75,86	4,98	373	489	2310	73,3
	47	1	0	0	150,16	/5,64	4,84	326	452	3190	475,4
	48	1	23 50	0	150,10	/3,3	4,92	3/1	4/3	3170	281,8 212.5
	50	1	150	0	150.03	75.62	4,96	341	473	3170	113.5
	51	0	0	0	150,18	75,68	4,82	388	510	3180	226
	52	0	0	50	150,17	75,4	4,93	326	452	3170	109,4
	53	0	0	100	150,3	75,52	4,95	358	468	3170	80,2
	54	0	0	200	149,95	75,54	4,96	358	468	3170	51,6



Şekil 1. Deney Düzeneği ve Eliptik Kesitin Detayları

Genetik algoritmalar arasında çaprazlama, mutasyon, üreme, gen çoğaltma ve gen silme yer alır. Başka bir deyişle genetik algoritmalarda bir embriyoyu gelişmiş bir varlığa dönüştürmek için gerekli gelişimsel süreçlerin analogları kullanılmaktadır. Yani genetik programlama, kullanıcı tarafından tanımlanan bir görevi yerine getiren veya bir sorunu çözmek için genetik olarak bir dizi bilgisayar programı üreten, biyolojik evrim kurallarını kullanan bir yöntemdir (D'Aniello vd., 2015). Gen ifade programlaması (GEP) ise genetik algoritmaların ve genetik programlamanın doğal bir gelişimi olarak ortaya çıkmıştır (Ferreira, 2001). Bir GEP algoritmasının ilk adını, başlangıç popülasyonu için her bireyin sabit uzunluktaki kromozomlarının rastgele üretilmesidir. Kromozomların belirlenmesi ve temsil ettiği çözümün yeterliliğine göre her bireyin uygunluğu değerlendirilir (D'Aniello vd., 2015). Bu çalışmada GEP tabanlı matematiksel model, GeneXproTools.4.0 yazılımı kullanılarak geliştirilmiştir.

Yapay sinir ağları (YSA), beyin gibi biyolojik sinir sisteminin mikro yapısını temel alan algoritmaları uygulayan bir sistemdir (Zhang ve Friedrich, 2003). Belirli sorunları çözmek için birlikte çalışan çok sayıda birbirine yüksek derecede bağlı işlem elemanlarından, başka bir deyişle nöronlardan oluşur. Özellikle biyolojik sistemlerde olduğu gibi öğrenme süreci, nöronlar arasındaki sinir ağları iletişimi bağlantılardaki ayarlamaları içerir (D'Aniello vd., 2015; Wasserman, 1989). Bu çalışmada, YSA tabanlı matematiksel modelin geliştirilmesi için Matlab V. R2012a programında hazır bulunan Nftool aracı kullanılmıştır. YSA uygulamasında, sayısal girdilerden oluşan bir veri tabanı ile sayısal çıktılar arasında eşleşme yapmak için bir sinir ağı kullanılır. Nftool aracı bir ağ oluşturur ve eğitirken, ortalama karesel hata ve regresyon analizini kullanarak eşleşme performansını değerlendirir. Sigmoid nöronlara ve doğrusal çıkış nöronlarına sahip iki katmanlı ileri beslemeli bir ağ, gizli katmanında tutarlı veriler ve yeterli sayıda nöron kullanıldığında, çok boyutlu eşleşme problemlerine etkin bir çözüm yöntemi olarak uygulanabilir. Ağ yapısı Levenberg-Marquardt geri besleme algoritması kullanılarak eğitilmiştir (Levenberg, 1944).

