

The Buckling Analysis of Axially Loaded Columns with Artificial Neural Networks

S. Kaya

Sakarya University, Civil Engineering Department, Esentepe Campus, 54187
Sakarya, Turkey

Abstract: Computation on Civil Engineering has concentrated primarily on artificial intelligence applications in the past few years. These applications generally involve expert systems. This article deals Neural Networks and applications were presented. 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. Backpropagation training algorithms are used considering the circular, square, rectangular, and I cross-sections. The artificial neural network, with is trained for circular , rectangular ,square and I sections for four support conditions, is tested for the four support conditions. 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.

Keywords: Buckling, Training of network topology, Arti_cial neural networks, Elastic columns

Yapay Sinir Aglari ile Eksenel Yüklü Kolonların Burkulma Analizi

Özet: Son yıllarda, inşaat mühendisliğindeki bilgisayarlı hesaplamalarda yapay zeka uygulamaları ilk sırayı almıştır. Bu uygulamalar genellikle uzman sistemleri içermektedir. Bu makalede yapay sinir ağlarına değinilmiş ve bir uygulama yapılmıştır. 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. Dört farklı mesnet durumu için eğitilen ağ, veriler karıştırılarak dört farklı sinir koşulu için test edilmiştir. Elde edilen sonuçların yeter duyarlılıkta olduğu görülmüştür. Mantıksal programlama tekniğinin bu alandaki uygulama potansiyeli vurgulanmıştır.

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

Reference to this paper should be made as follows (bu makaleye aşağıdaki şekilde atıfta bulunulmalı):
S. Kaya The Buckling Analysis of Axially Loaded Columns with Artificial Neural Networks
, Elec Lett Sci Eng , vol. 1(1) , (2006), 01-09

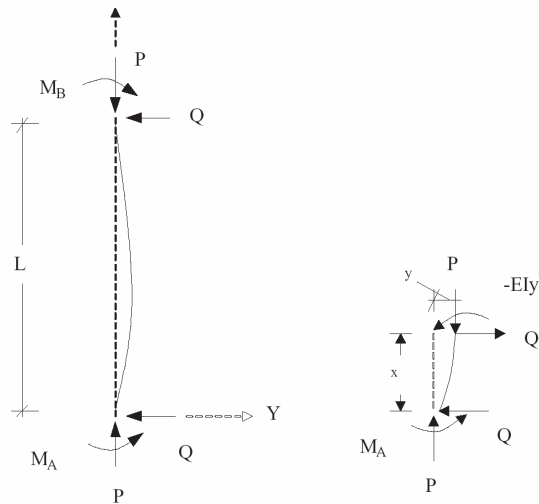
Giriş

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)[1], uygulama ilkeleri ise Adeli tarafından verilmiştir (Adeli ve Hung, 1995)[2]. Bu alandaki uygulamalar daha çok malzeme modellemesi (Ghaboussi ve arkadaşları,1991)[3], boyutlandırma (Kang ve Yoon,1994)[4], optimizasyon (Park ve Adeli,1997)[5], hasar analizi (Wu ve arkadaşları,1992)[6], deprem mühendisliği (Hani ve Ghaboussi,1998; Ghaboussi ve Lin,1998)[7-8] gibi konuları içermektedir. Daha önce yapılan bu çalışmalarda çoğunlukla geri-yayılma ve Hopfield sinir ağları kullanılmıştır.

Bu çalışmada, doğrusal elastik malzemeden yapılmış eksenel yüklü kolonların çeşitli sinir 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 aksel yüklü kolonların burkulma yükünü verecek şekilde çok katmanlı bir ağ geliştirilmiştir. Elimizdeki 400 adet verinin, 350 adeti karışık olarak; Daire kesit, dikdörtgen kesit, kare kesit ve I kesit için 4 farklı (Her iki uç ankastre, ankastre uç - bosta uç, ankastre uç - mafsallı uç, her iki ucu mafsallı) mesnet durumu göz önüne alınarak eğitilmiş, sınır ağı karışık olarak seçilmiş diğer 50 veri için, aynı kesitler ve aynı mesnet durumlarında test edilmiştir. Elde edilen sonuçlar yeter yaklaşıklıkta bulunmuştur.

