

# Yapay Sinir Ağları ile Eksenel Yüklü Kolonların Burkulma Analizi

Mehmet ÜLKER, Ömer CİVALEK

*Fırat Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, İnşaat Mühendisliği Bölümü,  
Elazığ-TÜRKİYE*

Geliş Tarihi 08.08.2000

## Özet

Yapı analizinde boyutlandırmada etken olan değerlerin bulunması önemlidir. Eksenel yüklü kolonlar taşıyabilecekleri burkulma yükleri dikkate alınarak tasarlanırlar. Bu çalışmada çeşitli mesnet koşulları için eksenel yüklü kolonların burkulma yükünü veren çok katmanlı bir ağ yapısı eğitilmiştir. Geriye yayılma eğitim algoritması kullanılan çalışmada dairesel, kare, dikdörtgen ve I kesitli kolonlar incelenmiştir. Üç farklı mesnet durumu için eğitilen ağ, iki ucu mafsallı dördüncü sınır koşulu için test edilmiştir. Bu durumda çubuk geometrisi, eğitim setinde olmayan kare kesit ve I kesit olarak seçilmiştir. Elde edilen sonuçların yeter duyarlılıkta olduğu görülmüştür. Mantıksal programlama tekniğinin bu alandaki uygulama potansiyeli vurgulanmıştır.

**Anahtar Sözcükler:** Burkulma, Ağ yapısı eğitilmesi, Yapay sinir ağları, Elastik kolonlar

## The Buckling Analysis of Axially Loaded Columns with Artificial Neural Networks

### Abstract

The determination of effective design values in structural analysis is important. Axially loaded columns are designed according to the their buckling load capacity. In this study, a multi-layer artificial neural network is trained to give critical load for axially loaded columns and various support conditions. Back-propagation training algorithms are used considering the circular, square, rectangular, and I cross-sections. The artificial neural network, with is trained for circular and rectangular sections for three support conditions, is tested for the fourth support condition, square and I which is simply supported at both ends. For the fourth support condition column cross-sections are chosen, which were not included in the training set. The results found using trained neural networks are sufficiently close to the theoretical solution. It is emphasized that logical programming has application potential in this area.

**Key Words:** Buckling, Training of network topology, Artificial neural networks, Elastic columns

### Giriş

Mühendislik sistemlerinin analizi, genel anlamda iki evreyi içerir. Mevcut bir fiziksel sistemin matematik modelinin kurulması ve elde edilen matematik denklemin analitik olarak veya çeşitli yaklaşık sayısal

yöntemler kullanılarak çözülmesi. Bu iki evreden birincisi deneyim, sezgi ve iyi bir matematik alt yapı, ikincisi ise modellemede kullanılan sezgi ve bilgiye ek olarak hızlı ve kapsamlı bir hesaplayıcıyı gerektirir. Bilgisayar tekniğindeki yenilikler sayısal analiz metotlarında büyük bir gelişmeye neden olmuştur.

Sonlu farklar, sonlu elemanlar, sınır elemanlar gibi sayısal analiz yöntemleri günümüzde etkin olarak kullanılmaktadır.

Bilgisayar tekniğindeki gelişmeler farklı analiz tekniklerinin ortaya çıkmasını sağlamıştır. Bunlardan biri insan beyninin çalışma biçimini model edinen yapay zeka uygulamalarıdır. Bilgisayar, endüstri, tıp, ekonomi ve askeri uygulamalarda başarıyla kullanılan bu teknik, yapı mühendisliğinde de kullanılmaya başlanmıştır. Tekniğin inşaat mühendisliğinde kullanım potansiyeli için geniş bir literatür Vanluchene (Vanluchene ve Roufei, 1990), uygulama ilkeleri ise Adeli tarafından verilmiştir (Adeli ve Hung, 1995). Ülker ve Civalek tarafından yapılan çalışmada metot plak ve kabukların gerilme analizine başarıyla uygulanmıştır (Ülker ve Civalek; 2001). Bu alandaki uygulamalar daha çok malzeme modellemesi (Ghaboussi ve arkadaşları,1991), boyutlandırma (Kang ve Yoon,1994), optimizasyon (Park ve Adeli,1997), hasar analizi (Wu ve arkadaşları,1992), deprem mühendisliği (Hani ve Ghaboussi,1998; Ghaboussi ve Lin,1998) gibi konuları içermektedir. Daha önce yapılan bu çalışmalarda çoğunlukla geri-yayıma ve Hopfield sinir ağları kullanılmıştır.

Bu çalışmada, doğrusal elastik malzemeden yapılmış eksenel yüklü kolonların çeşitli sınır koşulları ve farklı en kesit alanlarına sahip olması durumunda burkulma yükleri, yapay sinir ağları tekniği kullanılarak hesaplanmıştır. Bu amaçla; dairesel, kare, dikdörtgen ve I kesit olmak üzere 4 farklı geometrideki eksenel yüklü kolonların burkulma yükünü verecek şekilde çok katmanlı bir ağ geliştirilmiştir. Daire kesit ve dikdörtgen kesit için 3 farklı ( Her iki uç ankastre, ankastre uç –boşta uç, ankastre uç – mafsallı uç) mesnet durumu göz önüne alınarak eğitilen sinir ağı kare kesit ve I kesit için her iki ucun mafsallı olması durumu için test edilmiştir. Elde edilen sonuçlar yeter yaklaşıklıkta bulunmuştur.

