

Investigation of Buckling Behavior of Beams with Artificial Neural Network

Munise Didem Demirbaş^{a,1}, Murat Oğuz^b, İbrahim Erişen^b

^aErciyes University, Department of Mechanical Engineering, Kayseri, Turkey
ORCID ID: 0000-0001-8043-6813

^bErciyes University, Engineering Faculty, Kayseri, Turkey
ORCID ID: 0000-0003-2489-1461
ORCID ID: 0000-0002-8450-8631

Abstract

In this study, the buckling behavior of a beam simply supported at both ends was analyzed analytically and numerically. The critical load of beams with different cross-sections was found by numerical analysis and these results were confirmed by analytical analyses. Then, the Artificial Neural Network (ANN) model was created using the data of different beam sections. An ANN model is presented in order to find the critical load quickly and effectively for beams with different geometries with the obtained data sets. The training and testing data of this model are detailed for I and tubular beams.

Keywords: “Neural Network Algorithm, Buckling, Beam, Critical Buckling Load”

1. Giriş

Mühendislik alanlarının çoğunda hesaplamaları önceden yapmak ve meydana gelebilecek hataları önceden tahmin etmek çok büyük öneme sahiptir. Makine ve inşaat mühendisliğinde oldukça yaygın olarak kullanılmakta olan kirişlerde bu tahminleri yapmak çok kritiktir. Tasarımda burkulma konusu günümüzde büyük öneme sahiptir. Kirişler, günümüzde gelişen teknolojiyle birlikte farklı narinlik oranlarında tasarlanmaktadır. Narinlik oranının artışına bağlı olarak burkulma yükü azalmakta ve bu durum kritik bir konu haline gelmektedir. Kirişlerde burkulma veya farklı gerilmeler sonucu oluşabilecek deformasyonları tahmin etmek tasarlanacak kirişin malzemesini, kesitini vs. belirlemekte faydalıdır. Ayrıca bu tahminlerde bulunmak ve tasarımı buna göre yapmak maddi ve iş gücü gibi birçok açıdan tasarruf edilmesini sağlamaktadır.

Geçtiğimiz yüzyılın ortalarından itibaren gelişme gösteren bilgisayar programları ve teknoloji bize birçok alan da kolaylık sağlamıştır. Bu alanların içerisinde mühendislikte bulunmaktadır. Günümüzde, geliştirilen birçok teknoloji mühendislik hesaplamalarında kullanılmaktadır. Bunlardan biri de insan beyninin çalışma prensibinden ilham alınarak geliştirilmiş olan yapay sinir ağı algoritmasıdır.

Yapay sinir ağı algoritması, yapay zekâ olarak da bilinmektedir. Birçok sektörde kullanılmakta olan bu teknik mühendislikte de büyük ilgi görmektedir. Bu çalışma da YSA algoritması ile kirişler için yapılan hesaplamalar vasıtasıyla tasarım parametrelerine göre modeller oluşturularak hızlı ve etkili bir şekilde kirişin burkulma yükü belirlenebilecektir.

1.1. Literatür Araştırması

Mühendislik alanlarının çoğunda hesaplamaları önceden yapmak ve meydana gelebilecek hataları önceden tahmin etmek çok büyük öneme sahiptir. Makine ve inşaat mühendisliğinde oldukça yaygın olarak kullanılmakta olan kirişlerde bu tahminleri yapmak çok kritiktir. Tasarımda burkulma konusu günümüzde büyük öneme sahiptir. Kirişler, günümüzde gelişen teknolojiyle birlikte farklı narinlik oranlarında tasarlanmaktadır. Narinlik oranının artışına bağlı olarak burkulma yükü azalmakta ve bu durum kritik bir konu haline gelmektedir. Kirişlerde burkulma veya farklı gerilmeler sonucu oluşabilecek deformasyonları tahmin etmek tasarlanacak kirişin malzemesini, kesitini vs. belirlemekte faydalıdır. Ayrıca bu tahminlerde bulunmak ve tasarımı buna göre yapmak maddi ve iş gücü gibi birçok açıdan tasarruf edilmesini sağlamaktadır.

¹ Corresponding author. Tel.: +0-000-000-0000 ; fax: +0-000-000-0000 .
E-mail address: author@institute.xxx

Geçtiğimiz yüzyılın ortalarından itibaren gelişme gösteren bilgisayar programları ve teknoloji bize birçok alan da kolaylık sağlamıştır. Bu alanların içerisinde mühendislikte bulunmaktadır. Günümüzde, geliştirilen birçok teknoloji mühendislik hesaplamalarında kullanılmaktadır. Bunlardan biri de insan beyninin çalışma prensibinden ilham alınarak geliştirilmiş olan yapay sinir ağı algoritmasıdır.

Yapay sinir ağı algoritması, yapay zekâ olarak da bilinmektedir. Birçok sektörde kullanılmakta olan bu teknik mühendislikte de büyük ilgi görmektedir. Bu çalışma da YSA algoritması ile kirişler için yapılan hesaplamalar vasıtasıyla tasarım parametrelerine göre modeller oluşturularak hızlı ve etkili bir şekilde kirişin burkulma yükü belirlenebilecektir.

Literatür Çalışması

Gelişen teknoloji ile günümüzde yüksek dayanıma sahip birçok malzeme üretilmiştir. Yüksek dayanıma sahip olduklarından bu malzemeler kullanılarak yapılan yapı ve makine elemanlarının geometrik boyutları azalmaktadır. Makine ve inşaat mühendisliğinde yaygın olarak kullanılmakta olan kirişler içinde bu durum söz konusudur. Kesit daralmasına bağlı olarak kritik burkulma yükü önem kazanmaktadır. Yani kirişlerin etkisi altında kaldıkları yükler kritik seviyenin altında kaldıkları müddetçe kirişler elastik yer değiştirme yaparak yükü taşıyabilmektedir. Fakat yük kritik seviyenin üstüne çıktığında burkulma dediğimiz deformasyonu gerçekleştirmektedir.

