

PAPER DETAILS

TITLE: Dikdörtgen Plakların Doğrusal Olmayan Analizinde Yapay Sinir Ağı Yaklaşımı

AUTHORS: Ömer CİVALEK

PAGES: 0-0

ORIGINAL PDF URL: <https://dergipark.org.tr/tr/download/article-file/136714>

Dikdörtgen Plakların Doğrusal Olmayan Analizinde Yapay Sinir Ağı Yaklaşımı

Ömer CİVALEK*

Mehmet ÜLKER**

ÖZ

Dikdörtgen plakların yapay zeka tekniği ile lineer ve lineer olmayan analizi sunulmuş, geliştirilen program yardımıyla sayısal örnekler çözülmüştür. Çözümde geri-yayılma sinir ağı kullanılmış, plak kalınlığı; bulanık üçgen üyelik fonksiyonu ile normalize edilmiştir. Sayısal uygulamalarda plak orta nokta momentleri ve deplasmanlar elde edilmiştir. Yapay zeka tekniğinin yapı mühendisliğinde kullanılabilecek alternatif bir metot olduğu vurgulanmıştır.

ABSTRACT

Artificial Neural Networks Approach To The Non-Linear Analysis Of Rectangular Plates

The linear and non-linear analysis of rectangular plates has been presented via artificial intelligence techniques and numerical examples are solved by means of the developed program. The back-propagation neural network has been used in the solution. The thickness of plates has been normalized by the use of the fuzzy triangular membership function. The center point moments and deflection have been obtained for the numerical applications. It has been emphasized that the artificial intelligence technique is an alternative method that can be used in structural engineering.

1. GİRİŞ

Bilimin ve teknolojinin biri birini ittiği ve çektiği günümüz bilgi çağındaki dinamizm, yeni hesap ve analiz tekniklerinin doğmasına neden olmuştur. Gerek ihtiyaçların farklılaşması ve gerekse yeni malzeme ve yapım tekniklerinin ortaya çıkması, ortaya çıkan komplike yapıların hesabında çeşitli zorluklara neden olmuştur. Böylece; mühendislik çalışmaları bir yandan kıt kaynakların optimum kullanılması zorunluluğunu doğururken, öte yandan

Not: Bu yazı

- Yayın Kurulu'na 31.05.2002günü ulaşmıştır.
- 30 Haziran 2004 gününe kadar tartışmaya açıktır.

* Dokuz Eylül Üniversitesi, İnşaat Müh. Böl., İzmir - civalek@yahoo.com

** Fırat Üniversitesi, İnşaat Müh. Böl., Elazığ

ortaya çıkan sistemlerin hesap işlemleri gereken zaman ve hesaplayıcı ihtiyacı bakımından artmıştır. Bu yapılara örnek olarak; nükleer enerji santralleri, kemer barajlar, sanayi yapılarında kullanılan çelik konstriksiyonlar, dinamik etkiler altındaki çok katlı çerçeveler vb. yapılar verilebilir.

Bilgisayar tekniğindeki gelişmelere paralel olarak ortaya çıkan sayısal hesap yöntemleri, analitik çözümün mümkün olmadığı durumlarda büyük avantaj sağlamaktadır. Yeter yaklaşıklıkta çözümler veren; sonlu farklar, sonlu elemanlar, sınır elemanlar gibi sayısal yöntemler günümüzde etkin olarak kullanılmaktadır. Bu metotlar; sürekli bir sistemi, çeşitli noktalarda biri birine bağlı düğümlerden teşkil edilmiş kabul ederek, polinom yada seri yaklaşım ile türev denklemlerin lineer denklem takımı veya çözümü kolayca elde edilebilen bir forma indirgenmesi esasına dayanır. Bu metotların hepsinde konvansiyonel programlama teknikleri kullanılmaktadır.

20. yüzyılın ikinci yarısında temelleri atılan ve günümüzde büyük bir kitlenin üzerinde çalıştığı yapay zeka tekniği, pek çok problemin analizinde başarı ile kullanılmış ve klasik programlamaya alternatif olmuştur. Başlangıçta çok farklı amaçlar (Tıp alanında hastalık teşhisi; uydu fotoğraflarının okunması ve belirlenmesi, strateji belirleme gibi askeri amaçlı uygulamalarda, kontrol problemlerinde, endüstriyel uygulamalarda) için geliştirilen bu teknik günümüzde hemen her disiplinde kullanılır olmuştur. Yapay zeka olarak bilinen ve yapay sinir ağları; fuzzy küme teorisi, genetik algoritmalar, uzman sistemler gibi çeşitli dalları olan mantıksal programlama tekniği geçen birkaç yıl içinde hemen her disiplinde yaygın olarak kullanılmaya başlanmıştır. Geçen zaman içinde yapay sinir ağları ve diğer mantıksal programlama tekniklerinin ispatlanmış teorilerinin ortaya çıkartılması nedeniyle konu pek çok teorisyenin ilgisini çekmiştir.

Bilgisayar tekniğindeki bu gelişmeler teorik ve pratik çalışmalar yapan yapı mühendislerinin de ilgisini çekmiş ve yapay zeka genel adıyla bilinen yöntemler; bir çok dizayn parametresi arasından etkin çözüme ulaşma, taşıyıcı sistem seçme, standartların kontrolü, deprem riski altındaki yapıların hasar görebilirliği, zemin özelliklerinin belirlenmesi ve sınıflandırılması, şevlerde stabilite analizi, şantiye yönetimi ve organizasyonu, malzeme kalite kontrolü, şehir içi trafik sinyalizasyonu ve optimum sinyal süreleri belirlenmesi, üst yapı malzeme karışım hesabı, hava trafik kontrolü, ulaşım sistemlerinin planlanması, trafik akışının kontrolü ve kaza analizi, yol alt yapısı sırasında tahmini maliyet gibi uzman sistem; yapıların optimum boyutlandırılmasında genetik algoritmalar, betonun karmaşık davranışının modellenmesi, yapıların statik ve dinamik analizi, risk analizi, plak ve kabukların çözümü, depreme dayanıklı yapı tasarımı, hasar tespiti, köprülerin dinamik analizi gibi uygulamalarda yapay sinir ağları uygulamaları, zemin sıvılaşması ve zemin parametrelerinin analizi, optimizasyon ve kontrol uygulamalarında bulanık mantık uygulamaları bu alanda yapılmış çalışmalardan bazılarıdır [23,32,39,40].