ÖNERİLEN MODELLER

GEP Modeli

Eliptik kesitli kolonların yük taşıma kapasitesinin (N_u) belirlenmesi için gen ifade programlama (GEP) kullanılarak geliştirilen tahmin modeli Denklem 1'de sunulmaktadır. Ayrıca, matematiksel modellerin geliştirilmesinde kullanılan GEP parametreleri Tablo 2'de verilmektedir. Tablodan da görüldüğü üzere, tahmin kapasitesi yüksek bir

KSÜ Mühendislik Bilimleri Dergisi, 27(3), 2024	989	KSU J Eng Sci, 27(3), 2024
Araștırma Makalesi		Research Article

model oluşturulmak için 5 gen ve çeşitli matematiksel işlemler kullanılmıştır. Her gen aslında Şekil 2'de verilen bir formül ağacına karşılık gelmektedir. Formül ağaçlarının kullanılması matematiksel ve/veya mantıksal değişimlerin derlenebilmesi ve hızlı algılama açısından kolaylık sağlamaktadır. Genler dolayısıyla her bir formül ağacı, çarpım yoluyla ana modele bağlanır. Bu nedenle, öncelikle Denklem 1a-1e'de verilen fonksiyonlarda girdi parametreleri yerine konulur ve her bir gen elde edilir. Denklem 1'de verildiği gibi çarpım yoluyla da tahmin değeri bulunur. Bu tahmin modeli kullanılırken girdi parametrelerinin normalizasyonuna veya başka bir dönüşüme ihtiyaç duyulmamaktadır. Ancak, genlerin oluşturulmasında kullanılan trigonometrik fonksiyonların radyan birimlerle ifade edildiğine dikkat edilmelidir.

$$N_U = N_1 \times N_2 \times N_3 \times N_4 \times N_5 \tag{1}$$

$$N_1 = e^{K_1} \qquad K_1 = \left[log \left(log \left(log (d_5)^2 + \frac{d_6 + d_7}{d_8 - d_7} \right) \right) \right]^3$$
(1.a)

$$N_2 = e^{K_2} \quad K_2 = \frac{d_5}{(d_1 + \sqrt[3]{d_8}) \times (0.376282)^2 + 3.166931}$$
(1.b)

$$N_3 = \sqrt[3]{e^{\sqrt[3]{d_3}} - (d_1 + 9.720703) + d_0 \times \arctan(e^{d_5})}$$
(1.c)

$$N_4 = \sqrt[3]{2d_4 + (d_5 + d_0) \times (d_0 - 7.112671) - 7.112671 - d_1 + d_3}$$
(1.d)

$$N_5 = \frac{1}{\log(e^{d_4} + d_0 \times d_2) - \log(d_3) + d_2 - 1.180572}$$
(1.e)

Yukarıdaki denklemlerde; d₀: burkulma ekseni, *BE* (kukla değişkenler: küçük eksen için 0, büyük eksen için 1); d₁: y eksenindeki dışmerkezlik, e_y (mm); d₂: z eksenindeki dışmerkezlilik, e_z (mm); d₃: büyük dış çap, ϕ_1 (mm); d₄: küçük dış çap, ϕ_2 (mm); d₅: kesit cidar kalınlığı, t (mm); d₆: çeliğin akma dayanımı, f_y (MPa); d₇: çeliğin çekme dayanımı, f_u (MPa); ve d₈: eleman boyu, L_{cr} (mm)'dir.

P1	Fonksiyonlar	+, -, *, /, ^, log, exp
P2	Nesil Sayısı	74541
P3	Kromozomlar	30
P4	Baş ölçüsü	10
P5	Bağlantı fonksiyonu	Çarpma
P6	Gen adedi	5
P7	Mutasyon oranı	0,044
P8	Inversiyon oranı	0,1
P9	Tek noktalı rekombinasyon oranı	0,3
P10	İki noktalı rekombinasyon oranı	0,3
P11	Gen rekombinasyon oranı	0,1
P12	Gen aktarım oranı	0,1

Geliştirilen GEP modelinin performansı, hem eğitim hem de test veri kümeleri için Şekil 3'de gösterilmektedir. Şekillerde, GEP ile elde edilen tahmin sonuçlarına karşılık gelen deneysel sonuçlar çizilmiştir. Şekilden de görüldüğü üzere hem eğitim hem de test veri kümeleri için, deneysel sonuçlar ile önerilen model arasında belirleyicilik katsayısı (R²) yüksek doğrusal ilişkiler bulunmuş ve sırasıyla R² değerleri 0,936 ve 0,841 olarak elde edilmiştir. Bu durum geliştirilen modelin tutarlılığının ve kullanılabilirliğinin bir göstergesi olarak değerlendirilmiştir.