Kirişlerin tasarımın uygulanmasından önce etkisi altında kalabilecekleri yükü ve dayanımını hesaplamak gerekmektedir. Hesaplamalar da ortaya çıkabilecek yanlışlıklar, geri dönüşü olmayacak hataları ve kazaları ortaya çıkarabilir. Kirişler kritik yük etkisi altında plastik deformasyona uğramadan çalışabilmektedir.

Kirişlerin kritik yüklemesiyle ilgili yapılan çalışmaların en başında Timoshenko ve Gere [1] tarafından farklı sınır koşullarına sahip kusursuz kolon ve basınç çubuklarının değişik yüklenme durumları altındaki elastik burkulmasının ele alındığı çalışma yer almaktadır. Ardından 1991 yılında Bazant ve Cedolin [2] tarafından farklı teoriler için elastik ve inelastik durum için burkulma davranışı incelenmiştir.

Sonrasında burkulma davranışının YSA ile belirlenebilmesi için yapılan çalışmalardan bazıları aşağıda detaylandırılmıştır. Albayrak [3], farklı mesnet ve yük durumları için I kesitli kirişlerin yanal burkulma yüklerini YSA yöntemi ile araştırmıştır.

Sheidai ve Bahraminejad [4] çelik sıkıştırma elemanın kritik burkulma yükü için parametrik bir çalışma yapılmıştır. YSA modeli, kritik yük- narinlik ilişkisi için oluşturulmuştur.

Hosseinpour ve arkadaşları [5] mazgallı çelik kirişlerin nihai moment kapasitelerini simüle etmek ve tahmin etmek için güvenilir bir modelleme yöntemi olarak YSA metodunu kullanmışlardır. Onlar sinir ağlarının eğitim ve test verileri için Sonlu Elemanlar Analizi (SEM) kullandılar. Ayrıca mazgallı çelik kirişlerin çarpılma burkulma davranışını simüle etmek için bir dizi doğrusal olmayan sonlu eleman analizi yaptılar ve dokuz bağımsız parametrenin yanal-bozulma burkulma modu üzerindeki etkileri araştırdılar.

Kumar ve arkadaşları [6] sandviç plakaların stokastik burkulma davranışını tahmin etmek için polinomial yapay sinir ağı yöntemini kullandılar. Onlar önerdikleri modelin daha yüksek mertebeden zikzak teorisi kullanılarak sonlu elemanlar modeliyle bağlantılı olarak kullanılmasının, hesaplama süresi ve maliyeti önemli ölçüde azalttığını ifade ettiler.

Sun ve arkadaşları [7] kompozit şapka ile sertleştirilmiş panellerin sıkıştırma burkulma davranışını tahmin etmek için iki tür yapay sinir ağı kurdular. Burkulma yükünü ve burkulma arıza modunu tahmin etmek için iki tür sinir ağı kullanmışlardır. Onlar eğitilmiş yapay sinir ağlarının, aksenal sıkıştırma altında kompozit şapka ile sertleştirilmiş panellerin burkulma davranışını doğru ve verimli bir şekilde tahmin edebildiğini gösterdiler.

Susac ve arkadaşları [8] farklı mühendislik malzemeleri için kritik burkulma basıncını sonlu eleman analizi ile belirlemişlerdir. Kritik burkulma basıncını değiştiren yüksek mukavemet/ağırlık oranları, yüksek korozyon direnci, hafiflik ve mükemmel yorulma performansı gibi özelliklerin kararlılık davranışının tahmin edilmesi için bir sinir ağı modeli oluşturmuş ve kullanmışlardır.

Chi ve arkadaşları [9] çok fazlı sistemlerin statik performansını tahmin etmek için derin öğrenmeyi kullanmışlardır. Tam bağlantılı sinir ağının mekanizmasında yer alan parametrelerin optimum değerleri, momentum tabanlı optimize eden yöntem ile belirlenmiştir.

Güzel ve Gürses [10] erken tasarım aşamalarında entegre olarak güçlendirilmiş yapısal panellerin burkulma yüklerini belirlemek için hesaplama çabasını azaltmak için yapay sinir ağı yöntemi kullanılmıştır. Ayrıca, yapay sinir ağının temel aldığı veri tabanını oluşturmak için gerekli SEA analizlerinin sayısını azaltmak için Latin Hiperküp Örnekleme (LHS) metodolojisini kullandılar.

Yapılan literatür araştırmasında son yıllarda malzemelerin mekanik davranışının belirlenmesinde YSA metodunun kullanımının zaman açısından veriminden bahsedilmiştir. Bu çalışmada statik davranışının önemli tesirlerinden olan burkulma tesirindeki yapıların kritik yükünün bulunması üzerinde durulmuştur. Burkulma, bir yapı elemanının yük taşıma kapasitesinin aniden düşebileceği yapısal bir kararsızlıktır. Yük taşıma kapasitesindeki bu ani değişiklik, feci arızalara neden olabilir. Bu nedenle yapı elemanlarının ilk burkulma ve göçme yüklerinin belirlenmesi esastır. Bir yapısal elemanın burkulma özelliklerini belirlemek için SEA analizleri ve yapısal testler kullanılır. Ancak erken tasarım aşamalarında, SEA analizleri zaman alıcıdır ve yapısal testler maliyetlidir. Bundan dolayı farklı kiriş kesitleri için burkulma yükleri analitik ve sayısal olarak hesaplanarak MATLAB programında YSA modelleri oluşturulmuştur. Bulleted lists may be included and should look like this:

2. Analizler

Yapıların bir anda hasarlanıp deforme olmasına yol açan iki etken vardır. Malzemenin hasar alması ve burkulma denilen yapısal kararsızlık. Eksenel yüklemeye maruz kalan yapının, kesitnin boyuna oranı düşükse bu yapıda burkulma oluşur. Burkulma olayının gerçekleşmesi için yapının stress seviyesini geçmesi ya da stress seviyesine yaklaşması zorunlu olmaz. Bundan dolayı emniyetli gerilme seviyesinden düşük gerilme değerlerindedeki burkulma gerçekleşir.

2.1. Kritik Burkulma Yüğü

$$P_{cr} = \frac{c * \pi^2 * E * I}{L^2} \quad (1)$$

Formülünden hesaplanır. Formüldeki E elastisite modülüdür, I atalet momenti olup kirişin geometrisine bağlıdır, L kirişin uzunluğudur ve c katsayısı ise kirişinin mesnet tipine bağlı olarak değişir.