2. YAPAY SİNİR AĞLARI

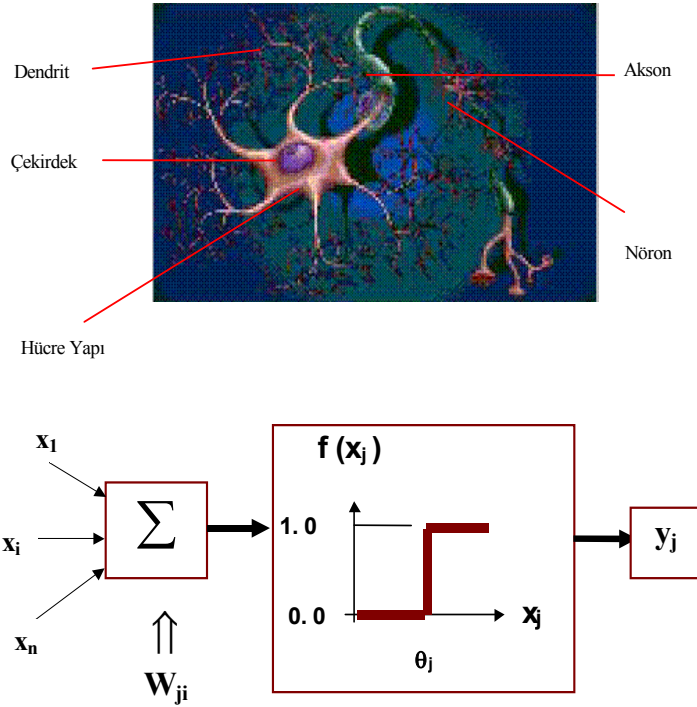
Yapay sinir ağları, insan beyninin temel birimi olan nöronlara benzer olarak teşkil edilen yapay nöronların farklı topoloji ve ağ modelleriyle birbirine bağlanmasıyla oluşan karmaşık sistemlerdir. Bir yapay sinir ağı, bir biriyle etkileşim içindeki pek çok yapay nöronun paralel bağlı bir hiyerarşik organizasyonudur [3]. Yapay sinir ağında hesaplama algoritmik programlamaya bir seçenek oluşturan, temel olarak yeni ve farklı bir bilgi işleme tekniğidir. Programda adım adım yürütülen bir yöntemin verilmesi yerine sinirsel ağ ilişkilendirmeyi

yapan iç kurallarını kendi üretir ve bu kuralları, sonuçları örneklerle karşılaştırarak düzenler [19].

En genel anlamda yapay sinir ağları ileri beslemeli ve geri beslemeli ağlar şeklinde iki ana grup ta düşünülebilir. İleri beslemeli ağlarda nöronlar; girdi, saklı ve çıktı olarak adlandırılan katmanlar vasıtasıyla organize edilir. Her bir katmandaki nöronlar; bir sonraki katman nöronları ile bağlantı ağırlıkları vasıtasıyla ilişkilidir. Ancak katmanların kendi aralarında her hangi bir bağlantı yoktur. Bilgi, girdi katmanından çıktı katmanına doğru ilerler. Buna aktivasyon yönü de denilir. Bu tür yapay sinir ağına örnek olarak tek ve çok katmanlı perceptron verilebilir. Bu tür ağlar denetimli öğrenme teknikleriyle eğitilir.

Geri beslemeli ağların en belirgin özelliği; katmanlar arasındaki nöronlar biri biriyle bağlantılı olup ayrıca bir dinamik hafızaya sahiplerdir. Bu ağlara örnek olarak kendi kendini düzenleyen öz örgütlenme haritası özelliğine sahip Kohonen [28] ağı ve ağ iç enerjisinin minimizasyonuna dayanan Hopfield [26] ağı verilebilir. Bu tür ağların eğitilmesi takviyesiz öğrenmeye bir örnek oluşturur. Hopfield ağları daha çok bir içerikli adreslenebilir bellek olarak veya optimizasyon tipi problemlerde başarılıdır.

Yapay sinir ağlarındaki işleme elemanları biyolojik olarak insan beynindeki nöronlara karşılık gelmektedir, Şekil 1. Dendrit olarak adlandırılan yapı, diğer hücrelerden bilgiyi alan nöron girişleri olarak görev yapar. Diğer hücrelere bilgiyi transfer eden eleman aksonlardır. Dolayısıyla aksonlar nöron çıkışları olarak görev yaparlar. Akson ile dendrit arasındaki bağlantı ise sinapslar tarafından gerçekleştirilir.



Şekil 1. Biyolojik ve Yapay Nöron Modeli

Dikdörtgen Plakların Doğrusal Olmayan Analizinde Yapay Sinir Ağı Yaklaşımı

Yapay sinir ağlarının işleyişi de buna benzer olarak gelişmektedir. 1940 yılında McCulloch ve Pitts nöronun, mantık sistemlerinde basit eş değer yapısıyla modellenebileceğini ortaya atmışlardır [30]. Bu amaçla yaptıkları çalışmalar sonunda Şekil 1’de altta görüldüğü gibi bir yapay sinir ağı modeli geliştirmişlerdir. Bu modele göre, bir sinir N tane ağırlıklandırılmış girişi toplamakta ve sonucu lineer olmayan bir fonksiyondan geçirmektedir. Herhangi bir katmandaki j . birime gelen toplam giriş, önceki katmandaki birimlerin y_i çıkışlarının (ilk katman için girişlerin) bağlantılar üzerindeki w_{ij} ağırlıkları ile hesaplanmış bir ağırlıklı toplamıdır.

$$net_j = \sum_i w_{ij} y_j \quad (1)$$

birimin çıkışı, bu değerin bir eşik değerden çıkartılıp lineer olmayan bir fonksiyondan geçirilmesiyle

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(\sum_i w_{ij} y_j)} \quad (2)$$

olarak hesaplanır.