M. Kurt, E. M. Güneyisi, K. Mermerdaş



Şekil 2. GEP Modeli İfade Ağacı (İA) [d₀: burkulma ekseni, *BE*; d₁: y eksenindeki dışmerkezlik, *e_y*; d₂: z eksenindeki dışmerkezlik, *e_z*; d₃: büyük dış çap, *φ₁*; d₄: küçük dış çap, *φ₂*; d₅: kesit cidar kalınlığı, *t*; d₆: çeliğin akma dayanımı, *f_y*; d₇: çeliğin çekme dayanımı, *f_u*; ve d₈: eleman boyu, *L_{cr}*; c₀ ve c₁: sabitler (Dal-İA 2 için c₀=0.376282, c₁=3.166931, Dal-İA 3 için c₁=-1.759613, Dal-İA 4 için c₀=-7.112671, Dal-İA 5 için c₁=-1.180572]



Şekil 3. GEP Tabanlı Modelden Elde Edilen Eksenel Yük Kapasitesi ile Deneysel Verilerin İlişkisi: a. Eğitim Veri Kümesi b. Test Veri Kümesi

YSA Modeli

YSA modeli geliştirilirken Şekil 4'de gösterildiği gibi 9 girdi, 10 nöron ve 1 çıktıdan oluşan 9-10-1 yapısına sahip bir ağ modeli kullanılmıştır. Giriş katmanında kullanılan 9 nokta, girdi parametrelerine yani *BE, e_y, e_z, \phi_1, \phi_2, <i>t*, *f_y, f_u*, ve *L_{cr}* 'ye karşılık gelmektedir. Gizli katmanda 10 nöron bulunmakta ve çıkış katmanı ise eliptik kesitli kolonların basınç ve eğilme altında eksenel yük taşıma kapasitesi tahminine karşılık gelmektedir. Gizli katmandaki nöron sayısı, hem eğitim hem de test veri tabanı için minimum ortalama kare hatası ve en yüksek R² veren deneme-yanılma çalışmasına dayanarak belirlenmiştir.

YSA modelinde veriler normalize edilerek kullanılır. Verilerin normalize edilebilmesi için Denklem 2 kullanılır. Bu denklemdeki a ve b normalizasyon katsayıları veri tabanındaki maksimum ve minimum değerler dikkate alınarak hesaplanır. Maksimum-minimum değerler ile normalizasyon katsayıları Tablo 3'de verilmiştir.

M. Kurt, E. M. Güneyisi, K. Mermerdaş

$$\beta_{normalize} = a\beta + b \tag{2}$$

$$a = \frac{2}{\beta_{\max} - \beta_{\min}} \tag{2.1}$$

$$b = -\frac{\beta_{\max} + \beta_{\min}}{\beta_{\max} - \beta_{\min}}$$
(2.2)

Burada β_{max} girdi veya çıktı verilerinin maksimum gerçek değerlerini gösterirken β_{min} ise girdi veya çıktı verilerinin minimum gerçek değerlerini göstermektedir.