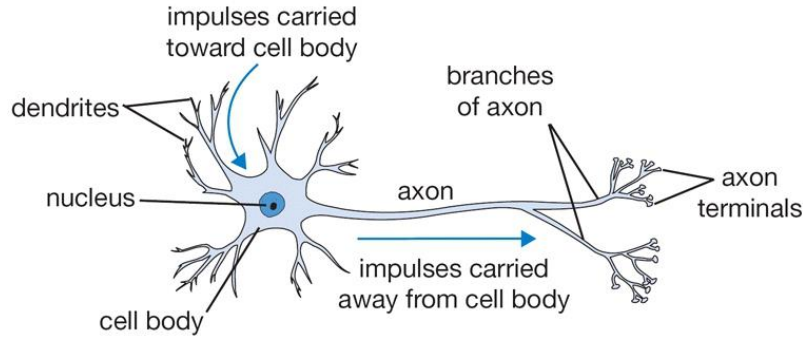
C katsayısının değerleri şekil 1’de gösterilmiştir.

Case	1	2	3	4	5
Constraints					
k	4	1	.25	2.046	1

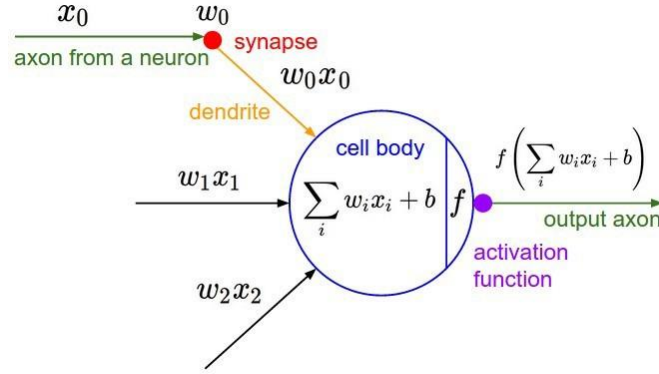
Şekil 1. C (k) katsayısının değerleri

2.2. Yapay Sinir Ağı (YSA)

Çözülmesi istenilen sorun zorlaştıkça en uygun sonucu bulmak güçleşir ve vakit harcar. Bu nedenden dolayı vakit ve uygun sonuca ulaşma etkenlerinin sağlanabilmesi için çeşitli sorun çözme metotları geliştirilmiştir. Geliştirilmiş olan bu metotlardan bir tanesi de yapay sinir ağı metodudur. YSA metodu insan beyninin bilgi işleme ve işlenen bilgiyi kullanabilme yetisini bilgisayara aktarma yoludur. YSA metodu sahip olduğu bu yetenek vasıtası ile verileri depolar ve depolamış olduğu bu veriler sayesinde olası bir sorun yaşanmadan önce öngörmemizi sağlar ve problem hakkında bilgilendirir. Yapay sinir ağı metodu birçok alanda kullanılır.



Şekil 2. Beyin Hücresi Modeli



Şekil 3. Yapay Sinir Ağı Hücresinin Matematiksel Modeli

2.3. Burkulma Analizinin YSA ile Modellenmesi

Yapay Sinir Ağının Eğitilmesi

Yapay sinir ağını eğitirken çeşitli eğitim algoritmaları kullanılmış olup en yüksek eğitim tahmin değeri Levenberg Marquardt eğitim algoritmasından alınmıştır.

Levenberg Marquardt Eğitim Algoritması

Newton ve steepest descent algoritmalarından türetilmiş bir eğitim algoritmasıdır. Levenberg Marquardt eğitim algoritmasının güncellemesi (2). eşitlik 'de verilmiştir.

$$\Delta\omega = (J^T J + \mu I)^{-1} J^T e \quad (2)$$

ω ağırlık vektörü, I birim matris, μ kombinasyon katsayısıdır. J $(P \times M) \times N$ boyutunda Jacobian matrisini, e $(P \times M) \times 1$ boyutunda hata vektörünü göstermektedir. P eğitim örnek sayısını, M çıkış sayısını ve N ağırlık sayısını göstermektedir. μ ayarlanabilir bir parametredir. Eğer bu parametre çok büyükse yöntem steepest descent metodu gibi çok küçükse Newton metodu gibi davranmaktadır. Bu parametre için uyarlamalı bir yapı (3). eşitlik 'de verilmiştir. Bu denklemde (k) sabit bir sayıdır. (E) ise uygunluk değerini gösterir.