### Elastik Kolonların Stabilitesi

Elastik kolonların burkulma yükleri; sonlu farklar, sonlu elemanlar, matris metodları, varyasyonel yaklaşım, enerji metodları kullanılarak ya da doğrudan analitik yöntemler ile bulunabilmektedir. Elastik kolonların analitik olarak analizi ilk defa Euler tarafından hesaplandığından Euler burkulma yükü diye anılır (Brush ve Almroth, 1975). Genel durum için elde edilen diferansiyel denklemin sınır koşulları için çözülmesi ile her mesnet şartı için kri-

tik yük elde edilir. Her iki ucun basit mesnetli olması durumunda (Şekil 1) sistemin taşıyacağı kritik yük(Chajes,1974);

$$EI \cdot y'' + P \cdot y = -Q \cdot x + M_A \quad (1)$$

şeklinde elde edilir. Denklemden  $EI$  eğilme rijitliği,  $P$  etki eden eksenel yük,  $Q$  etki eden yatay yük,  $M_A$  kolonun A ucunda oluşan moment değerini ifade eder.  $x'$  e göre iki kez türev alınırsa

$$EIy'''' + Py'' = 0 \quad (2)$$

elde edilir.  $k^2 = P/EI$  kabul ederek

$$y'''' + k^2y'' = 0 \quad (3)$$

dördüncü dereceden tek taraflı sabit katsayılı homojen diferansiyel denklemin elde edilir. Denklemin genel çözümünden ;

$$y = C_1 \sin kx + C_2 \cos kx + C_3x + C_4 \quad (4)$$

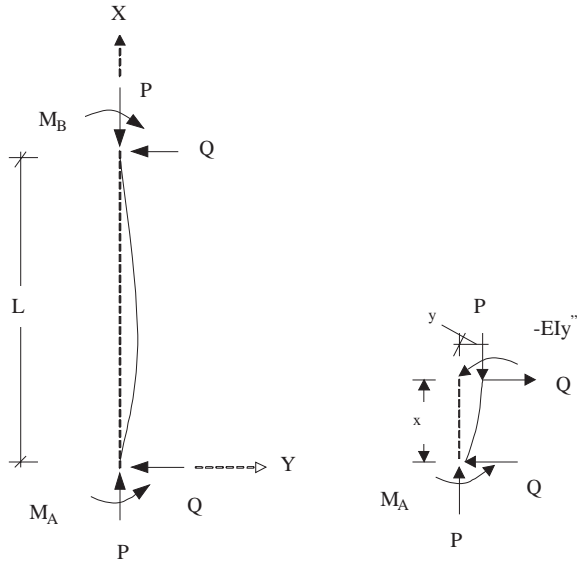
elde edilir. Burada  $C_i$  , ( $i = 1,2,3,4$ ) sınır koşullarına bağlı integrasyon sabitleridir. Her bir mesnetleme durumu için, sınır koşulları kullanılarak kritik yük değerleri elde edilir. Test aşamasında kullanılan her iki ucun mafsallı olduğu durum için sınır koşulları;  $x = 0$  ve  $x = L$  için  $y = 0$  ve  $y'' = 0$  olmak üzere 4 adet sınır şartından;  $C_2 + C_4 = 0$  ;  $C_2 = 0$  ;  $C_1 \sin kL + C_3L = 0$  ve  $-C_1k^2 \sin kL = 0$  elde edilir. Son denklemden  $k^2$  sıfır olamayacağından;  $\sin kL = 0$  ve  $C_2 = C_4 = 0$  ;  $C_3 = 0$  elde edilir. Böylece;  $kL = n\pi$ ,  $n = 1,2,3,\dots$  olur.  $n = 1$  için ;

$$P_{kr} = \frac{\pi^2 EI}{L^2}$$

olarak elde edilir. Benzer olarak diğer sınır şartları için çözüm yapılabilir. Genel çözüm (Timoshenko ve Gere, 1961);

$$P_{kr} = \frac{\pi^2 EI}{L_k^2}$$

formunda olup denklemden  $L_k$  kritik burkulma boyudur. Her bir mesnet durumu için bu değer Şekil 5'de verilmiştir.



Şekil 1. Genel sınır şartlarına sahip elastik kolon ve etkileyen yükler

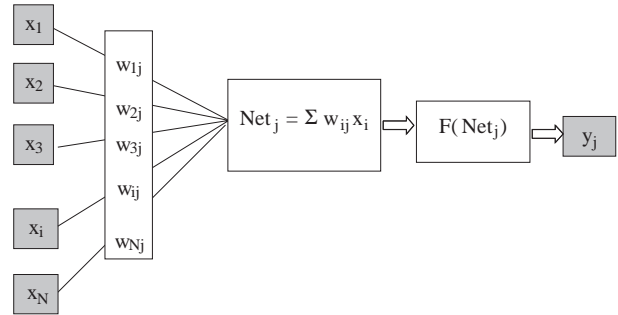
### Yapay Sinir Ağları

Basit mantık önermelerini semboller ile gösteren İngiliz matematikçi George Boole, 1847’ de yayımladığı “Mathematical Analysis of Logic” adlı eserinde, mantığa cebir yöntemlerinin uygulanabilirliğini göstermiştir. Daha sonra gerek siber netik ve otomat ve gerekse yapay zeka tekniği konusunda yoğun çalışmalar başlamıştır. Bu çalışmalar içerisinde, insan beyninin simülasyonuna dayanan yapay sinir ağları geniş bir uygulama alanı bulmuştur (Hertz ve arkadaşları, 1991).