2. 1. Yapay Sinir Ağlarında Öğrenme ve Ağı Eğitilmesi

Yapay sinir ağları konvansiyonel programlama gibi belirli bir algoritma çerçevesinde programlanmazlar [31]. 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 sinir ağları da benzer olarak; mevcut örnek kümesi üzerinde girdi ile çıktı arasındaki bağıntının ağırlıkların değiştirilmesiyle eğitilirler. 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 düşünceye kadar değiştirilmesidir. Günümüze kadar çeşitli öğrenme algoritmaları geliştirilmiştir. Bunlar temel olarak denetimli öğrenme, denetimsiz öğrenme ve takviyeli 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. Bu tür öğrenme modelini kullanan ağlar; Perceptron ve ilişkili hafızalar, takviyeli öğrenme, stokastik öğrenme, vektör nicelik öğrenmesi, delta ve genelleştirilmiş delta kuralı, geri yayılma algoritması, bu grup öğrenmede kullanılan etkin metotlardır.

Denetimsiz öğrenmede ağı sadece girdi vektörü uygulanır. Girdi değerlerine uygun bir çıktı üretilinceye kadar bağlantı ağırlıkları değiştirilir. Bu metot görüntü işleme, işaret işleme ve kontrol problemlerinde etkin olarak kullanılır. Kohonen’in kendini düzenleyen uzaylar, ve adaptif rezonans teorisi (ART) denetimsiz öğrenmeye örnek olarak verilebilir. Takviyeli

öğrenmede ise giriş değerlerine karşılık gelecek uygun çıktıların 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. Yapay sinir ağlarındaki ağırlıklar sabit değildir. Öğrenme kuralı giriş işaretlerine ve transfer fonksiyonu tarafından sağlanan değerlere cevap olarak, yerel bellekteki ağırlıkların hepsini veya bazılarını değiştiren bir denklem olarak bilinir. Öğrenme kuralı giriş işaretlerinin doğasına bağlı olarak işleme elemanının cevabının zamanla değişmesine imkan sağlar. Bu şekilde ağ, kendisini istenen cevaplara uyarlayabilir ve kendi içinde bilgiyi düzenleyebilir, yani öğrenir.

Eğitim yeterli sayıda giriş-çıkış örnek kümesi için yapılmalıdır. Eğitim sonucunda ağ hem eğitime örnek kümesine ait veriyi tanımalı hem de interpolasyon ve ekstrapolasyon yapabilmelidir. Yani eğitim kümesinde olmayan örnek için uygun çıktılar vermelidir. Aslında eğitilmiş bir yapay sinir ağından beklenen de budur.

Yapay sinir ağının eğitimi iki aşamalı bir işlemdir. İlk adımda, ağa bir giriş vektörü uygulanarak, ağ içindeki her birim için toplam giriş ve çıkış hesaplanır ve her birimin çıkışı daha sonraki ağırlık düzenlenmesi için saklanır. Çıkış vektörü oluşturulduktan sonra, eğitime işlemi çıkış hatasını hesaplar ve bu hatanın geriye doğru yayılımını sağlar. Birimlerin ağırlıkları bu hata işaretine göre ayarlanır. Bu iki adımlı işlem ağ istenilen cevapları üretinceye kadar, eğitime vektör çiftçileri ile tekrarlanır. Çıkış katmanını eğitmek kısmen daha basittir. Eğitimin nispeten zor olduğu aşama, ara katmanının eğitilmesidir. Bunu aşmak için, hata işaretinin çıkıştan daha iç katmanlara yayılımını sağlamakla bulunur. Yani, bir iç veya ara katman birimi kendisinden sonraki katmanın hata işaretlerinin ağırlıklı toplamı olan bir hat işareti alır. Bu hata işareti her birimin ağırlıklarını eğitmek için kullanıldıktan sonra, eğitime işlemi oluşturulan yeni hata işaretinin daha önceki katmanlara doğru yayılımını sağlar.

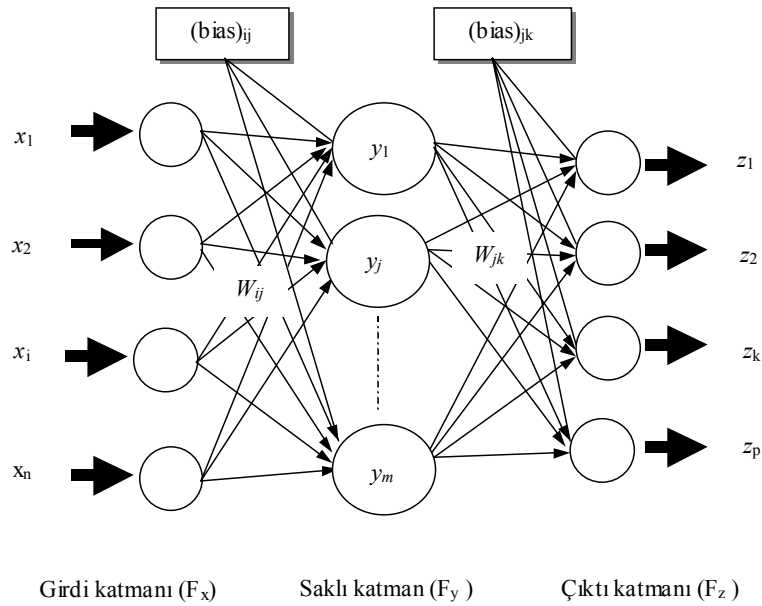
Yapay sinir ağların öğrenme mekanizması, girdi vektörü ve transfer fonksiyonu tarafından sağlanan değerlere karşılık olarak bağlantı ağırlıklarının hepsinin veya bir kısmının değiştirilmesidir. Yapay sinir ağları ne kadar çok örnekle eğitilirlerse hem öğrenebilecekleri olay ve tanıyabilecekleri obje sayısı artar, hem de hata oranı azalarak daha hassas sonuçlar elde edilir. En genel anlamda nöral ağlar ; kullanılan nöron modeli, bu nöronların ağ yapısında bir arada bulunma şekli yani ağ mimarisi, ağırlıkların ayarlanması için öğrenme kuralının belirlenmesi ve kullanılan aktivasyon fonksiyonu gibi dört farklı özellik ile karakterize edilir. Ağdaki her bir katman işleme elemanının bir toplamından oluşur. Her bir işleme elemanı kendi girdi bağlantılarındaki değerlerin ağırlıklı toplamını bir eşik fonksiyonundan geçirerek bir çıktı değeri üretir. Bilginin ağ içerisinde saklanması bağlantı ağırlıklarının ayarlanarak uygun değerleri almasıyla sağlanır. Bu ağırlık değerleri eğitim işlemi başlangıcında rasgele küçük sayılara atanır. İstenen çıktı ile ağ çıktısı arasındaki fark yeterince küçük oluncaya kadar yapılan eğitime işlemi sırasında öğrenme kuralına bağlı olarak ağırlıklar düzenlenerek sonuç değerleri elde edilir.