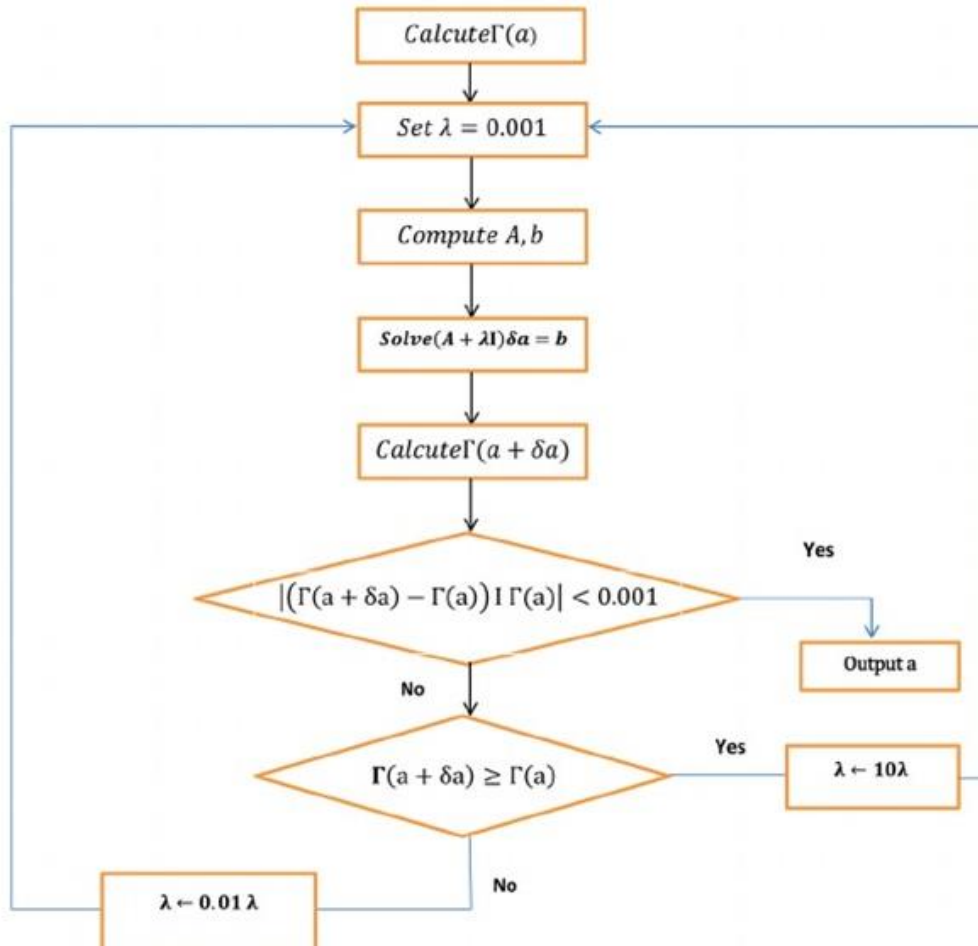
$$\mu(n) = \begin{cases} \mu(n-1)k & E(n) > E(n-1) \\ \mu(n-1)/k & E(n) \leq E(n-1) \end{cases} \quad (3)$$

```

Initialize Weights;
While not stop-Criterion do
  Calculates  $C^P(W)$  for each pattern
   $e_1 = \sum_p^1 e^p(W)^T e^p(W)$ 
  Calculates  $J^p(w)$  for each pattern
  Repeat
    Calculates  $\Delta w$ 
     $e_2 = \sum_p^1 e^p(w + \Delta w)^T e^p(w + \Delta w)$ 
    If  $e_1 \leq e_2$  then
       $\mu = \mu * \beta$ 
    End If
  Until  $e_1 < e_2$ 
   $\mu = \mu / \beta$ 
   $W = w + \Delta w$ 
End While

```

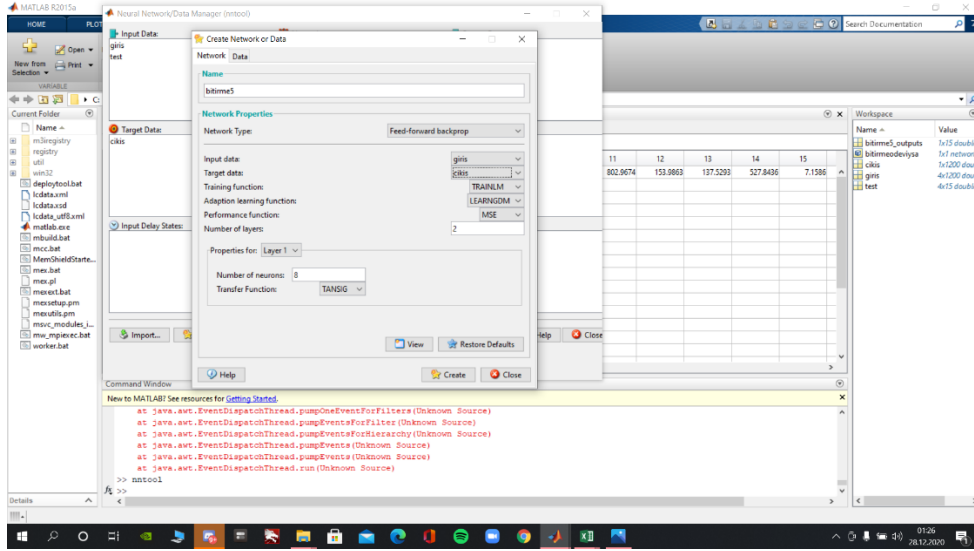
Şekil 4. Levenberg Marquardt eğitim algoritması örneği



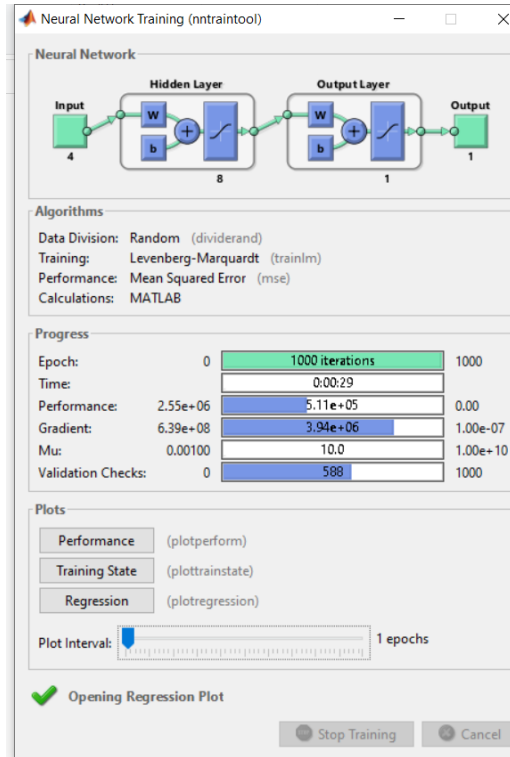
Şekil 5. Levenberg Marquardt eğitim algoritması veri akışı

Yapay Sinir Ağının Oluşturulması

Bu çalışmada yapılan analizde kullanılan eğitim verilerinin %30'u test verisi olarak kullanılmıştır.



Şekil 6. Matlab ile yapay sinir ağının oluşumu



Şekil 7. Yapay sinir ağının eğitim aşaması

3. Sayısal Sonuçlar

Yapmış olduğumuz analizlerde; farklı mesnet tipleri için veriler oluşturulmuş olup $c=0.25, 1,2$ ve 4, uzunluk $L=1000, 2000, 3000, 4000$ ve 5000 mm ve malzeme Elastiklik modülü ise $E=69, 97,110, 210$ ve 407 GPa ve kiriş profilleri olarak; Ipbv200, T10, Dikdörtgen Profil (100x80), Kare Profil (90x90), Boru Profil 100, L100, Ipbv 200, T14, Dikdörtgen Profil (120x60), Kare Profil (70x70), Boru Profil 150 ve L200 kirişleri belirlenerek 1200 adet veri oluşturulmuştur. Bu çalışma da kısalık olması adına Ipbv 200 ve Boru Profil 150 için sonuçlar detaylandırılacaktır.