Yapay sinir ağları, insan beyninin çalışma mekanizması taklit edilerek geliştirilen ve beynin gerçekleştirdiği temel işlemlere belirli bir yazılımla ulaşmayı amaçlayan bir mantıksal programlama tekniğidir, (Civalek,1998). İnsan beyninin; öğrenme, hatırlama, karar verme ve sonuç çıkarma gibi özellikleri teorisyenlerin her zaman ilgisini çekmiştir. Bu amaçla 20. yüzyılın ortalarında, klasik Von-Neumann ilkesiyle seri olarak çalışan bilgisayarların yerine, bilgiyi daha esnek ve daha hızlı işleyen bilgisayarlar yapmak için araştırmacılar yoğun bir çalışma başlatmıştır. Bu çalışmaların hemen hepsindeki temel amaç, beynin paralel olarak çalışma, öğrenme, karar verme, esneklik ve yeni duruma adaptasyon özelliklerinin modellenmeye çalışılmasıdır.

Biyolojik bir nöron; temel olarak akson, dendrit ve sinapslardan oluşur. Dendrit olarak adlandırılan yapı kendisine gelen uyarıları alan nöron

girişleridir. Diğer hücrelere bilgiyi transfer eden elemanlar aksonlardır. Yani aksonlar nöron çıkışlarıdır. Akson ile dendrit arasındaki bağlantı ise sinapslar vasıtasıyla gerçekleştirilir. Beyin bütün bu işlemleri elektrokimyasal süreçlerle gerçekleştirir. Yapay sinir ağlarının işleyişi de buna benzer olarak gerçekleşmektedir. Bir nöron N tane  $x_i$  girişinin ağırlıklı  $w_{ij}$  toplamını alarak bu toplamı doğrusal olmayan bir  $f(.)$  fonksiyondan geçirerek bir  $y_j$  çıktısı üretmektedir (Şekil 2). Yapay sinir ağları, kullanılan nöron modeli, bu nöronların ağ yapısında bir arada bağlanma şekli yani ağ topolojisi, ağırlıkların ayarlanması için öğrenme kuralının belirlenmesi ve hatırlama ile karakterize edilir.



Şekil 2. Yapay nöron modeli

Şekil 2’de verilen çok katmanlı bir ağ için, herhangi bir birimin giriş değeri kendisine diğer katmanlardan gelen (bir saklı katman veya bir giriş katmanından) değerlerin bir ağırlıklı toplamı olarak

$$v_j = \sum_i^N x_i w_{ij} \quad (5)$$

şeklinde ifade edilir. Birimin çıkışı ise bu ağırlıklı toplamın, doğrusal olmayan bir fonksiyondan geçirilmesiyle

$$y_j = f(v_j) \quad (6)$$

hesaplanır. Fonksiyonun uygulanmasıyla birimin çıkışı

$$y_j = \frac{1}{1 + e^{-\left(\sum_i^N x_i w_{ij}\right)}} \quad (7)$$

olarak hesaplanır. Söz konusu sigmoid fonksiyon  $0 \leq \theta \leq 1$  olmak üzere

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-\theta x}} \quad (8)$$

olup geri yayılma ağlarında  $\theta$  değişkeni genellikle 1 alınmaktadır.

## Yapay sinir ağlarında öğrenme ve ağı eğitilmesi

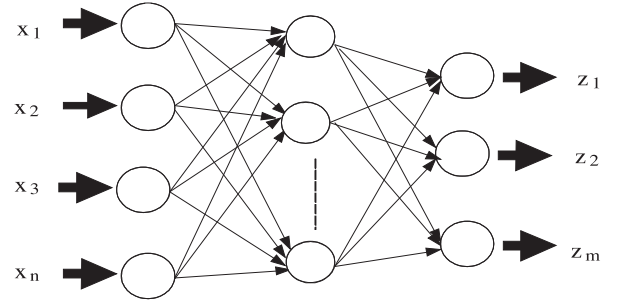
Yapay sinir ağları, konvansiyonel programlama gibi belirli bir algoritma çerçevesinde programlanmazlar. Sinir ağları insanlar gibi örnekler ile eğitilirler. Yapay sinir ağlarının öğrenmesi bir çocuğun öğrenmesi gibidir. Sıcak bir nesneye dokunmaması gerektiğini deneyerek öğrenen çocuklar zamanla daha az sıcak olan bir cisme dokunabilme cesaretini gösterirler ve sıcak süt dolu bardağı elleriyle tutarlar. Yani çocuk sıcaklık bilgisini öğrenmiş olmaktadır. Yapay nöronlar da benzer olarak; mevcut örnek kümesi üzerinde girdi ile çıktı arasındaki bağıntıyı ağırlıkların değiştirilmesiyle öğrenirler. Sunulan girdi kümesi için; transfer fonksiyonu tarafından sağlanan değerlere cevap olarak bağlantı ağırlıklarının tamamının veya bir kısmının istenen çıktı ile ağ çıktısı arasındaki farkın belirli bir değere düşüncüye kadar değiştirilmesidir. Rosenblatt tarafından geliştirilen Perceptron ve Widrow'un ADALINE (Adaptive Linear Neuron) işleme elemanı öğrenme algoritmalarına temel teşkil etmiştir. Bu amaçla günümüze kadar çeşitli öğrenme algoritmaları geliştirilmiştir. Bunlar temel olarak denetimli öğrenme, denetimsiz öğrenme ve pekiştirmeli öğrenme olarak üç ana gruba ayrılır.