Tekniğin inşaat mühendisliğinde kullanım potansiyeli için geniş bir literatür Vanluchene, [36] ve Hajela [24], uygulama prensipleri ise Adeli tarafından verilmiştir [1,2]. Bu uygulamalar daha çok malzeme modellenmesi [21], boyutlandırma [27], optimizasyon [18], hasar analizi [34,37], deprem mühendisliği [5,22] gibi konuları içermektedir. Daha önce yapılan bu çalışmalarda daha çok geri-yayılma ve Hopfield sinir ağları kullanılmıştır. Yapılardaki hasarların belirlenmesi konusunda yapılan çalışmada yapay sinir ağları uygulaması hayli ümit verici olmuştur. Yapay sinir ağları boyutlandırma problemlerine başarıyla uygulanmış, elde edilen sonuçların klasik optimizasyon teknikleri kullanılarak

elde edilen sonuçlardan daha elverişli olduğu gösterilmiştir [25]. Betonun farklı yüklemeler altındaki gerilme-şekil değiştirme bağıntılarının belirlenmesine başarıyla uygulanmış ve çalışmada malzeme davranışı ile ilgili herhangi bir kabul yapılmamıştır [21]. Yazarlar tarafından yapılan çalışmalarda, depreme dayanıklı yapı tasarımı, yapıların dinamik analizinde metot başarıyla uygulanmış ve sonuçlar çok sağlıklı bulunmuştur [10,11,12,14,15]. Yine yazarlar; plak ve kabukların gerilme analizinde bulanık destekli geriye yayılma sinir ağları ile yeterli hassasiyete sahip sonuçlar elde etmişlerdir. [7,8,9,16].

2.2. Geriye Yayılma Öğrenme Algoritması

Yapay sinir ağlarında kullanılan öğrenme metotları en genel anlamda; denetimli öğrenme, denetimsiz öğrenme ve takviyeli öğrenme olarak üç ana gruptur. Sinir ağlarında öğrenme girdi ve çıktı kümesi için test edilen ağı, istenilen çıktıyı verecek ağırlık kümesinin belirlenmesidir. Bu ağırlık vektörü istenen çıktı ile ağ çıktısı arasındaki fark minimum oluncaya kadar ayarlanarak bulunur. Bu amaçla her bir öğrenme grubu için farklı öğrenme algoritmaları geliştirilmiştir. Geriye yayılma algoritması esasen çok katmanlı ağların eğitiminde kullanılan bir denetimli öğrenme algoritmasıdır. Çok katmanlı sinir ağları girdi ve çıktı katmanına ilaveten bir veya daha fazla saklı katmandan oluşur. Şekil 3’de bir adet saklı katmandan oluşan 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.



Şekil 2. Tek Saklı Katmana Sahip Bir Geri-Yayılma Ağ 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;

$$\Delta w_{ij}^k = \alpha (T_i^k - O_i^k) x_j^k \quad (4)$$

ile ifade edilir. Burada T_i istenen hedef çıktı, O_i gerçek çıktı, α öğrenme oranı ve x_j ise j .nci ağ girdisidir. Herhangi bir k . ncı tabakadaki örnek çifti için toplam hata ve ortalama hata fonksiyonu [1,41]

$$E = \frac{1}{2} \sum_k (T_k - O_k)^2 \quad (5a)$$

$$E = \frac{1}{2P} \sum_p \sum_j (T_j - O_j)^2 \quad (5b)$$

olarak tanımlanır. Burada, T_k istene hedef çıktı, O_k ise hesaplanan çıktı, P ise eğitim setinde bulunan girdi-çıkı çiftlerinin toplam sayısıdır. Yine Rumelhart tarafından, ağıın yakınsamaması durumunda β momentum terimini de içerecek şekilde ağırlıkların ayarlanması formül aşağıdaki şekilde genelleştirilmiştir [33].

$$\Delta w_{ij}(t+1) = \alpha \delta_i^k o_j^k + \beta \Delta w_{ij}(t) \quad (6)$$

Burada β momentum terimi, δ_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 türevlenebilir 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 sigmoid fonksiyon kullanılmaktadır.

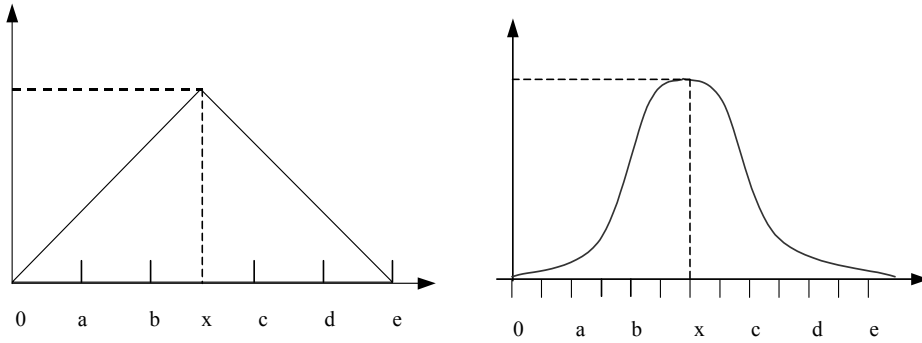
3. BULANIK KÜME KURAMI

Çağımızda bilginin yönetimi, işlenmesi ve geliştirilmesi önemli bir olaydır. Bilginin insanlar tarafından değerlendirilmesi en genel haliyle iki aşamada incelenebilir. Dünyadaki karakterleri bilmek ve sonra bilginin kendisinin karakterini bilmek [32].