3.1. IPBV200 Kiriş

Analitik hesaplama verileri aşağıda verilmiştir (kullanılan atalet momentleri ve diğer veriler EK 2.'den alınmıştır).

$$I_x=10359,039 \text{ cm}^4$$

$$I_y=3647,212 \text{ cm}^4$$

$$F = 131 \text{ cm}^2$$

Atalet Yarıçapı

$$r_y = \sqrt{I/F} = 5,27 \text{ cm}$$

a) Narinlik Oranı

Küçük olan atalet yarıçapı alınır.

$$L/r = 4000/5,27 = 75,9$$

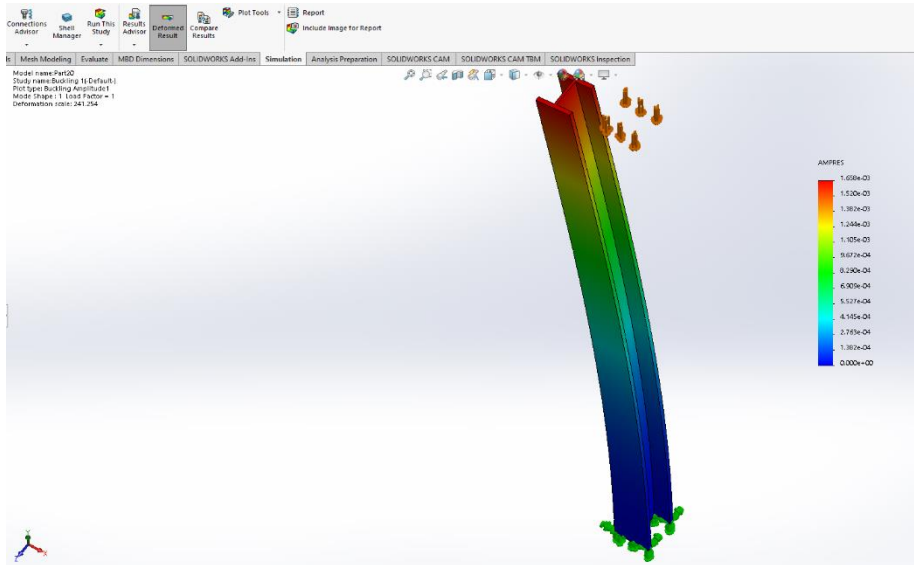
b) Kritik Burkulma Yüğü

$$P_{cr} = (c * \pi^2 * E * I) / L^2$$

$$P_{cr} = (0,250 * \pi^2 * 210 * 10^3 * 3647,212 * 10^4) / 4000^2$$

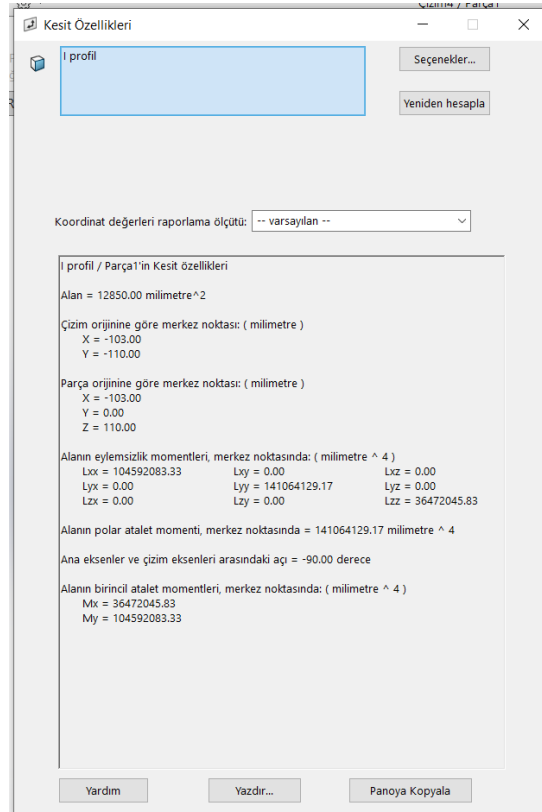
$$P_{cr} = 1179935,305 \text{ N} = 1179,935 \text{ kN}$$

Sayısal hesaplama verileri ise;

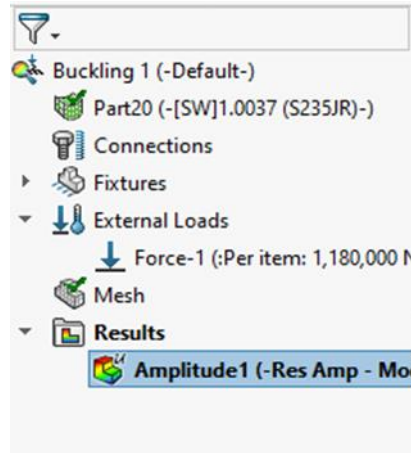


Şekil 8. Ipbv200 kirişin sayısal modeli

İlk olarak Şekil 8’de görülen I profil olan Ipbv200 numaralı kirişin sayısal analizi SolidWorks programında yapılmıştır ve modelin kesit özellikleri Şekil 9’ da gösterilmektedir. Şekil 10’ da ise verilen kesit için kritik yük değeri gösterilmekte olup bu değer 1180000 N bulunmuştur. Aynı analiz için ise analitik analiz sonucu 1179935,305 N olarak bulunmuştur. Bu kısımda oluşturulan sayısal modelin doğruluğu gösterilmiş ve eğitim ve test değerleri için uygun sayıda analiz yapılmıştır. Bu analizlerden elde edilen sonuçlar I profil için Tablo 1’de detaylandırılmıştır. Tablo 1’de verilen P_{cr} yük değerlerinin malzeme, geometri, mesnet tip ve kiriş uzunluğu bilgileri EK 1’de yer almaktadır. Bu tablo da gerçek değerler ve test çıktıları verilmiş ve hata oranları hesaplanmıştır. Şekil 11’de ise YSA ile yapılan modelin eğitim, test, hedef ve bunların hata oranlarının grafikleri yer almaktadır. Burada öğrenme parametrelerinin iyi bir şekilde öğrendiği hata oranı ile belirlenmekte olup hata oranı 0.99 civarındadır.