YSA modeli ve karşılık gelen matematiksel işlemler Denklem 3-6'da verilmiştir. YSA modeline dahil edilmeden önce tüm sayısal girdi parametreleri [-1, 1] aralığında normalize edilmiştir. Bu nedenle YSA modeli kullanılırken verilen matematiksel işlemlerde normalize edilmiş girdi parametrelerinin girilmesi gerekir. Benzer şekilde, YSA modelinden tahmin edilen basınç ve eğilme altında eksenel yük taşıma kapasitesi sonucu da Denklem 2'ye göre normalize edilmiş formda bulunmaktadır.

$$N_{U, Normalized} = \begin{bmatrix} -0.85563 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1.1094 \\ -0.5611 \\ -0.7535 \\ -0.4084 \\ 0.3063 \\ -0.8912 \\ -1.0649 \\ 0.4799 \\ 0.6560 \\ -1.0305 \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} f(U_1) \\ f(U_2) \\ f(U_3) \\ f(U_4) \\ f(U_4) \\ f(U_5) \\ f(U_6) \\ f(U_7) \\ f(U_8) \\ f(U_9) \\ f(U_1) \end{bmatrix}$$

Burada U değerleri Denklem 3'de hesaplanan düğümlerin sayısal değerleridir. f(x), Denklem 4 ile ifade edilen aktivasyon fonksiyonudur.

$$U = \begin{bmatrix} 0.3533 & -1.4871 & -1.818 & -1.2095 & 0.1977 & 0.1029 & 0.3386 & -0.7101 & -0.6207 \\ 0.0399 & -0.4668 & 0.8858 & -0.5144 & -1.1263 & 0.268 & -1.2816 & 0.1315 & 0.3882 \\ -0.3066 & -0.9782 & 1.0615 & 0.2953 & -1.0664 & -0.1362 & -0.068 & -1.2445 & -0.5342 \\ -0.0791 & 0.2975 & 0.6775 & -0.2269 & 0.125 & -0.7673 & 1.9201 & 0.793 & -0.5507 \\ -0.6908 & 0.7073 & 1.2581 & -0.5178 & 0.1585 & -0.1707 & 0.4447 & -0.7484 & 0.3106 \\ 1.2544 & -1.262 & 0.6247 & -0.383 & 0.1829 & -0.9236 & -0.5814 & -1.00201 & -1.6158 \\ -1.1735 & 1.3337 & -0.6248 & 0.8202 & -0.1267 & 0.5817 & 0.3688 & 0.8762 & 1.6906 \\ -0.9088 & -0.0409 & 0.047 & 0.3543 & -0.7393 & 0.2833 & 1.1415 & 0.3975 & -0.987 \\ -0.2954 & -2.1719 & -0.2803 & -0.7164 & -0.8888 & -0.7839 & -0.2705 & -0.9041 & 0.0919 \\ 0.0144 & -0.44 & 0.1033 & -1.3161 & -0.8 & -0.9774 & -0.511 & -0.0694 & -0.0612 \\ 0.0144 & -0.44 & 0.1033 & -1.3161 & -0.8 & -0.9774 & -0.511 & -0.0694 & -0.0612 \\ 0.0144 & -0.44 & 0.1033 & -1.3161 & -0.8 & -0.9774 & -0.511 & -0.0694 & -0.0612 \\ 0.0144 & -0.44 & 0.1033 & -1.3161 & -0.8 & -0.9774 & -0.511 & -0.0694 & -0.0612 \\ 0.0145 & -0.0145 & -0.0165 & -0.0164 & -0.0165 & -0.0164 & -0.0174 & -0.01$$

$$f(x) = \frac{2}{1 - e^{-2x}} - 1 \tag{5}$$

 $N_{U} = \frac{N_{U,Normalize} + 1,0983765447056}{0,00242306760358614}$

(6)

(3)