Denetimli öğrenmede sinir ağına hem girdi hem de çıktı değerleri sunulur. Ağı ürettiği çıktı ile istenen çıktı arasındaki fark sıfır veya ona yakın bir değere gelinceye kadar ağırlıklar değiştirilir. Pekiştirmeli öğrenme, stokastik öğrenme, vektör nicemlemenin öğrenmesi, delta kuralı, genelleştirilmiş delta kuralı ve geri yayılma algoritması bu grup öğrenmede kullanılan etkin yöntemlerdir. Denetimsiz öğrenmede ağı sadece girdi vektörü uygulanır. Girdi değerlerine uygun bir çıktı üretilinceye kadar bağlantı ağırlıkları değiştirilir. Bu yöntem; görüntü işleme, işaret işleme ve kontrol problemlerinde etkin olarak kullanılır. Kohonen'in kendini düzenleyen haritası ve Grossberg'in Adaptif Rezonans Teorisi (ART) denetimsiz öğrenmeye örnek olarak verilebilir. Pekiştirmeli öğrenmede ise giriş değerlerine karşılık gelecek uygun çıktılar elde edilmesi sırasında ağırlıkların en uygun değerlerinin bulunmasında genetik algoritmalar veya tabu en iyilime yöntemleri kullanılır. Böylece ağırlıklar optimize edilmektedir. Bunların dışında hibrit öğrenme algoritmaları da geliştirilmiştir.

## Geriye yayılma öğrenme algoritması

Geriye yayılma algoritması esasen çok katmanlı

ağların eğitiminde kullanılan bir öğrenme algoritmasıdır. Çok katmanlı sinir ağları girdi ve çıktı katmanına ek olarak bir veya daha fazla saklı katmandan oluşur. Şekil 3'te sadece bir saklı katmana sahip çok katmanlı bir ağ görülmektedir. Katmanlardaki nöronlar arasında ve bir katmandan önceki katmana geriye doğru bağlantı yoktur. Geriye yayılma algoritması bu tür ağlarda yaygın olarak kullanılan bir öğrenme algoritması olmasına rağmen daha çok geriye yayılma sinir ağları olarak tanınmıştır.



Girdi katmanı                      Saklı katmanı                      Çıktı katmanı

Şekil 3. Çok katmanlı yapay sinir ağı mimarisi

Çalışmada genelleştirilmiş delta kuralı kullanılmıştır. Genelleştirilmiş delta kuralı özellikle çok katmanlı ağların eğitiminde kullanılır. Herhangi bir k. girdi-çıkı örnek çifti için j.nci girdi ile i.nci nöron arasındaki ağırlık değişimi

$$\Delta w_{ij}^k = \alpha (y_i^k - o_i^k) x_j^k \quad (9)$$

ile ifade edilir. Burada  $y_i$  ağ çıktısı,  $o_i$  gerçek çıktı,  $\alpha$  öğrenme oranı ve  $x_j$  ise j.nci ağ girdisidir (Zurada, 1992). Toplam karesel hata ise

$$\varepsilon = \sum_k \frac{1}{2} \sum_i (y_i^k - o_i^k)^2 \quad (10)$$

formülü ile ifade edilir. Yine Rumelhart tarafından (Adeli ve Hung, 1995) ağı yakınsamaması durumunda  $\beta$  momentum terimini de içerecek şekilde ağırlıkların ayarlanması için formül aşağıdaki şekilde genelleştirilmiştir.

$$\Delta w_{ij}(t+1) = \alpha \delta_i^k o_j^k + \beta \Delta w_{ij}(t) \quad (11)$$

Burada  $\beta$  momentum terimi,  $\delta_i^k$  eğitim setindeki k. örnek çifti için i. nöronun hata değeridir ve kullanılan eşik fonksiyonunun türevini içeren bir terimdir. Bu nedenle eşik fonksiyonu ağırlıklandırılmış girdi toplamları ile hesaplanmış net girdiyi alarak, işlem

elemanlarının çıktısını belirleyen ve türetilbilir olması tercih sebebi olan bir fonksiyondur. Aktivasyon veya işaret fonksiyonu olarak da adlandırılan eşik fonksiyonları pek çok sayıda olmasına rağmen geriye yayılma algoritmasında daha çok yukarıda da belirtildiği üzere sigmoid fonksiyon kullanılmaktadır.

### Ağın Eğitilmesi

Çalışmada aksenal yük etkisindeki kolonların burkulma yükleri hesaplanmıştır. Çeşitli mesnet koşullarının dikkate alındığı çalışmada; kare, dikdörtgen, daire ve I kesitler için kare kesitin alanı olan  $a^2$  değeri esas alınarak diğer kesitlerin alanları  $a$  cinsinden hesaplanmıştır. Böylece bütün kesitlerin alanları,  $C$  şekil katsayısı olmak üzere  $Ca^2$  formunda hesaplanmıştır. Bu katsayı vasıtasıyla yapay sinir ağına kesitler tanımlanmıştır. Şekil 4'de çalışmada kullanılan dört farklı kesit gösterilmiştir. Şekilden görüleceği üzere bütün geometrik ölçüler  $a$  cinsinden tanımlandığından kesit alanları  $A$  ve atalet momentleri  $I$ , kesit boyutları için esas kabul edilen  $a$  cinsinden elde edilmiştir (Tablo 1). Daire kesitin çapı  $a$ , dikdörtgen kesit için  $h=2b=a$ , kare kesit için bir boyut  $a$  ve I kesit için tanımlı bütün boyutlar yine  $a$  cinsinde olacak şekilde öngörülmüştür. Girdi katmanında kullanılan 5 adet nöron sırasıyla; en kesit alanı / kesit boyutu  $\times$  çubuk boy (  $A/a \times L$  ), minimum atalet momenti / kesit atalet momenti (  $I_{min} / I$  ), burkulma boyu /  $4 \times$  çubuk boyu (  $L_k / 4L$  ), şekil katsayısı (  $C$  ), güvenlik gerilmesi / elastisite modülü (  $\sigma_{güv} / E$  ) olarak tanımlanmıştır. Çıktı katmanında ise bir adet nöron kullanılmış olup, çubuğun kritik burkulma yüküdür (  $P_{kr}$  ).