Şekil 9. Ipbv200 profil atalet momentleri



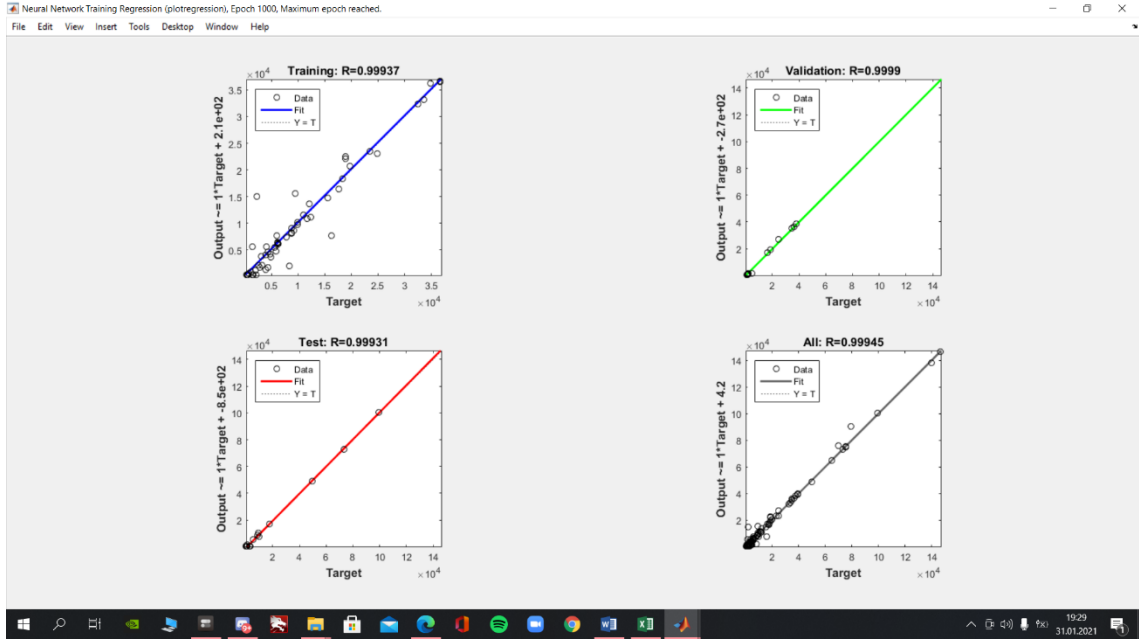
Şekil 10. Ipbv200 profil kritik burkulma yükü

Tablo 1. Ipbv200 kirişinin test ve gerçek verileri

Test çıktıları P_{cr} (N)	Gerçek çıktılar P_{cr} (N)	Hata (%)
6223,58	6209,1	0,23
23016,66	24836,4	0,73
48964,27	49672,8	1,42
100253,8	99345,6	0,91
9013,33	8728,735	3,2
36210	34914,94	3,7
75922,86	69829,88	8,7
137964,65	139659,8	1,21
7581,14	9898,565	23,4
39416,18	39594,26	0,44
90456,04	79188,52	14,22
159286,5	158377	0,57
36566,58	36624,69	0,15

Tablo 1. Devamı

Test çıktıları Pcr (N)	Gerçek çıktılar Pcr (N)	Hata (%)
146504,4	146498,8	0,004
292996,2	292997,5	0,0003
583252,6	585995,1	0,46
4241,57	4724,315	10,22
22532,73	18897,26	19,23
38445,61	37794,52	1,72
75579,46	75589,04	0,013
1226,856	1552,275	21,12
6477,17	6209,1	4,3
11111,15	12418,2	10,52
26990,15	24836,4	8,67
1796,19	2182,184	17,69
8071,16	8728,735	7,52
17047,44	17457,47	2,34
35185,66	34914,94	0,77
2165,62	2474,641	12,48
9781,455	9898,565	1,18



Şekil 11. İpv200 kirşinin regresyonu

3.2. Boru Profil 150 (Yüksek Ağırlıklı Profil)

Analitik hesaplama verileri aşağıda verilmiştir (kullanılan atalet momentleri ve diğer veriler EK 3.'den alınmıştır.).