M. Kurt, E. M. Güneyisi, K. Mermerdaş

Tablo 3. Girdi ve Çıktı Verileri için Normalizasyon Katsayıları

Cirdi Daramatralari	Normalizasyon Parametreleri						
Girdi Parametreleri	β_{max}	β_{min}	a	b			
BE	1	0	2	-1			
e_y (mm)	15	0	0,133333333	-1			
e _z (mm)	200	0	0,01	-1			
$\phi_I (\mathrm{mm})$	150,56	85,41	0,030698388	-3,62195			
$\phi_2 \text{ (mm)}$	76,08	56,21	0,100654253	-6,65778			
<i>t</i> (mm)	6,35	3,09	0,613496933	-2,89571			
f_y (MPa)	400	326	0,027027027	-9,81081			
f_u (MPa)	591,5	452	0,014336918	-7,48029			
$L_{cr}(mm)$	3190	699,5	0,000803052	-1,56173			
N_u (kN)	866	40,6	0,002423068	-1,09838			



Şekil 4. Geliştirilen YSA Modelinin Yapısı

Şekil 5'de YSA modelinin performansı hem eğitim hem de test veri kümeleri için gösterilmiştir. Eğitim ve test veri grubunun eğiliminin birbirine benzer olduğu şekilden de görülmektedir. Önerilen model ile deneysel veriler arasında eğitim veri seti için R² 0,998 iken test veri seti için bu katsayı 0,994'tür. Önerilen model ile %100 uyum çizgisine çok yakın değerler elde edildiği görülmektedir. Ayrıca, önerilen YSA modelinin GEP modeline göre %100 uyum çizgisine daha yakın olması ve R² değerlerinin daha yüksek olması bu modelin daha yüksek kesinliğe ve doğruluğa sahip olduğunu göstermektedir.



Şekil 5. YSA Tabanlı Modelden Elde Edilen Eksenel Yük Kapasitesi ile Deneysel Verilerin İlişkisi: a. Eğitim Veri Kümesi b. Test Veri Kümesi

Önerilen Modellerin Performansı

Modellerin performansını karşılaştırmak için önerilen modeldeki değerin gerçek (deneysel) değere oranı ($N_{u,YSA}/N_u$ ve $N_{u,GEP}/N_u$) hesaplanarak Şekil 6'da gösterilmiştir. "Normalize değer" olarak adlandırılan bu göstergede mükemmel performans 1,0 iken bu değerin altı "düşük tahmin" üstü ise "aşırı tahmin" olarak değerlendirilmiştir. Önerilen modellerin performansının normalize edilmiş değerleri ile karşılık gelen deneysel değerler açısından karşılaştırmasını gösteren Şekil 6 incelendiğinde YSA ile elde edilen normalize edilmiş değerlerin çoğunlukla 1,0 değerine yakın oldukları görülmektedir. Bu sonuçlardan anlaşıldığı üzere özellikle YSA modeli ile mükemmele yakın bir tahmin performansı sağlanmıştır. YSA modeli için normalize edilmiş verilerin 0,623 ile 1,274 arasında olduğu tespit edilmiştir. Diğer taraftan, GEP modeli için normalize edilmiş verilerin 0,79 ile 2,88 arasında değiştiği tespit edilmiştir. Veri setinde GEP modelinin tahmin performansının, deneysel verilerin 300 kN'dan fazla eksenel yük kapasitesine sahip veriler için daha iyi olduğu görülmüştür. Tahmin modellerinin performansının daha ayrıntılı değerlendirilmesi amacıyla aşağıda Denklem 7-9'da verilen istatistiksel parametreler hesaplanmış ve Tablo 4'de önerilen modeller için verilmiştir.

(8)

M. Kurt, E. M. Güneyisi, K. Mermerdaş

Model OMYH OKH KOKH \mathbb{R}^2 Eğitim Test Eğitim Test Eğitim Test Eğitim Test GEP 10,034 32,092 3959,36 6490,86 80,566 0,9362 0,841 62,923 1,488 3,848 144,295 276,196 12,012 16,619 0.9978 0,9941 YSA

Tablo 4 Önerilen Modellere ait İstatistiksel Hata Oranları

Ortalama Mutlak Yüzde Hata;
$$OMYH = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \left| \frac{m_i - p_i}{m_i} \right| \times 100$$

$$\begin{aligned} AYH &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \left| \frac{m_i - p_i}{m_i} \right| \times 100 \end{aligned} \tag{7}$$

Ortalama Kare Hata; OKH

Kök Ortalama Kare Hata
$$KOKH = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n} (m_i - p_i)^2}{n}}$$
 (9)

burada *m* ve *p* sırasıyla ölçülen (m_i) ve tahmin edilen (p_i) değerleri ifade etmektedir.