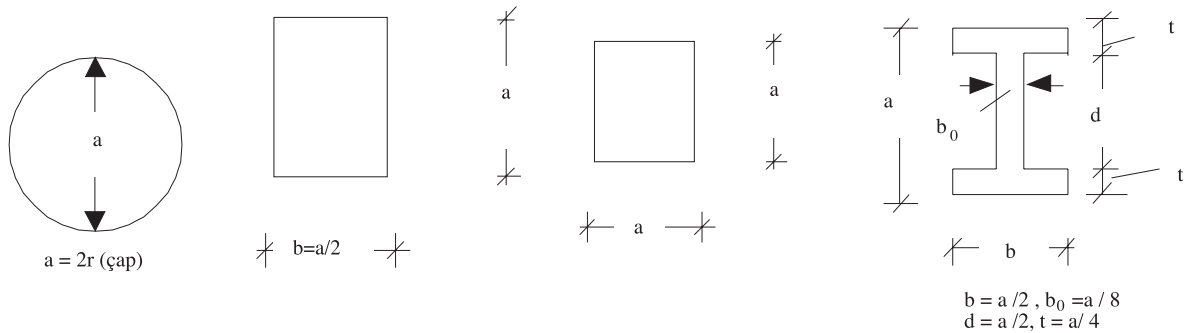
Eğitim seti elde edilirken farklı en kesit alanına ve farklı uzunluklara sahip kolonlar seçilmiş  $a$  değeri sabit olmak üzere en kesit alanı, atalet momenti ve

minimum atalet momenti  $a$  cinsinden elde edilmiştir. Farklı elastisite modülü ve güvenlik gerilmesini de içeren girdi- çıktı kümesine ait 25 adet örnek genel mesnet şartlarına sahip bir kolon için daha önceki bölümde tüm sınır koşulları için verilen analitik formülasyon kullanılarak elde edilmiştir. Örnek çiftleri lineer olmayan fonksiyon olarak sigmoid fonksiyon kullanıldığından 0,1 ile 1 değerleri arasında normalize edilmiştir. Eğitim setinde kullanılan kesitler daire kesit ve dikdörtgen kesit, mesnet şartları ise; ankastre mesnet – ankastre mesnet, ankastre mesnet -boşta uç, ankastre mesnet-mafsallı uçtur. Test aşamasında ise eğitim setinde olmayan en kesit alanları ve mesnet şartları kullanılmıştır. Örnek kümesinde kullanılan malzeme ve geometri özellikleri yapı analizinde kullanılan mevcut betonarme, çelik, ahşap gibi malzemeleri ve standartlarda kullanılan muhtemel kesit boyutlarını içermektedir.

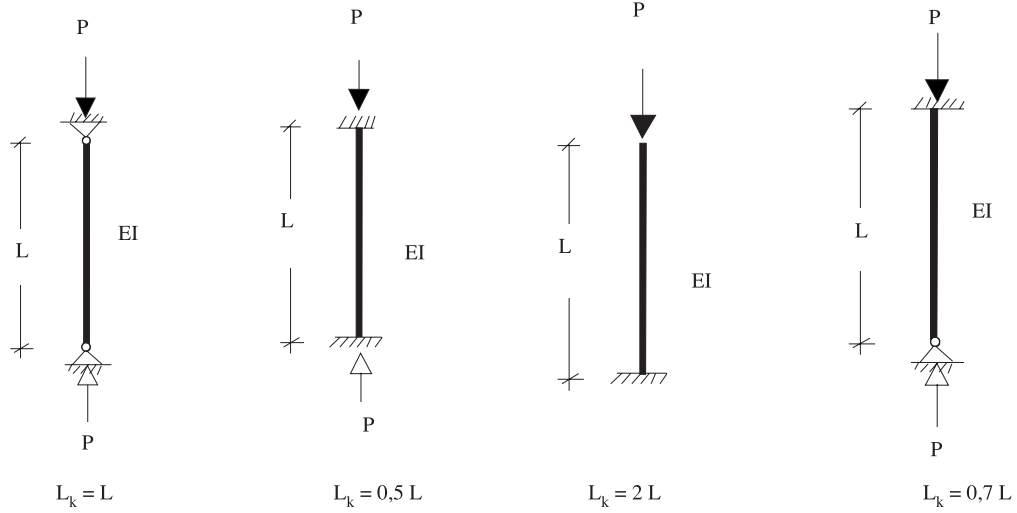
### Sayısal Uygulamalar

Çalışmada, Şekil 5'de verilen dört farklı mesnet durumu için daire, dikdörtgen, kare ve I kesit dikkate alınmıştır. Ağın eğitiminde dikdörtgen ve daire kesitler kullanılmıştır. Her iki uç ankastre, ankastre uç- boşta uç, ankastre uç – mafsallı uç olarak 3 farklı mesnet şartı için eğitilen ağ test aşamasında her iki ucun mafsallı olması durumu için denenmiştir. Bu durumda ise çubuk kesit alanları eğitim setinde olmayan kare ve I kesit seçilmiştir.