Bilginin evrimi içindeki diğer bir aşama ise onun değerlendirilmesi ve sistematik olarak sınıflandırılmasıdır. Bu işlem süresince hassasiyet yine her disiplin için farklı farklı anlamlardadır. Yani bilginin anlamı izafidir. Örnek olarak 25° C sıcaklık bilgisinin bir meteoroloji uzmanında uyandırdığı etki ile bir mühendis de ve bir hekimde uyandırdığı etki

farklı farklıdır. Bu bilgi, yani 25°C sıcaklık ifadesi kimyasal bir işlem için çok hassas bir kontrol gerektirse de örneğin inşaat mühendisliği eğitiminde bu değer o kadar hassas bir ölçüm gerektirmemektedir. Dolayısıyla sıcaklık bilgisinin değerlendirilmesi ve işlenmesi onun kullanım alanı ile direkt ilgili olmaktadır. Yani tabiattaki olaylar kesin çizgileri olmayan kompleks sistemlerdir. Bir başka ifadeyle gerçek dünya esnektir.

Matematikten bilineceği üzere küme veya cümle, ayırt edilebilen belirli nesnelerin bütünüyle idrak edilmiş veya kavranmış topluluğu olarak tarif edilir. Yani göz önüne alınan bir eleman bir kural ile verilmiş kümenin ya elemanıdır (1) veya elemanı değildir (0) denir. Elemanların bu şekilde mevcut bir kümeye dahil edilip edilmemesi konusunda kesin bir sınırın bulunduğu klasik küme teorisi uygulamada esnek olmamaktadır. 1960' lı yıllarda teorisi oluşturulan yeni bir küme kuramı tabiattaki uygulamalar için daha esnek olmuştur. İlk defa L. A. Zadeh tarafından ortaya atılan [40] ve geliştirilen bu yeni teknik Fuzzy (Bulanık) küme teorisi olarak bilinmektedir. Zadeh' e göre gerçek dünyada bir kümenin(uzayın) elemanları arasındaki ilişkiler kesin olarak tanımlanamamaktadır. Bundan dolayı, sözü edilen kümede ortaya atılan problemler kolaylıkla çözülememektedir. Klasik küme teorisinden kaynaklanan bu problem, klasik mantığın kabulü olan var - yok çiftinin ara değerlerini tanımlamakla yok edilebilir. Bulanık bir küme çalışma yapılan alana ait her bir bireye veya elamana matematiksel olarak kümedeki üyelik derecesini temsil eden bir değer atayarak tanımlanır. Bu değer o üyenin bulanık küme tarafından ifade edilen kavrama uygunluk derecesini ifade eder. Bundan dolayı bireylerin kümeye ait olması farklı farklıdır. Bu üyelik dereceleri 0 ile 1 arasındaki gerçel sayılarla temsil edilirler. Üyelik fonksiyonları bir çok farklı şekillerde olabilir. Özel bir şeklin uygun olup olmayacağını tespit etmek çalışılan uygulama alanı tarafından elde edilen verilerle belirlenir. Bununla birlikte, pekçok uygulama bu tür şekil değişikliklerine karşı çok fazla duyarlılık göstermezler. Hesaplama açısından getirdiği kolaylıklar göz önüne alınarak istenilen şekilde üyelik fonksiyonunun seçilmesi, bulanık küme teorisinin esnekliğini yansıttığında öne çıkan bir durumdur. Pek çok uygulamada, üçgen ve yamuk üyelik fonksiyonları yeterli olmaktadır (Şekil 3). Bu çalışmada da plak kalınlığı için üçgen üyelik fonksiyonları kullanılmıştır.

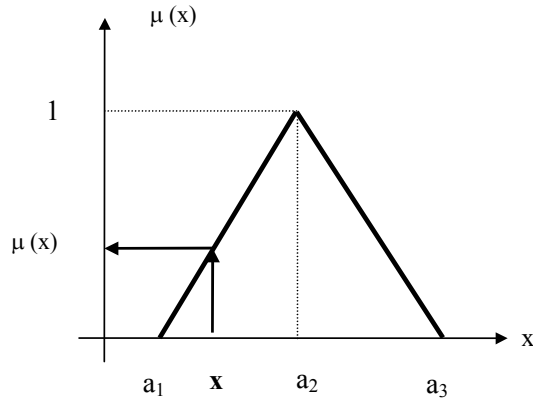


Şekil 3. Üçgen ve yamuk üyelik fonksiyonlarının şematik gösterimi

3.1. Üçgen Üyelik Fonksiyonları

Bulanık küme kavramında belirli bir çerçeve ile sınırlandırılmış bir küme içindeki elemanların çeşitli üyelik dereceleri ile kümeye ait olabileceğini biliyoruz. Bu üyelik derecelerinin belirlenmesinde pek çok formülasyon ve teknik kullanılmaktadır. Bunlar lineer ve lineer olmayan fonksiyonlar olabileceği gibi üçgen ve çan eğrisi olarak adlandırılabilir bilinen şekillerde de olabilmektedir. Bu çalışmada kalınlıkların normalize edilmesinde üçgen üyelik fonksiyonu kullanılmıştır. Üçgen üyelik fonksiyonu matematik ifadeyle[1];

$$\mu_j(x) = \begin{cases} 0, & x < a_1 \text{ için} \\ \frac{x - a_1}{a_2 - a_1}, & a_1 \leq x < a_2 \text{ için} \\ 1, & x = a_2 \text{ için} \\ \frac{a_3 - x}{a_3 - a_2}, & a_2 < x \leq a_3 \text{ için} \\ 0, & x > a_3 \text{ için} \end{cases}$$