Elastik Kolonların Stabilitesi



Sekil 1 Genel sınır şartlarına sahip elastik kolon ve etkiyen yükler

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)[9] Genel durum için elde edilen diferansiyel denklemin sınır koşulları için çözülmesi ile her mesnet şartı için kritik yük elde edilir. Her iki ucun basit mesnetli olması durumunda (Sekil 1) sistemin taşıyacağı kritik yük (Chajes, 1974)[10];

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

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

$$EI y^{iv} + P y'' = 0 \text{ elde edilir.} \quad (2)$$

$k^2 = P / EI$ kabul ederek,

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

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

$$y = C_1 \sin kx + C_2 \cos kx + C_3 x + C_4 \quad (4)$$

elde edilir. Burada C_i , ($i = 1, 2, 3, 4$) sınır kosullarina bagli integrasyon sabitleridir. Her bir mesnetleme durumu için, sınır kosullari kullanilarak kritik yük degerleri elde edilir. Test asamasinda kullanılan her iki ucun mafsalli oldugu durum için sınır kosullari; $x = 0$ ve $x = L$ için $y = 0$ ve $y'' = 0$ olmak üzere 4 adet sınır sartından; $C_2 + C_4 = 0$; $C_2 = 0$; $C_1 \sin kL + C_3 L = 0$ ve $-C_1 k^2 \sin kL = 0$ elde edilir. Son denklemden k^2 sifir olamayacağından; $\sin kL = 0$ ve $C_2 = C_4 = 0$; $C_3 = 0$ elde edilir. Böylece; $kL = np$, $n = 1, 2, 3, \dots$ olur. $n = 1$ için ;

$$P_{kr} = \frac{\pi^2 EI}{L^2} \quad (5)$$

olarak elde edilir. Benzer olarak uçları sınırlı sınırlı için çözüm yapılabilir. Genel çözüm (Timoshenko ve Gere, 1961)[11]:

$$P_{kr} = \frac{\pi^2 EI}{L_k^2} \quad (6)$$

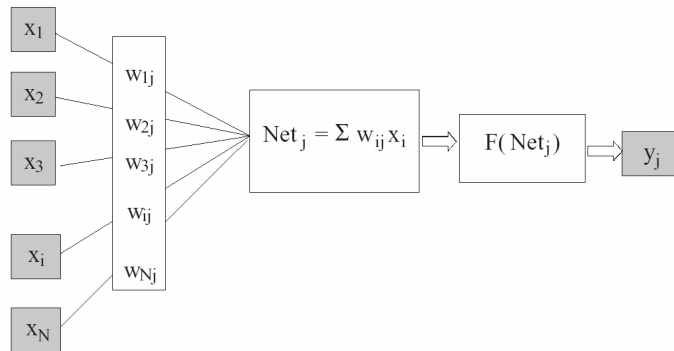
formunda olup denklemden L_k kritik burkulma boyudur. Her bir mesnet durumu için bu deger Sekil 4'de verilmistir.

Yapay Sınır 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 sibernetik ve otomat ve gerekse yapay zeka teknigi konusunda yoğun çalışmalar başlamıştır. Bu çalışmalar içerisinde, insan beyninin simülasyonuna dayanan yapay sınır ağları geniş bir uygulama alanı bulmuştur (Hertz ve arkadaşları, 1991)[12].

Yapay sınır ağları, insan beyninin çalışma mekanizması taklit edilerek geliştirilen ve beynin gerçekleştirdiği temel işlemlere belirli bir yazılımla ulaşmayı amaçlayan bir mantıksal programlama teknigidir. 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 sınır 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 (Sekil 2). Yapay sınır 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.