Çubuk geometrisi tanımlanan  $C$  katsayısı, sınır koşulları ise  $L_k / 4L$  ile sınır ağına tanımlanmıştır. Daha önce de belirtildiği gibi kare kesit için alan  $a^2$  baz alınmak üzere diğer alanlar  $Ca^2$  olarak hesaplanmıştır. Kullanılan kesitler için  $C$  değerleri;  $C = 0,5$  (Dikdörtgen kesit),  $C = 1$  ( Kare kesit),  $C = \pi/4$  (Daire kesit ),  $C = 5 / 16$  ( I kesit ) şeklindedir (Tablo 1).



Şekil 4. Seçilen kesitlerin geometrik özellikleri

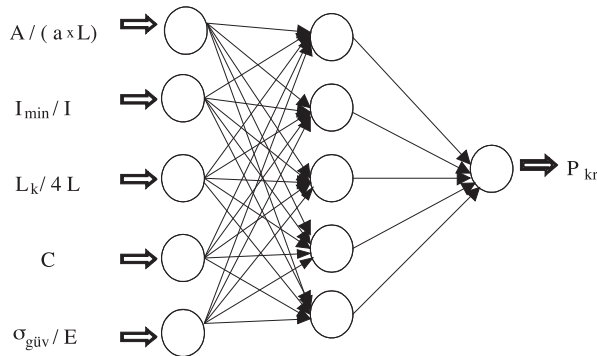


Şekil 5. Çözümde göz önüne alınan mesnet şartları ve burkulma boyları

Tablo 1. Kesit karakteristik özellikleri

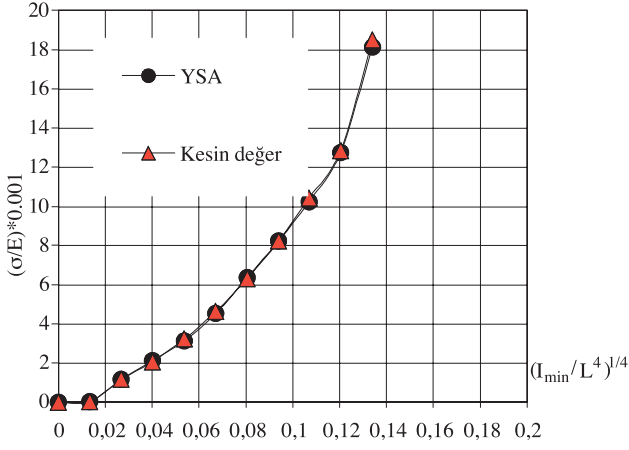
	Kare Kesit	Dikdörtgen Kesit	Daire Kesit	I Kesit
Alan (A)	$a^2$	$a^2/2$	$\pi a^2/4$	$5 a^2/16$
Şekil Katsayısı (C)	1	1/2	$\pi/4$	5/16
Minimum Atalet Momenti ( $I_{min}$ )	$0,083a^4$	$0,01 a^4$	$0,049a^4$	$0,00513a^4$

Çözüm için geliştirilen ağ topolojisinde 1 adet saklı katman kullanılmıştır. Girdi vektöründe 5, saklı katmanda 5 ve çıktı katmanda ise elde edilmek istenen kritik yük için 1 adet nöron kullanılmıştır (Şekil 6). Sinir ağında kullanılan değişkenler sırasıyla; A = En kesit alanı,  $L_k$  = Çubuk burkulma Boyu, I = Atalet momenti,  $I_{min}$  = Minimum atalet momenti, E = Malzeme elastisite modülü,  $\sigma_{güv}$  = Güvenlik gerilmesidir.