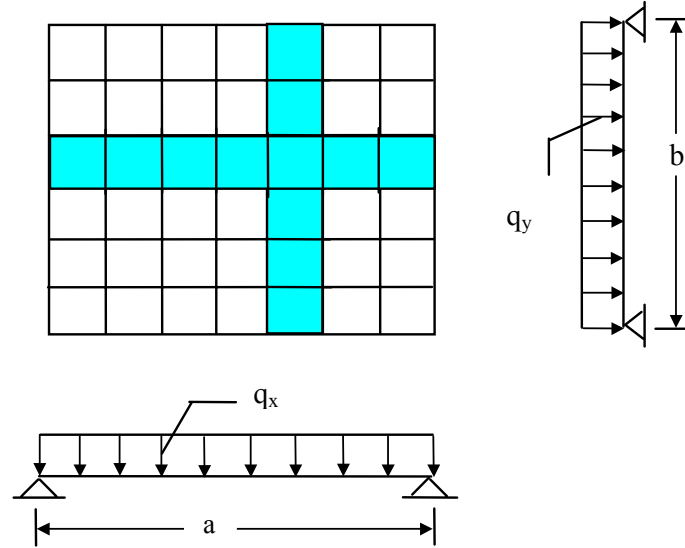
Şekil 4. Üçgen üyelik fonksiyonu

olarak tanımlanır. Grafik olarak üçgen üyelik fonksiyonu Şekil 4’de verilmiştir.

4. SAYISAL UYGULAMA

4.1 Burulma rijitliği olmayan plak-lineer analiz

İlk olarak burulma rijitliği olmayan dikdörtgen plakların her tür mesnet şartı için üniform yayılı yük etkisindeki çözümü yapılmıştır. Şekil değiştirme esnasında her iki doğrultuda burulma yapmayan plaklara burulma rijitliği olmayan plaklar denir. Aslında uygulamada burulma rijitliği sıfır olan plak yoktur. Ancak kaset döşemeler üzerindeki ince plağın burulma rijitliği ihmal edilecek boyutlarda olduğundan burulma rijitliği sıfır alınır. Bu tip plakların x ve y doğrultularındaki rijitleştiricilerin (nervürlerin) birim boya dönüştürülmüş değerleri eşit ise izotrop plak olarak adlandırılır (Şekil 5). Burulma rijitliği sıfır olan izotrop plakların kesit tesirleri ve şekil değiştirmeleri aşağıda belirtilen şekilde hesaplanır [42].



Şekil 5. Burulma Rijitsiz Plak Ve Yükleme Durumu

Her iki doğrultuda birim boyda iki şeridin kesiştiği noktada δ_x ve δ_y düşey deplasmanları eşittir. Böylece,

$$\delta_x = \delta_y$$

yazılır. Mevcut dış yük q , q_x ve q_y olarak iki doğrultuda bileşene ayrılırsa;

$$q = q_x + q_y$$

olur. Temel denklemler ise kiriş teorisinden bilindiği üzere,

$$\frac{\partial^4 w}{\partial x^4} = -\frac{1}{EI} \frac{\partial^2 M_x}{\partial x^2} = \frac{q_x}{EI} \quad (7)$$

$$\frac{\partial^4 w}{\partial y^4} = -\frac{1}{EI} \frac{\partial^2 M_y}{\partial y^2} = \frac{q_y}{EI} \quad (8)$$

$q = q_x + q_y$ olduğu göz önüne alınarak,

$$\frac{\partial^4 w}{\partial x^4} + \frac{\partial^4 w}{\partial y^4} = \frac{q}{EI} \quad (9)$$

denklemini elde edilir. Bu bağıntı da genel plak denkleminde burulma rijitliğinin sıfır olduğu durum içindir. Böylece burulma rijitliğinin sıfır olması ,

$$\frac{\partial^4 w}{\partial x^2 \partial y^2} = 0 \quad (10)$$

ile verilir.

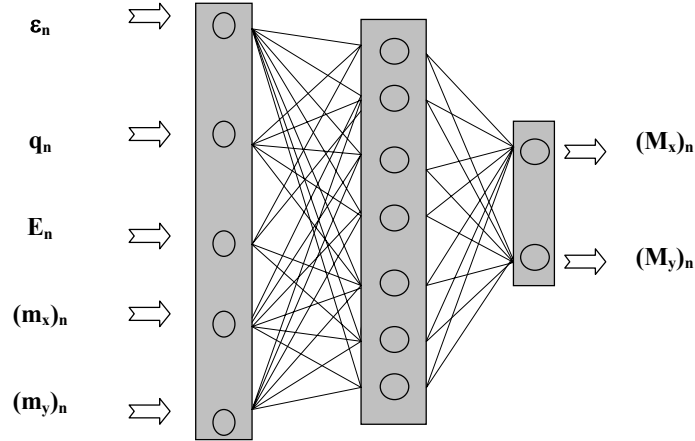
Ağı eğitmek için hazırlanan eğitim setinde girdi vektörü elemanları normalize edilerek ağı a sunulmuştur. Plak kalınlığı üçgen üyelik fonksiyonları kullanılarak normalize edilmiştir. Çıktı olarak orta noktadaki momentler ve deplasman elde edilmek istenmiştir. Eğitim seti için gerekli data Çetmeli [42] tarafından verilen tablolar kullanılarak hazırlanmıştır. Bu set; örnek olarak dört kenarından serbestçe oturan burulma rijitliği olmayan plak durumunda; momentler için Tablo 1 ve deplasman için Tablo 2’ de özetlenmiştir. Benzer olarak diğer mesnet şartları için benzeri eğitim seti hazırlanmış ve çalışmanın en zor ve uzun kısmını bu bölüm oluşturmuştur. Momentler için girdi katmanında 5, saklı katmanda 7 ve çıktı katmanında 2 adet olmak üzere toplam 14 adet yapay nöron kullanılmıştır (Şekil 6). Şekil 6’da verilen girdi katman elemanlarındaki n indisi girdi-çıkı kümesinin normalize edilmiş değerlerinin kullanıldığını belirtmek içindir.

Deplasman için 5 adet girdi katmanında 5 adet saklı katmanda ve 1 adet çıktı katmanında olmak üzere toplam 11 adet nöron kullanılmıştır. Girdi vektörü elemanları 0 ile 1 arasında normalize edileceğinden, girdi vektörünün her elemanı eğitim setinde bulunan en büyük değere bölünerek 0 ile 1 aralığına indirgenmiştir. Bu işlem yapay sinir ağları için teorik bir zorunluluktur. Dolayısıyla girdi vektörü elemanlarından yük (q), 10 ile, elastisite modülü E , 10^7 ile ve diğer elemanlar uygun değerler ile oranlanarak normalize edilmiştir.