Sekil-2 Yapay nöron modeli

Sekil 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

$$v_j = \sum_i^N x_i w_{ij} \quad (7)$$

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

$$y_j = f(v_j) \quad (8)$$

hesaplanır. Fonksiyonun uygulanmasıyla birimin çıkışı

olarak hesaplanır. Şö

$$y_j = \frac{1}{1 + e^{-\left(\sum_i^N x_i w_{ij}\right)}} \quad ? = 1 \text{ olmak üzere} \quad (9)$$

olup geri yayılma ağlarında

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-\theta x}} \quad \text{nmaktadır.} \quad (10)$$

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 çıkışı 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. Pekistirmeli 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. Pekistirmeli öğrenmede ise giriş değerlerine karşılık gelecek uygun çıktının 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

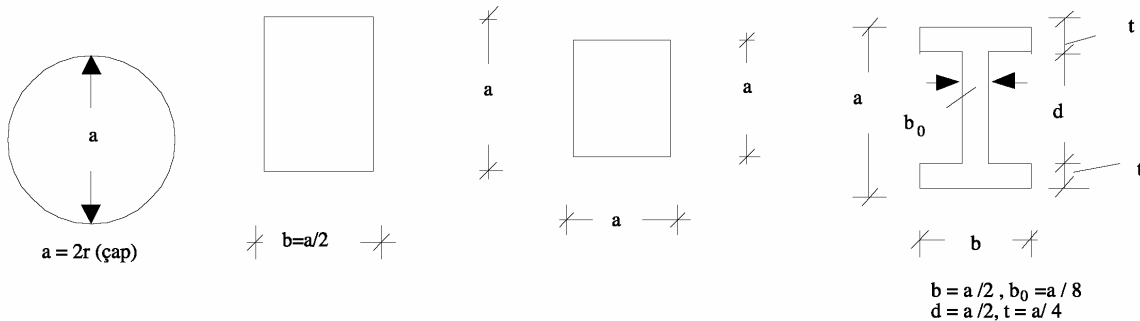
Geriyeye yayılma algoritması esasen çok katmanlı ağların eğitiminde kullanılan bir öğrenme algoritmasıdır. Çok katmanlı sinir ağları girdi ve çıktı katmanına ek olarak bir veya daha fazla saklı katmandan oluşur. Katmanlardaki nöronlar arasında ve bir katmandan önceki katmana geriye doğru bağlantı yoktur. Geriyeye yayılma algoritması bu tür ağlarda yaygın olarak kullanılan bir öğrenme algoritması olmasına rağmen daha çok geriyeye yayılma sinir ağları olarak tanınmıştır.

Ağın Eğitilmesi

Tablo-1 Kesit karakteristik özellikleri

| | Kare Kesit | Dikdörtgen Kesit | Daire Kesit | I Kesit |
|--------------------------------------|------------|------------------|-------------|--------------|
| Alan (A) | a^2 | $a^2/2$ | $p a^2/4$ | $5 a^2/ 16$ |
| Şekil Katsayısı (C) | 1 | 1/2 | 0.75 | 0.25 |
| Minimum Atalet Momenti ($I_{m,i}$) | $0,083a^4$ | $0,01 a^4$ | $0,049a^4$ | $0,00513a^4$ |

Çalışmada aksel 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 yaklaşık 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 3'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 cinsinden olacak şekilde öngörülmüştür. Girdi katmanında kullanılan 5 adet nöron sırasıyla; en kesit alanı / kesit boyutu x çubuk boy (A / axL), minimum atalet momentleri / kesit atalet momentleri (I_{min} / I), burkulma boyu / 4x 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, çubukun kritik burkulma yüküdür (P_{kr}).



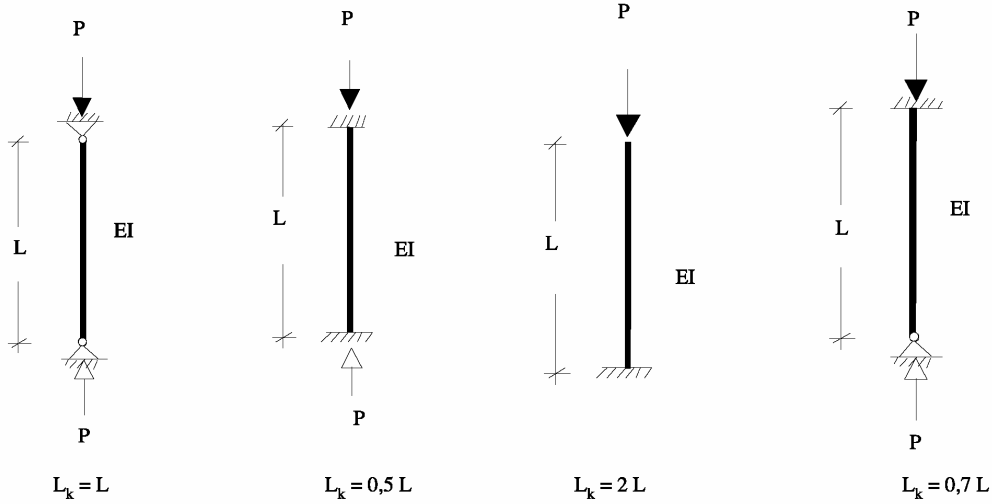
Şekil-3 Seçilen kesitlerin geometrik özellikleri