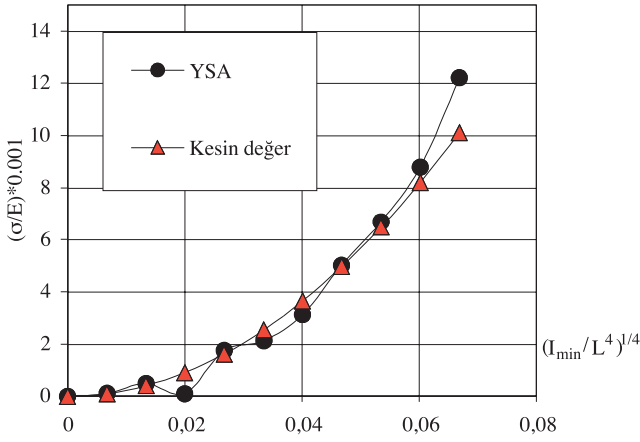


Şekil 6. Burkulma yükü için geliştirilen ağ topolojisi

Test aşamasında sayısal değer olarak malzeme elastisite modülü,  $E = 2 \times 10^5$  N/mm<sup>2</sup>, Çubuk boyu,  $L = 400$  cm, ve malzeme güvenlik gerilmesi,  $\sigma_{güv} = 140$  N/mm<sup>2</sup> alınmıştır. Her iki ucun mafsallı olması durumunda test edilen ağ için kare ve I kesitler kullanılmıştır. Seçilen her  $a$  boyutu için elde edilen sonuçlar Şekil 7 ve Şekil 8'de verilmiştir. Grafikte  $x$  eksenini  $(I_{min} / L^4)^{1/4}$ ,  $y$  eksenini ise  $\sigma / E$  (gerilme / elastisite modülü) olarak boyutsuzdur. Ağ yapı, girdi ve çıktıya ait 25 adet örnek kümesi ile yazarlar tarafından C+ programlama dilinde geliştirilmiş olan program kullanılarak eğitilmiştir. Eğitim setindeki örnekler için pratikte karşılaşılabilecek muhtemel olan ve standartlar dikkate alınarak; kesit boyutu( $a$ ) 5 cm – 100 cm, kolon boyu( $L$ ) ise, 80 cm – 500 cm arasında seçilmiştir. Çalışmada momentum terimi ve öğrenme oranı başlangıçta sırasıyla 0,6 ve 0,7 olarak seçilmişlerdir. Bu değerler Adeli ve arkadaşlarının yaptığı çalışmalar (Adeli ve diğ., 1995) neticesinde yakınsamayı hızlandıran başlangıç değerleri olarak önerilen 0,1 ile 0,9 arasındadır.



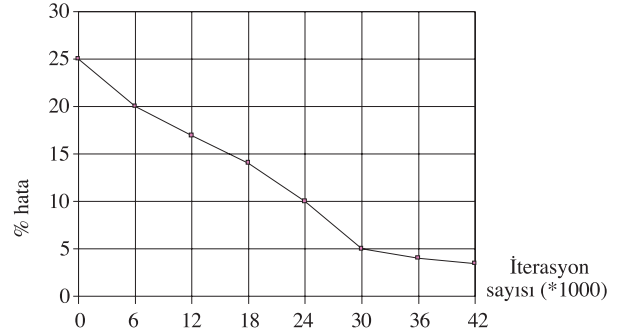
Şekil 7. Kare kesit için YSA ve analitik sonuçların karşılaştırılması



Şekil 8. I Kesit için YSA ve analitik sonuçların karşılaştırılması

Grafiklerde görüleceği üzere kesit şekil katsayısının ( C ) 1 olduğu durum olan kare kesit için YSA ile elde edilen sonuçlar ve teorik olarak bulunan mevcut sonuçlar biri birine çok yakın çıkmıştır. I kesit için ise ağın eğitiminde kullanılan kesit şekil katsayısı 5/16 olup YSA ile elde edilen değerler yeter yaklaşıklıkta olmasına rağmen biraz farklıdır. Sonuçların daha iyi değerlendirilmesi açısından bulunan değerler tablo (Tablo 2) formatında da ayrıca gösterilmiştir.

Ağın eğitimi sırasında hata miktarının yapılan iterasyon ile değişimi Şekil 9’da görülmektedir. İterasyon sayısı arttıkça dinamik değişken öğrenme oranı 0,85 değerine ulaşmış ve istenilen hassasiyet elde edilmiştir. Yaklaşık 41500 iterasyon sonucunda ağ hatası istenilen % 3,5 hata değerine düşmüştür. Bu durumda momentum terimi ise 0,9 olarak kaydedilmiştir. Momentum teriminin kullanılmadığı durumda ise en uygun değer 0,78 öğrenme oranı ile % 7,41 olmuştur. Yani momentum teriminin ilavesi yakınsamayı hızlandırmıştır.



Şekil 9. Ağ hatasının iterasyon ile değişimi

Tablo 2. Sayısal hesap sonuçlarının karşılaştırılması

Kare Kesit $[I_{min}/L^4]^{1/4}$	Kare Kesit (C=1)		I Kesit $[I_{min}/L^4]^{1/4}$	I Kesit (C = 5/16)	
	$\sigma / E$ (Teorik)	$\sigma / E$ (YSA)		$\sigma / E$ (Teorik)	$\sigma / E$ (YSA)
0,0134	0,032	0,035	0,0067	0,101	0,112
0,0268	1,156	1,160	0,0134	0,405	0,485
0,0402	2,056	2,120	0,0200	0,911	1,01
0,0537	3,213	3,125	0,0267	1,620	1,755
0,0671	4,626	4,52	0,0335	2,531	2,12
0,0806	6,297	6,35	0,0401	3,645	3,12
0,094	8,224	8,225	0,0468	4,961	5,012
0,107	10,409	10,243	0,0535	6,48	6,68
0,1205	12,851	12,752	0,0602	8,2	8,79
0,134	18,50	18,120	0,0669	10,12	12,21

## Tartışma ve Sonuç

Bu çalışmada, yapay zeka uygulamalarının bir alt kolu olan yapay sinir ağları kullanılarak çeşitli mesnet koşulu için eksenel yüklü kolonların burkulma analizi sunulmuştur. Daha önceki çalışmalar da dikkate alınarak (Civalek, 1997; Ghaboussi ve arkadaşları, 1998) söylenebilir ki yapay zeka tekniği, yapı mühendisliğinde kullanılabilir seçenек bir yöntem olma yolundadır. Gerek sonuçlarının duyarlılığı ve gerekse ağı eğitimi hariç yapılan işlemlerin klasik programlamaya göre daha basit oluşu tekniğin avantajıdır. Ancak kullanım potansiyeli ve uygulama alanının geniş olması nedeniyle klasik programlama ve sayısal analiz teknikleri halen pek çok araştırmacı tarafından kullanılmaktadır. Bununla birlikte, bu problem için sayısal analiz yöntemleri ile de çok kısa sürede sonuca ulaşmak mümkündür.