Saklı katman nöron sayısı yapılan denemeler neticesinde belirlenmiştir. Ancak bu denemelerde çok alternatifli bir rasgele seçim kullanılmamıştır. Çünkü tecrübelerle dayalı saklı katman nöron sayısı bilinmektedir. Yapılan denemeler sadece bu öngörülen nöron sayısı ile ağın yakınsamasının kontrolüdür. Yakınsamadığı durumlarda en fazla +1 , -1 civarında saklı katman nöron sayısı bulunabilmektedir. Bu örnek için öğrenme oranı 0.8 olarak alınmış ve bu çalışma neticesinde çoğu örnekte öğrenme oranı 0.8 olarak uygun bulunmuştur. Momentum terimi 0.5 olarak seçilmiş ve eğitim sırasında bu terimin 0.76

Dikdörtgen Plakların Doğrusal Olmayan Analizinde Yapay Sinir Ağı Yaklaşımı

civarında olması halinde ağın yakınsadığı görülmüştür. Çalışmada; eğitim safhasında maksimum hata %3.7, test esnasında % 4.8 elde edilmiştir. Her bir örnek için gerekli data Çizelge 1 ve Çizelge 2 de özetlenmiştir.



Şekil 6. Plak Momentleri İçin Geliştirilen Ağ Topolojisi

Ağın eğitimi için gerekli datalar hazırlanırken momentler için

$$M_x = \frac{q \cdot a \cdot b}{m_x}, \quad M_y = \frac{q \cdot a \cdot b}{m_y}$$

ve deplasman için $\delta_{\max} = \frac{q a^4}{k E h^3}$ bağıntıları kullanılmıştır. Formüllerdeki m_x , m_y ve k

parametreleri plak boyutları b/a oranına bağlı olarak tablolar halinde mevcut olduğundan eğitim için istenildiği kadar data hazırlamak mümkündür. Formüllerde; E = Elastisite modülü, q = Etki eden üniform yayılı yük, h = Plak kalınlığı, a = Plakın x doğrultusundaki kenar uzunluğu, b = Plakın y doğrultusundaki kenar uzunluğu. Deplasman için hazırlanan eğitim seti (Çizelge 2) 13 adet örnek içermektedir. Bunlar; plak üzerine etkiyen yayılı yük (q), plak boyutlarının oranı ε , Elastisite modülü E , bulanık normalize edilmiş plak kalınlığı h_f , ve plak boyutları ile ilgili boyutsuz k sayısı. Çıktı vektörü ise sadece plak merkezi deplasmanıdır.

Üniform yayılı yük etkisindeki burulma rijitliği olmayan plakın çeşitli mesnet şartları için orta noktasındaki x ve y doğrultusundaki eğilme momentleri ile orta noktanın düşey deplasmanı hesaplayalım. Bu amaçla hazırlanan eğitim seti ve çözüm aşamaları yukarıda anlatılmıştır. Dört kenarından serbestçe oturan burulma rijitliği olmayan üniform q yayılı yüküne maruz plak. Orta nokta moment ve deplasman değerleri Çizelge 3'de sunulmuştur. Görüldüğü gibi Nöro- Fuzzy çözümleri ile klasik çözüm sonuçları uygunluk arz etmektedir.

Çizelge 1. Momentler İçin Hazırlanan Eğitim Seti

Örnek	GİRİŞİ VEKTÖRÜ					ÇIKTI VEKTÖRÜ	
	(ϵ)/10	m_x /100	m_y /100	q / 10 (N/mm ²)	E / 10 ⁷ (N/mm ²)	M_x /10 ⁸ (N*mm/mm)	M_y /10 ⁸ (N*mm/mm)
1	0.100	0.131	0.131	0.003	0.02	0.0229	0.0229
2	0.105	0.126	0.140	0.003	0.02	0.0245	0.0225
3	0.110	0.120	0.149	0.003	0.021	0.0275	0.0221
4	0.115	0.118	0.162	0.004	0.021	0.0385	0.0287
5	0.120	0.115	0.173	0.004	0.02	0.0417	0.0277
6	0.125	0.114	0.192	0.004	0.02	0.0438	0.0260
7	0.130	0.113	0.205	0.005	0.02	0.0575	0.0317
8	0.135	0.114	0.230	0.05	0.021	0.5920	0.2930
9	0.140	0.115	0.248	0.05	0.021	0.6085	0.2820
10	0.145	0.1162	0.265	0.05	0.021	0.6231	0.2735
11	0.150	0.117	0.300	0.02	0.1	0.2564	0.100
12	0.155	0.1185	0.332	0.02	0.1	0.2616	0.0933
13	0.160	0.120	0.368	0.003	0.1	0.0400	0.0130
14	0.165	0.122	0.400	0.004	0.002	0.0546	0.0165
15	0.170	0.124	0.454	0.005	0.1	0.0685	0.0187
16	0.175	0.128	0.498	0.01	0.1	0.1367	0.0351
17	0.180	0.130	0.562	0.01	0.01	0.1384	0.0320
18	0.185	0.134	0.615	0.06	0.01	0.828	0.1800
19	0.190	0.137	0.703	0.06	0.01	0.8320	0.1620