Eğitim seti elde edilirken farklı en kesit alanına ve farklı uzunluklara sahip kolonlar seçilmiş a değeri sabit olmak üzere en kesit alanı, atalet momentleri ve minimum atalet momentleri a cinsinden elde edilmiştir. Farklı elastisite modülü ve güvenlik gerilmesini de içeren girdi- çıktı kümesine ait 400 adet örnek genel mesnet şartlarına sahip bir kolon için daha önceki bölümde tüm sinir 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. Elimizdeki 400 adet verinin, 350 adeti karışık olarak; Daire kesit, dikdörtgen kesit, kare kesit ve I kesit için 4 farklı (Her iki uç ankastre, ankastre uç - bosta uç, ankastre uç - mafsallı uç, her iki ucu mafsallı) mesnet durumu göz önüne alınarak eğitilmiş, sinir ağı karışık olarak seçilmiş, diğer 50 veri için aynı kesitler ve aynı mesnet durumları kullanılarak test edilmiştir. 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 4’de verilen (k : burkulma boyları) dört farklı mesnet durumu için daire, dikdörtgen, kare ve I kesit dikkate alınmıştır. Ağırlık eğitimi verileri karıştırılarak bütün kesitler, bütün mesnet şartları için eğitilmiş, test aşamasında da yine bütün mesnet şartları ve bütün kesitler için denenmiştir.

Çubuk geometrisi tanımlanan C katsayısı, sınır koşulları ise $L_k/4L$ ile sınır ağına tanıtılmıştır. 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), $C = 0,75$ (Daire kesit), $C = 0,25$ (I kesit) şeklindedir (Tablo 1).