Yapay sinir ağlarının uygun eğitim setiyle eğitildiği zaman çözebilecekleri problem çeşidinin bir hayli fazla olduğu söylenebilir. Eğitim evresi dışında yapay zeka tekniği konvansiyonel programlamaya göre bir hayli hızlıdır. Bu çalışmada bulunan sonuçlar, gerekli hesaplayıcı ihtiyacı ve süre açısından değerlendirildiğinde, bir hayli başarılı bulunmuştur.

Yapay zeka veya bunun alt kolları olan uygulamalarda programa sonradan veri girişi yapılarak veya küçük değişiklikler ile farklı karakterde örnekler

çözmek mümkündür. Bununla beraber sayıların sadece mühendise fikir vermek için var olduğunu düşünürsek elde edilen sonuçların değerlendirilmesi daha da önem kazanmaktadır. Yani bilginin elde edilmesi kadar kullanılması da önemlidir.

## Semboller

$a$	:	seçilen kesit boyutu
$C$	:	şekil katsayısı
$E$	:	elastisite modülü
$\varepsilon$	:	karesel hata
$f(\cdot)$	:	aktivasyon fonksiyonu
$I$	:	kesit atalet momenti
$L_k$	:	burkulma boyu
$o_i$	:	gerçek çıktı
$P$	:	eksenel yük
$P_{kr}$	:	kritik burkulma yükü
YSA	:	yapay sinir ağları
$w_{ij}$	:	ağırlık değerleri
$x_i$	:	ağ girdi değerleri
$y_i$	:	i. nci birimin çıktısı
$z_i$	:	ağ çıktısı
$\alpha$	:	öğrenme oranı
$\beta$	:	momentum terimi
$\delta_i$	:	nöron hata değeri
$\sigma$	:	gerilme
$\sigma_{güv}$	:	güvenlik Gerilmesi
$\theta$	:	sigmoid kazancı

## Kaynaklar

Adeli, H., Hung, S. L., Machine Learning-Neural Networks, Genetic Algorithms and Fuzzy Systems, John Wiley & Sons, Inc., 1995.

Brush, D. O., Almroth, B. O., Buckling of Bars, Plates and Shells, McGraw-Hill Comp., 1975.

Chajes, A., Principles of Structural Stability Theory, Prentice – Hall, 1974.

Civalek, Ö., “Nöro-Fuzzy Tekniği Kullanılarak Depreme Dayanıklı Yapı Tasarımı”, IV. Ulusal Deprem Mühendisliği Konferansı, 17-19 Eylül, ODTÜ, Ankara, 431-438, 1997.

Civalek, Ö., “The Analysis of The Rectangular Plates Without Torsion via Hybrid Artificial Intelligent Technique”, Proceedings of the Second International Symposium on Mathematical & Computational Applications, September 1-3, Bakü, Azerbaijan, 95-101,1999.

Civalek, Ö., “Nöro-Fuzzy Tekniği ile Dikdörtgen Plakların Analizi”, III. Ulusal Hesaplamalı MekaniK Konferansı, 16-18 Kasım, İstanbul, 518-524, 1998.

Ghaboussi, J., Garrett, Jr., Wu., X., “Knowledge-Based Modeling of Material Behavior with Neural Networks”, Journal of Structural Engineering (ASCE), 117(1), 132-153, 1991.

Ghaboussi, J., Lin, C. C., “New Method of Generating Spectrum-Compatible Accelerograms Using Neural Networks”, Earthquake Eng. and Structural Dynamics, 27, 377-396, 1998.

Hani, K. B., Ghaboussi, J., “Neural Networks for Structural Control of a Benchmark Problem, Active Tendon System”, Earthquake Eng. and Structural Dynamics, 27, 1225-1245, 1998.

Hertz, J., Krogh, A., Palmer, R. G., Introduction to Theory of Neural Computing, Addison – Wesley Publishing, 1991.



İnan, M., Cisimlerin Mukavemeti, İTÜ Vakfı yayınları, Yayın No:25,7. Baskı, Beril Ofset, 1996.

Kang, H. T., Yoon, C. J., "Neural Networks Approaches to Aid Simple Truss Design Problems", *Microcomputers in Civil Eng.*, 9, 211-218, 1994.

Park, H. S., Adeli, H., "Distributed Neural Dynamics Algorithms for Optimization of Large Steel Structures", *Journal of Structural Engineering (ASCE)*, 123(7), 880-888, 1997.

Timoshenko, S. P., Gere, J.M., *Theory of Elastic Stability*, Second ed., McGraw-Hill Book Company, 1961.

Ülker, M., Cıvlek, Ö., "Dairesel Silindirik Kabukların Hibrit Yapay Zeka Tekniği ile Analizi", *TMMOB, İMO Teknik Dergi*, Cilt.12 (2), 2401-2417,2001.

Vanluchene, R. D., and Roufei, S., "Neural Networks in Structural Engineering", *Microcomputers in Civil Eng.*, 207-215, 1990.

Wu, X., Ghaboussi, J., Garrett, J. H., "Use of Neural Networks in Detection of Structural Damage", *Computers & Structures*, 42(4), 649-659, 1992.

Zurada, J. M., *Introduction to Artificial Neural Networks*, West Publishing Company, 1992.