$$I_x = I_y = 5784217,39 \text{ mm}^4$$

$$F = 27,1 \text{ cm}^2$$

Atalet Yarıçapı

$$r = \sqrt{I/F} = 2,67 \text{ cm}$$

a) Narinlik Oranı

$$L/r = 400/2,67 = 86,02$$

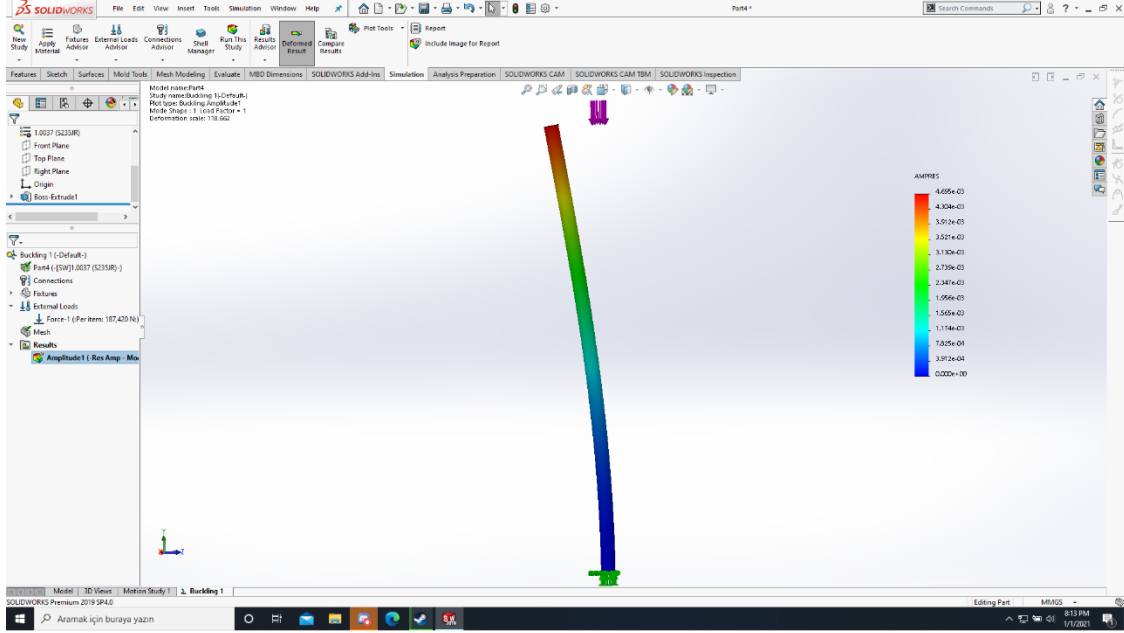
b) Kritik Burkulma Yüğü

$$P_{cr} = (c \cdot \pi^2 \cdot E \cdot I) / L^2$$

$$P_{cr} = (0,250 \cdot \pi^2 \cdot 210 \cdot 10^3 \cdot 5784217,39) / 4000^2$$

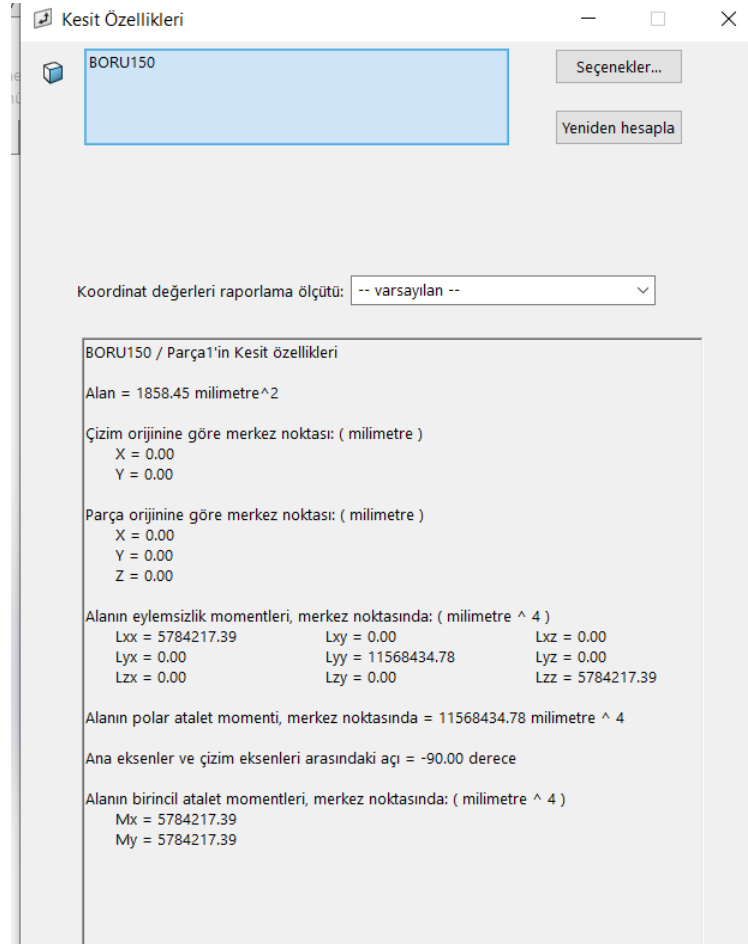
$$P_{cr} = 185094,95 \text{ N} = 185,09 \text{ kN}$$

Sayısal hesaplama verileri ise;

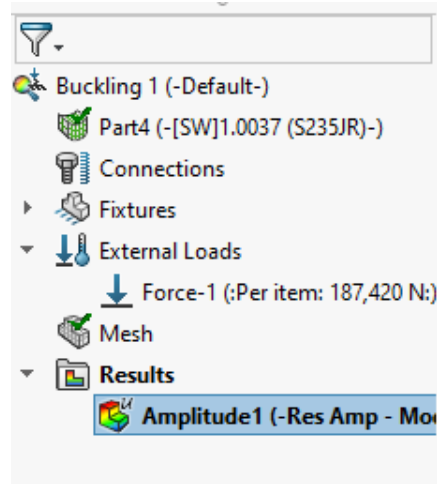


Şekil 12. Boru Profil 150 analitik analizi

Şekil 12’de görülen Boru Profil 150 kirişin sayısal analizi SolidWorks programında yapılmıştır ve modelin kesit özellikleri Şekil 13’ de gösterilmektedir. Şekil 14’ de ise verilen kesit için kritik yük değeri gösterilmekte olup bu değer 187420 N bulunmuştur. Aynı analiz için ise analitik analiz sonucu 185094,95 N olarak bulunmuştur. Bu kısımda oluşturulan sayısal modelin doğruluğu gösterilmiş ve eğitim ve test değerleri için uygun sayıda analiz yapılmıştır. Bu analizlerden elde edilen sonuçlar Boru Profil 150 için Tablo 2’de detaylandırılmıştır. Tablo 2’de verilen P_{cr} yük değerlerinin malzeme, geometri, mesnet tip ve kiriş uzunluğu bilgileri EK 1’de yer almaktadır. Bu tablo da gerçek değerler ve test çıktıları verilmiş ve hata oranları hesaplanmıştır. Şekil 15’de ise YSA ile yapılan modelin eğitim, test, hedef ve bunların hata oranlarının grafikleri yer almaktadır. Burada öğrenme parametrelerinin iyi bir şekilde öğrendiği hata oranı ile belirlenmekte olup hata oranı 0.99793 civarındadır.