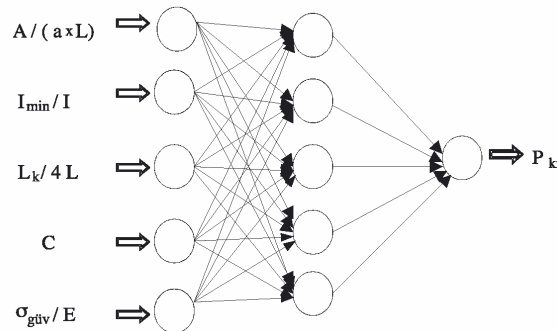


Şekil 4. Çözümde göz önüne alınan mesnet şartları ve burkulma boyları

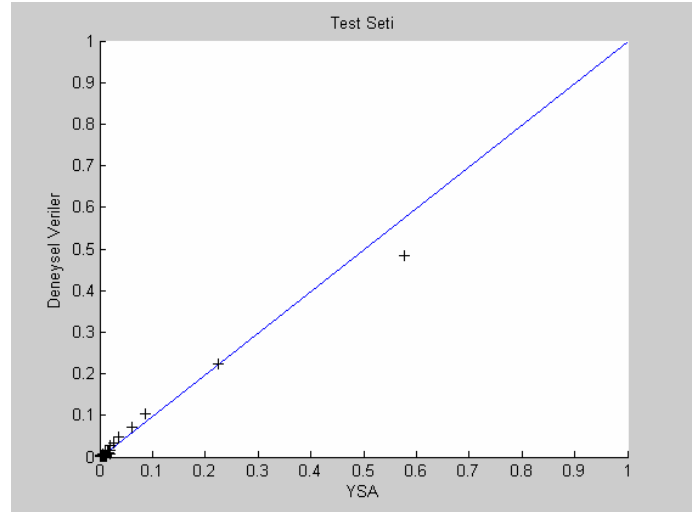
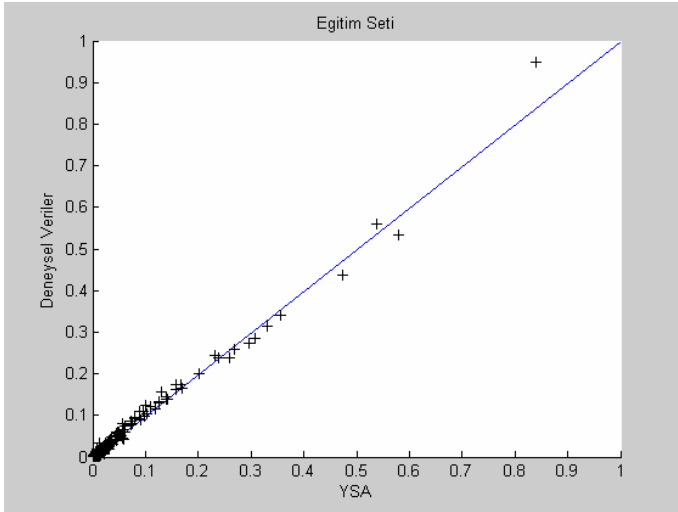
Çözüm için geliştirilen ağı topolojisinde 1 adet saklı katman kullanılmıştır. Girdi vektöründe 5, saklı katmanda 5 ve çıktı katmanında ise elde edilmek istenen kritik yük için 1 adet nöron kullanılmıştır (Şekil 5). Sınır ağına kullanılan değişkenler sırasıyla; $A = E$ kesit alanı, $L_k =$ Çubuk burkulma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

Test aşamasında sayısal değer olarak malzeme elastisite modülü, $E = 2 \times 10^5 \text{ N/mm}^2$, Çubuk boyu, $L = 300-700 \text{ cm}$, ve malzeme güvenlik gerilmesi, $s_{güv} = 140 \text{ N/mm}^2$ alınmıştır. Grafiklerde x eksenini çubuk boylarını ($L \text{ cm}$), y eksenini ise kritik yük (P_{kr}) olarak gösterilmiştir. Ağ yapı, girdi ve çıktıya ait eğitim setinde 350, test aşamasında da 50 olmak üzere toplam 400 adet örnek kümesi ile çalışılmıştır. Eğitim setindeki örnekler için pratikte karşılaşılabilecek muhtemel olan ve standartlar dikkate alınarak; kesit boyutu (a) $50 \text{ cm} - 75 \text{ cm}$, kolon boyu (L) ise, $300 \text{ cm} - 700 \text{ cm}$ arasında seçilmiştir.

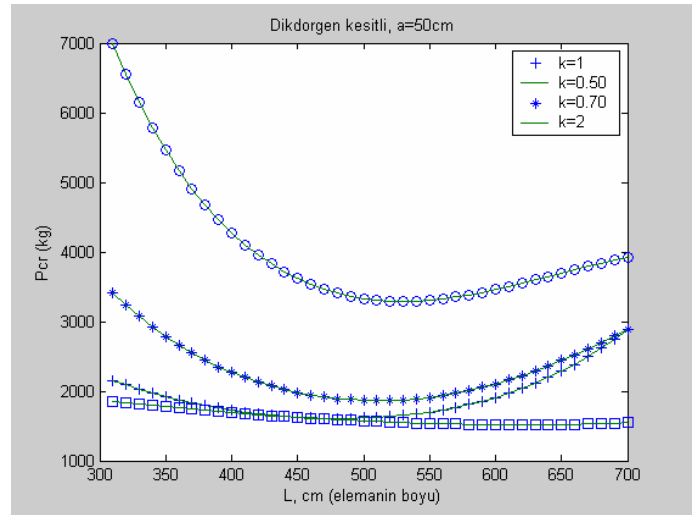
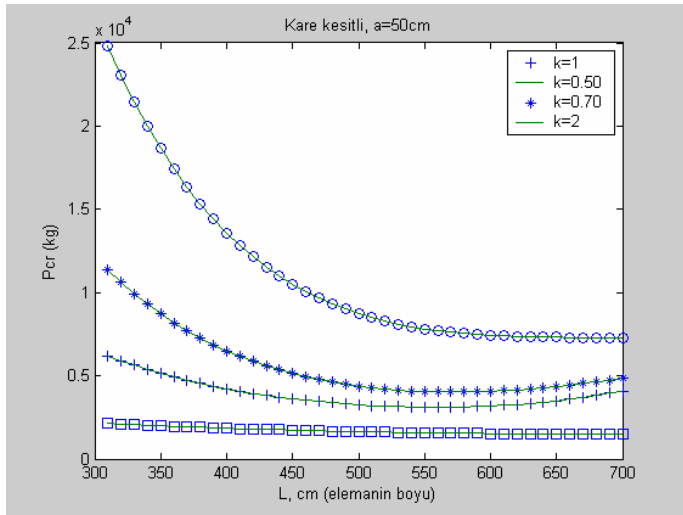
Grafiklerden de anlaşılacağı üzere kolon boyu arttıkça tasınabilir yükte azalmalar görülmüştür. YSA ile sistem teorik yapıya yakın bir tutum göstermiştir.