Yukarıdaki denklemler kullanılarak her iki model için hata değerleri hesaplanmıştır. Tablo 4'den de görüldüğü gibi her iki model için hesaplanan hata değerleri birbirlerinden farklılık göstermiş, YSA modeli için çok daha az hata elde edilmiştir. Örneğin, YSA modeli için ortalama mutlak yüzde hata (OMYH) değerleri eğitim ve test veri setleri için sırasıyla yaklaşık 1,5 ve 3,8 olarak; GEP modeli için ise sırasıyla 10,0 ve 32,1 olarak belirlenmiştir. Sonuç olarak, YSA modeli ile GEP modeli tahmin gücü kıyaslandığında, YSA modelinin tahmin performansının GEP modelinin tahmin performansından daha iyi olduğu ortaya konmuştur.



Şekil 6. Önerilen Modellerin Tahmin Performanslarının Karşılaştırılması

Şekil 7, GEP modeli ve YSA modeli tahminleri için eksenel yük kapasitesi (Nu) değerlerinin belirli aralıkları için ortalama mutlak hatalarının karşılaştırılmasını göstermektedir. Önerilen YSA modelinin hata oranı GEP modelininkine göre oldukça düşük olduğu, ancak GEP modeli için hata oranının Nu değeri arttıkça azaldığı görülmüştür. Ayrıca, GEP modeli için en yüksek ortalama hata yaklaşık %26,93 ile $N_u \leq 200$ aralığındaki veriler için olurken, YSA modeli için en yüksek ortalama hata yaklaşık %6,63 ile $N_u \leq 200$ aralığındaki verilerde görülmüştür. YSA modeli için en küçük ortalama hata $200 < N_u \le 400$ aralığındaki veriler için yaklaşık %0,23 olarak elde edilmiştir. GEP modeli için en küçük ortalama hata ise $400 < N_u \le 600$ aralığında yaklaşık %9,10 olarak belirlenmiştir.

M. Kurt, E. M. Güneyisi, K. Mermerdaş



Şekil 7 Önerilen Modellerin Veri Dağılımına Bağlı Hata Analizi

Şekil 7 ve Tablo 4 OMYH değerleri açısından birlikte değerlendirildiklerinde, GEP modeli için elde edilen değerlerin YSA sonuçlarından elde edilenlere göre oldukça yüksek olduğu dikkat çekmektedir. Tüm veri seti için hesaplama yapıldığında OMYH değerleri GEP için %17, YSA modeli için ise %2,2 olarak bulunmaktadır. OMYH değerlerinin çok yüksek olması durumu, özellikle N_u değeri 200 kN altında olan örneklerden elde edilen değerlerde daha belirgindir. Burada OMYH değerleri GEP için %27 mertebelerinde iken YSA için en yüksek değer olan %6,6 elde edilmiştir. Bunun sebebi, girdi parametresi olarak kullanılan deney parametreleri ile çıktı verisi olarak kullanılan N_u değerleri arasında yeterli anlamlılık düzeyinde ilişki bulunmaması olabilir. İleri dönemde yapılacak çalışmalarda veri setinin detaylandırılması ve model parametrelerinin optimize edilmesiyle GEP için daha düşük hata oranları veren modellerin geliştirilebileceği öngörülmektedir. Fakat bu çalışmada N_u değerinin 200 kN değerinden yüksek olduğu durumlar için YSA'dan elde edilen tahmin değerlerinin oldukça düşük hata oranıyla ve neredeyse gerçeğe yakın değerlerle örtüşecek şekilde sonuç verdiği dikkate alınmalıdır.