Şekil 13. Boru 150 profil atalet momentleri



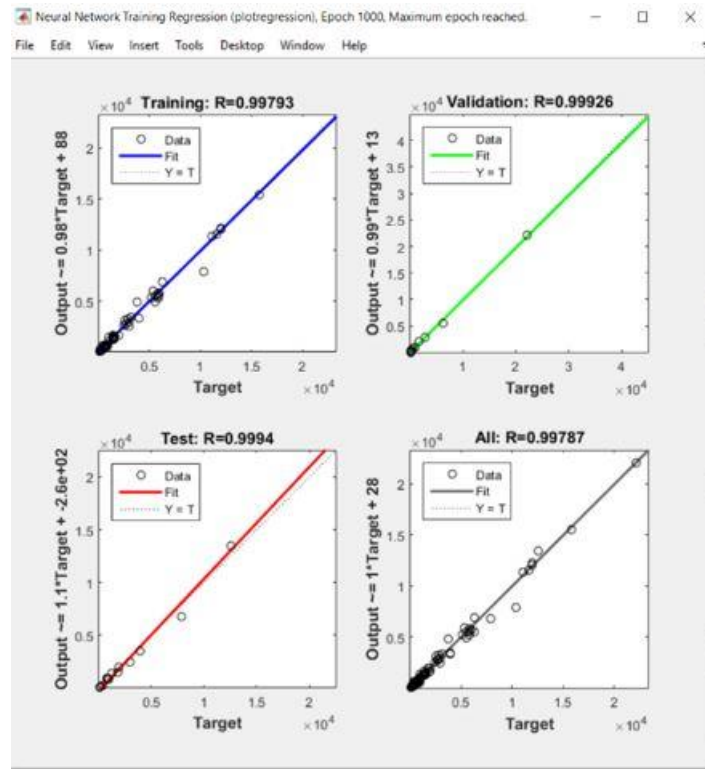
Şekil 14. Boru profil 150 kritik burkulma yükü

Tablo 2. Boru profil 150 kirişinin gerçek ve test verileri

Test çıktıları P_{cr} (N)	Gerçek çıktılar P_{cr} (N)	Hata (%)
1043,734	984,7188	5,993148
3318,8	3938,875	15,74243
6761,318	7877,75	14,17197
15471,75	15755,5	1,800979
1330,35	1384,315	3,898273
5518,589	5537,259	0,33717
11350,6	11074,52	2,492943

Tablo 2. Devamı

Test çıktıları Pcr (N)	Gerçek çıktılar Pcr (N)	Hata (%)
22035,14	22149,04	0,514244
1547,881	1569,842	1,398923
6870,745	6279,366	9,417806
13451	12558,73	7,104719
25391,45	25117,47	1,090824
5784,855	5808,414	0,405595
23354,34	23233,66	0,519449
46621,77	46467,31	0,332396
89764,49	92934,62	3,411146
475,2637	749,2426	36,56744
2908,402	2996,97	2,955256
5684,286	5993,941	5,166118
12080,61	11987,88	0,77353
260,1476	246,1797	5,673853
913,5317	984,7188	7,22918
1631,781	1969,438	17,14482
3485,446	3938,875	11,51164
263,8058	346,0787	23,7729
1250,591	1384,315	9,659906
2755,949	2768,63	0,458015
4912,304	5537,259	11,28637
275,9131	392,4604	29,69657
1504,663	1569,842	4,151917



Şekil 15. Boru profil 150 kirişinin regresyonu

4. Sonuçlar

Yapılan çalışmaların sonucu olarak YSA'nın kirişlerin kritik burkulma yükünün hesaplamasında etkili bir şekilde kullanılabileceği gösterilmiştir. İki farklı geometri için oluşturulan modeller ile verimli bir YSA modeli oluşturulmuştur. Oluşturulan modelin daha iyi eğitilmesi için kiriş grupları için daha fazla veri seti elde edilerek belirli geometriler için ayrı ayrı veri setleri oluşturularak öğrenme verimi artırılabilir.

Referanslar

- [1] S. Timoshenko and M.G. James, *Theory of Elastic Stability*, New York: McGraw-Hill, 1961.
- [2] Z.P. Bazant and L. Cedolin, *Stability of Structures: Elastic, Inelastic, Fracture and Damage Theories*. New York: Oxford University Press. 1991.
- [3] S. Albayrak, Yanal burkulma etkisindeki I kesitli kirişlerde ideal desteklerin belirlenmesi ve yapay sinir ağları yaklaşımı, doktora tezi, Karadeniz Teknik Üniversitesi, Fen bilimleri Enstitüsü, 2011.
- [4] M.R. Sheidaii, R. Bahraminejad, “Evaluation of compression member buckling and post-buckling behavior using artificial neural network”, *Journal of Constructional Steel Research*, vol. 70, p. 71-77, 2012.
- [5] M. Hosseinpour, Y.Sharifi, H. Sharifi, “Neural network application for distortional buckling capacity assessment of castellated steel beams”, *Structures*, vol. 27, p. 1174-1183, 2020.
- [6] R.R. Kumar, T. Mukhopadhyaya, K.M. Pandey, S. Dey, “Chapter 5- Prediction capability of polynomial neural network for uncertain buckling behavior of sandwich plates”, *Handbook of Probabilistic Models*, p. 131-140, 2020.
- [7] Z. Sun, Z. Lei, R. Bai, H. Jiang, J. Zou, Y. Ma, C.Yan, “Prediction of compression buckling load and buckling mode of hat-stiffened panels using artificial neural network”, *Engineering Structures*, vol. 242, p. 112275, 2021.
- [8] F. Susac, E.F. Beznea and N. Baroiu , “Artificial neural network applied to prediction of buckling behavior of the thin walled box” *Advanced Engineering Forum* 21, p.141-150, 2016.
- [9] Z. Chi, Z. Jiang, M.M. Kamruzzaman, B.A. Hafshejaniü M. Safarpour, “Adaptive momentum-based optimization to train deep neural network for simulating the static stability of the composite structure”. *Engineering with Computers*, online,1 mart 2021.
- [10] S Guzel and E Gurses, “Determination of the 1st Buckling and Collapse Loads for Integrally Stiffened Panels by Artificial Neural Network and Design of Experiment Methodology”, *IOP Conf. Ser.: Mater. Sci. Eng.* 1024, 012080,2021.