Şekil 5. Burkulma yükü için geliştirilen ağ topolojisi

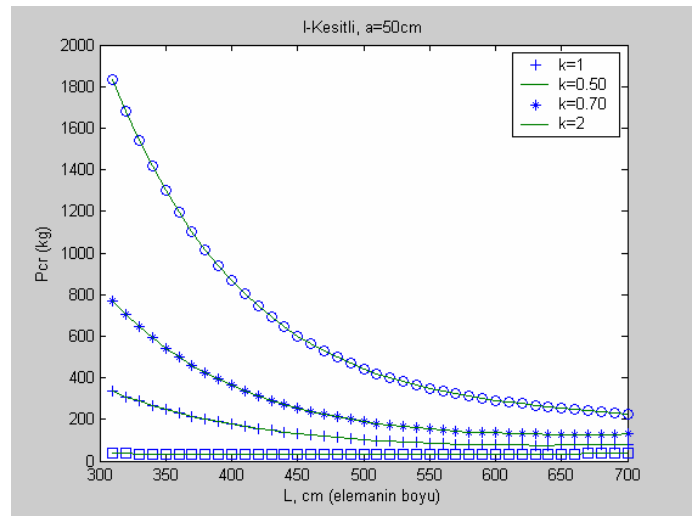
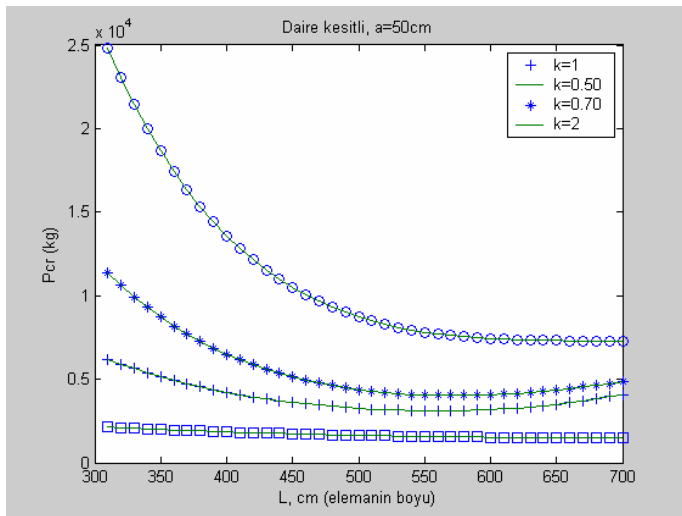