SONUÇLAR

Eliptik kesitli kolonlarının maksimum yük taşıma kapasitelerinin tahmini için numerik modeller esnek hesaplama yöntemlerinden gen ekspresyonu programlama ve yapay sinir ağları yöntemleri kullanılarak geliştirilmiştir. Tahmin modelleri birbirleri ile istatistik açıdan değerlendirilmiştir. Sonuçlar aşağıda verilmektedir.

- Önerilen modellerin, eliptik içi boş kesitli kolonların basınç ve eğilme altındaki maksimum kapasitelerinin tahmin etmede başarıyla kullanılabileceği görülmüştür. İki modelin karşılaştırılması sonucunda YSA modelinin GEP modelinden daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür.
- Hem eğitim veri seti hem de test veri seti için, deneysel sonuçlar ile önerilen YSA modeli arasında yüksek doğrusal ilişki bulunmuş ve sırasıyla korelasyon katsayısı (R²) değerleri 0,998 ve 0,994 olarak elde edilmiştir. Buna karşın, GEP modeli için bu değerler 0,936 ve 0,841 olarak belirlenmiştir.
- Tahmin verileri ile deneysel veriler karşılaştırıldığında, YSA modeli için normalize edilmiş verilerin (N_{u,YSA}/N_u) 0,623 ile 1,274 arasında olduğu, GEP modeli için normalize edilmiş verilerin (N_{u,GEP}/N_u) 0,79 ile 2,88 arasında değiştiği görülmüştür.
- Önerilen modellerin veri dağılımına bağlı hata analizi sonuçlarına göre, GEP modeli için ortalama hatanın %9,1 ila %26,9 arasında olduğu, YSA modeli için ise bu değerlerin %0,2 ila %6,6 arasında olduğu tespit edilmiştir. Önerilen YSA modelinin hata oranının GEP modelininkine göre eksenel yük değerindeki değişimlerden bağımsız olarak oldukça düşük olduğu görülmüştür. Diğer taraftan GEP modeli için hata oranının N_u değeri arttıkça azalma eğiliminde olduğu tespit edilmiştir.

KAYNAKLAR

Chan, T.M., & Gardner, L. (2008a). Bending strength of hot-rolled elliptical hollow sections. *Journal of Constructional Steel Research*, 64(9), 971–86. https://doi.org/10.1016/j.jcsr.2007.11.001

Chan, T.M., & Gardner, L. (2008b). Compressive resistance of hot-rolled elliptical hollow sections. *Engineering Structures*; 30(2), 522–32. https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2007.04.019

Chan, T.M., & Gardner, L. (2009). Flexural buckling of elliptical hollow section columns. *ASCE, Journal of Structural Engineering*, 135(5), 546-557. https://doi.org/10.1061/(ASCE)ST.1943-541X.0000005

Corus (2006). Celsius 355 Ovals, Corus Tubes-Structural & Conveyance Business, Corby, U.K.

D'Aniello, M., Güneyisi, E.M., Landolfo, R. & Mermerdaş, K. (2014). Analytical prediction of available rotation capacity of cold-formed rectangular and square hollow section beams. *Thin-Walled Structures*, 77(April), 141-152. https://doi.org/10.1016/j.tws.2013.09.015

D'Aniello, M., Güneyisi, E.M., Landolfo, R. & Mermerdaş, K. (2015). Predictive models of the flexural overstrength factor for steel thin-walled circular hollow section beams, *Thin-Walled Structures*, 94(September), 67-78. https://doi.org/10.1016/j.tws.2015.03.020

Ferreira, C. (2001). Gene expression programming: a new adaptive algorithm for solving problems. *Complex Systems*, 13(2), 87-129. https://doi.org/10.48550/arXiv.cs/0102027