Sekil-6 Egitim seti



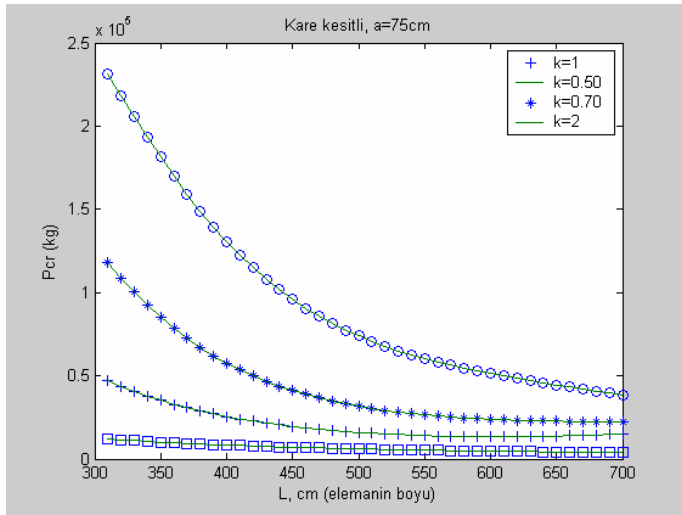
Sekil-8 Kare kesit, a=50 cm

Sekil-9 Dikdörtgen kesit, a=50 cm

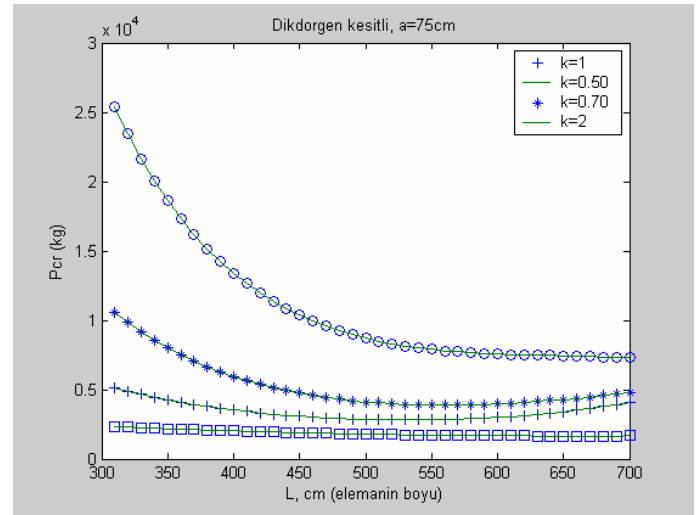


Sekil-10 Daire kesit, a= 50 cm

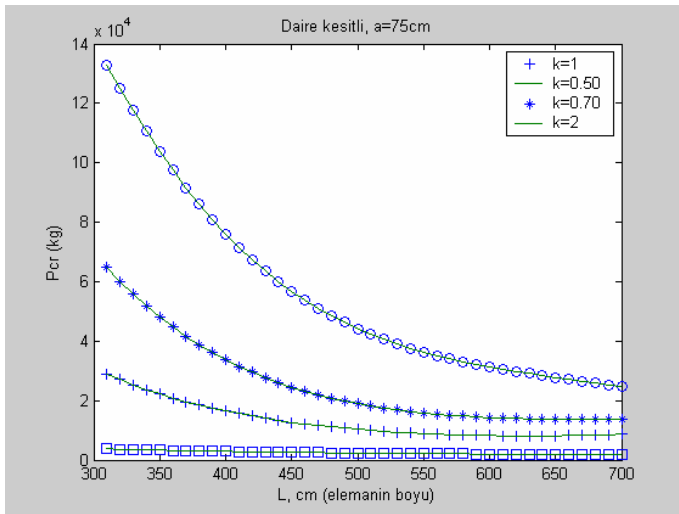
Sekil-11 I kesit, a=50 cm



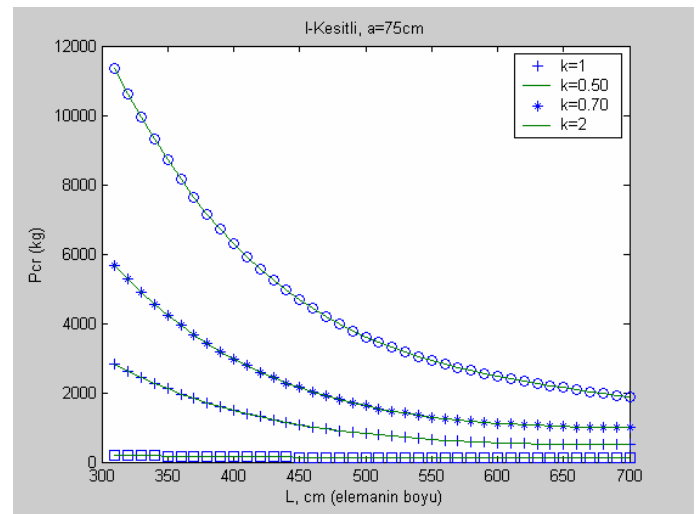
Sekil-12 Kare kesit, a=75 cm



Sekil-13 Dikdörtgen kesit, a=75 cm



Sekil-14 Daire kesit, a=75 cm



Sekil-15 I kesit, a=75 cm

Eğitilen ağ yapısı test aşamasında karışık olarak girilen veriler için denenmiştir ve istenilen aralıklarda yer almıştır. Yaklaşık 5100 iterasyon sonucunda ağ hatası istenilen hata değerine düşmüştür.

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. Yapay zeka tekniği, yapı mühendisliğinde kullanılacak seçenek bir yöntem olma yolundadır. Gerek sonuçlarının duyarlılığı ve gerekse ağı eğitimi hariç yapılan işlemlerin klasik programlamaya göre daha basit olması 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. Sayıların bir mühendis için çok önemli olduğunu düşünürsek, bu sayılara çok hızlı ve hassas ulaşılması önemlidir.

Semboller

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

Kaynaklar

1. Vanluchene, R. D., and Roufei, S., "Neural Net-works in Structural Engineering", Microcomputers in Civil Eng., 207-215, 1990
2. Adeli, H, Hung, S. L., Machine Learning-Neural Networks, Genetic Algorithms and Fuzzy Systems, John Wiley & Sons, Inc., 1995
3. Ghaboussi, J., Garrett, Jr., Wu., X., "Knowledge-Based Modeling of Material Behavior with Neu-ral Networks", Journal of Structural Engineering (ASCE), 117(1), 132-153, 1991.
4. Kang, H. T., Yoon, C. J., "Neural Networks Ap-proaches to Aid Simple Truss Design Problems", Microcomputers in Civil Eng., 9, 211-218, 1994.
5. 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.
6. Wu, X., Ghaboussi, J., Garrett, J. H., "Use of Neural Networks in Detection of Structural Damage", Computers & Structures, 42(4), 649-659, 1992.
7. Ghaboussi, J., Lin, C. C., "New Method of Gen-erating Spectrum-Compatible Accelerograms Using Neural Networks", Earthquake Eng. and Structural Dynamics, 27, 377-396, 1998
8. 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.
9. Brush, D. O., Almroth, B. O., Buckling of Bars, Plates and Shells, McGraw-Hill Comp., 1975
10. Chajes, A., Principles of Structural Stability The-ory, Prentice - Hall, 1974.
11. Timoshenko, S. P., Gere, J.M., Theory of Elastic Stability, Second ed., McGraw-Hill Book Company, 1961.
12. Hertz, J., Krogh, A., Palmer, R. G., Introduction to Theory of Neural Computing, Addison - Wesley Publishing, 1991
13. Civalek, O., "Nöro-Fuzzy Tekniği Kullanılarak Depreme Dayanikli Yapi Tasarımı", IV. Ulusal Deprem Mühendisliği Konferansı, 17-19 Eylül, ODTU, Ankara, 431-438, 1997
14. Civalek, O., "The Analysis of The Rectangular Plates Without Torsion via Hybrid Artificial Intel-ligent Technique", Proceedings of the Second International

Symposium on Mathematical & Computational Applications, September 1-3, Baku, Azerbaijan, 95-101,1999.

15. Civalek, O., “Nöro-Fuzzy Tekniđi ile Dikdörtgen Plakların Analizi”, III. Ulusal Hesaplamalı Mekanik Konferansı, 16-18 Kasım, İstanbul, 518-524, 1998.
16. Sen, Z., Mühendislikte Bulanık(Fuzzy)Mantık ile Modelleme Prensipleri, SU Vakfı yayınları,ISBN: 975-6455-10-1,2.Baskı,Özener Matbaacılık,2004
17. . MATLAB® Documentation (2002) Neural Network Toolbox Help, Version 6.5, Release 13, The MathWorks, Inc
18. Sarıbiyik, M., **Caglar, N.** and Firat S., “Applicability of Neural Networks to Design a Short Tensile Coupon for FRP”, Journal of Science and Engineering of Composite Materials, Vol. 12, No. 4, pp. 261-271, 2005.