Gardner, L., Chan, T.M. & Abela, J.M. (2011). Structural behaviour of elliptical hollow sections under combined compression and uniaxial bending. *Advanced Steel Construction*, 7(1), 86–113. https://doi.org/10.18057/IJASC.2011.7.1.6

Gardner, L., & Chan, T.M. (2007). Cross-section classification of elliptical hollow sections. *Steel and Composite Structures*, 7(3), 185–200. https://doi.org/10.12989/scs.2007.7.3.185

Gardner, L., Chan, T.M., & Wadee, M.A. (2008). Shear response of elliptical hollow sections. Proceedings of the Institution of Civil Engineers -Structures and Buildings, 161(6), 301–309.

Goldberg, D. (1989). Genetic Algorithms in search, optimization and machine learning. MA: Addison-Welsley.

İpek, S., & Güneyisi, E.M. (2022) Application of Eurocode 4 design provisions and development of new predictive models for eccentrically loaded CFST elliptical columns, *Journal of Building Engineering*, 48, 103945. https://doi.org/10.1016/j.jobe.2021.103945

Koza, J.R. (1992). Genetic programming: On the programming of computers by means of natural selection. MIT Press.

Law, K.H., & Gardner, L. (2013). Buckling of elliptical hollow section members under combined compression and uniaxial bending. *Journal of Constructional Steel Research*, 86(July), 1-16. https://doi.org/10.1016/j.jcsr.2013.03.008

Levenberg, K. (1944). A method for the solution of certain non-linear problems in least squares. *Quarterly of Applied Mathematics*, 2, 164–168. https://www.jstor.org/stable/43633451.

Nowzartash, F., & Mohareb, M. (2009). Plastic interaction relations for elliptical hollow sections. *Thin-Walled Structures*, 47(6–7), 681–691. https://doi.org/10.1016/j.tws.2008.11.010

Ruiz-Teran, A.M., & Gardner, L. (2008). Elastic buckling of elliptical tubes. *Thin-Walled Structures*, 46(11), 1304–1318. https://doi.org/10.1016/j.tws.2008.01.036

Theofanous, M., Chan, T.M., & Gardner, L. (2009). Flexural behaviour of stainless steel oval hollow sections. Thin-Walled Structures, 47(6–7), 776-787. https://doi.org/10.1016/j.tws.2009.01.001

Wasserman, P.D. (1989). Neural Computing Theory and Practice. Van Nostrand Reinhold Co., New York, USA.

Vinuela-Rueda, L., & Martinez-Salcedo, J. (2006). Steel structure and prestressed façade of the new terminal building, Hormigon Acero, 239(1), 71–84.

Yang, H., Lam, D., & Gardner, L. (2008). Testing and analysis of concrete-filled elliptical hollow sections. *Engineering Structures*; 30(12), 3771–3781. https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2008.07.004

Zadeh, L.A. (1994). Soft-computing and fuzzy logic. *IEEE Software*, 11(6), 48–56. https://doi.org/10.1109/52.329401

Zhang, Z., & Friedrich, K. (2003). Artificial neural networks applied to polymer composites: a review. *Composites Science and Technology*, 63(14), 2029–2044. https://doi.org/10.1016/S0266-3538(03)00106-4

Zhao, X.L., & Packer, J.A. (2009). Tests and design of concrete-filled elliptical hollow section stub columns. *Thin-Walled Structures*, 47(6–7), 617–628. https://doi.org/10.1016/j.tws.2008.11.004

Zhao, X.L., Lu, H., & Galteri, S. Tests of elliptical hollow sections filled with SCC self-compacting concrete. In 2007, 5th International Conference on Advances in Steel Structures, Singapore, Research Publishing Services, Singapore, 950–955.

Zhu, Y., & Wilkinson, T. Finite-element analysis of structural steel elliptical hollow sections in pure compression. In 2006 11th International Symposium on Tubular Structures, Québec City, Canada, Taylor & Francis, London, 179– 186.