Çizelge 2. Deplasman İçin Hazırlanan Eğitim Seti

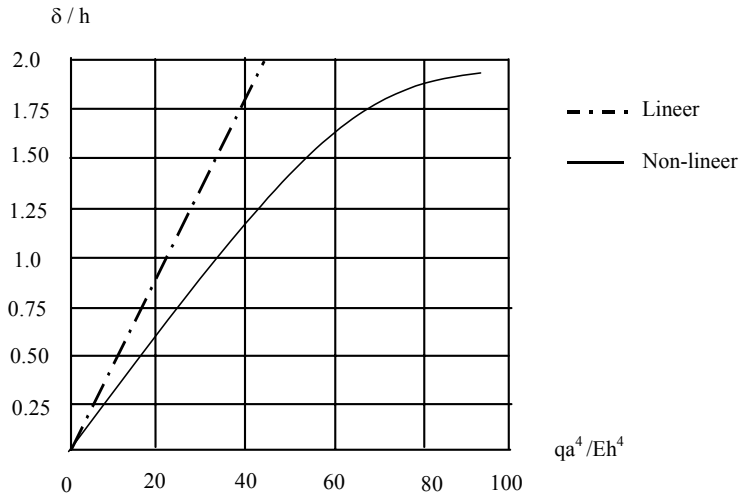
Örnek	GİRİŞİ VEKTÖRÜ					ÇIKTI VEKTÖRÜ
	(ϵ)/10	h_f /10 (mm)	k /20	q / 10 (N/mm ²)	E / 10 ⁷ (N/mm ²)	δ_{max} (mm)
1	0.100	0.300	0.51	0.003	0.020	0.0229
2	0.105	0.300	0.47	0.003	0.020	0.0225
3	0.110	0.300	0.43	0.003	0.021	0.0221
4	0.115	0.300	0.39	0.004	0.021	0.0287
5	0.120	1.000	0.375	0.004	0.020	0.0277
6	0.125	1.000	0.36	0.004	0.020	0.0260
7	0.130	1.000	0.345	0.005	0.020	0.0317
8	0.135	1.000	0.335	0.050	0.021	0.2930
9	0.140	0.500	0.325	0.050	0.021	0.2820
10	0.145	0.500	0.318	0.050	0.021	0.2735
11	0.150	0.500	0.310	0.020	0.1	0.1000
12	0.155	0.500	0.305	0.020	0.1	0.0933
13	0.160	0.600	0.300	0.003	0.1	0.0130

Çizelge 3. Dört Kenarından Serbestçe Oturan Üniform Yayıllı Yük Etkisindeki Burulmasız Plagın Orta Noktalarındaki Moment ve Deplasman değerleri

b/a	Tablolar ile çözüm (Çetmeli,1987)			Sinir Ağı-Bulanık Mantık Sonuçları		
	$M_x / 10^7$ (N*mm /mm)	$M_y / 10^7$ (N*mm /mm)	δ_{max} (mm)	$M_x / 10^7$ (N*mm /mm)	$M_y / 10^7$ (N*mm /mm)	δ_{max} (mm)
1.0	0.916	0.916	0.235	0.915	0.918	0.220
1.5	1.538	0.6	0.38	1.500	0.578	0.400
2.0	0.422	0.066	0.026	0.444	0.074	0.030

4.2 Dikdörtgen plak- Lineer olmayan analiz

Üniform yayılı yük etkisindeki ankastre mesnetli kare plagın non-lineer analizini göz önüne alalım. Plak için eğitim seti Chia tarafından verilen [4] yük-deplasman ilişkisini gösteren grafik kullanılarak elde edilmiştir. Grafik yatayda yük, geometri ve malzeme ile ilgili parametreleri içeren qa^4 / Eh^4 oranını, düşeyde ise δ_m / h boyutsuz oranlarını kapsamaktadır (Şekil 7). Belirtilen referanstaki grafik eğitim için yeterli data içermektedir. Eğitim seti Çizelge 4’de özetlenmiştir. Sayısal uygulama olarak Yang tarafından verilen problem çözülmüştür [38]. Referansta, kenarlarından tutturulmuş kare bir plagın üniform yayılı yük etkisinde orta noktasındaki deplasman hesaplanmıştır. Sayısal değerler: $E = 2,1 \times 10^4$ N/mm², $h = 127$ mm, $\nu = 0.3$, $q = 1.0$ N / mm², $a = 2540$ mm olarak verilmiştir. Çözüm neticesinde öğrenme oranı $\alpha = 0.88$ ve momentum değeri = 0.75 olarak elde edilmiştir. Elde edilen sonuçlar Çizelge 5 ve Şekil 8’de özetlenmiştir. Şekil 8’de boyutsuz yük değeri, $Q = qa^4 / Eh^4$ olarak alınmıştır.



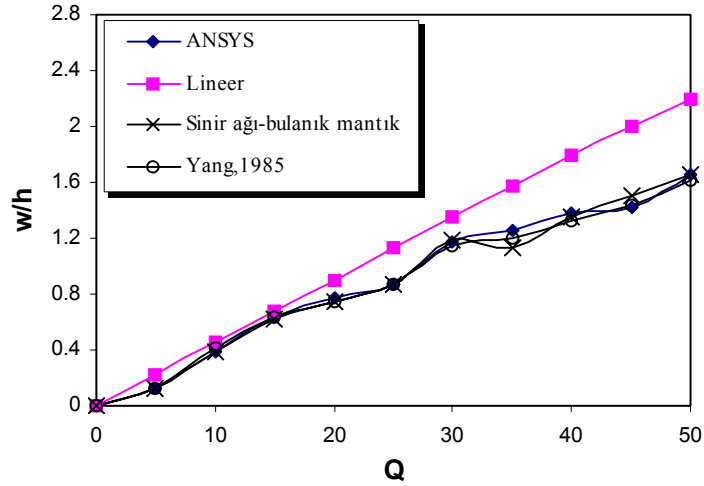
Şekil 7. Plak Merkezi Deplasmanının Diğer Değişkenlere Bağlı Grafik İfadesi

Çizelge 4. Non-lineer Analiz İçin Eğitim Seti

Örnek no	Girdi Vektörü $(qa^4 / Eh^4) / 100$	Çıktı Vektörü $(\delta_m / h)/100$
1	0.010	0.00018
2	0.025	0.00092
3	0.050	0.00125
4	0.075	0.00310
5	0.100	0.00410
6	0.125	0.00510
7	0.150	0.00634
8	0.175	0.00718
9	0.200	0.00820
10	0.225	0.00854
11	0.250	0.00872
12	0.275	0.00981
13	0.300	0.01152
14	0.325	0.01180
15	0.350	0.01204
16	0.375	0.01295
17	0.400	0.01370
18	0.425	0.01404
19	0.450	0.01425
20	0.475	0.01564
21	0.500	0.01616
22	0.525	0.00168
23	0.550	0.01705
24	0.575	0.01734
25	0.600	0.01756
26	0.625	0.01772
27	0.650	0.01805
28	0.675	0.01841
29	0.700	0.01875
30	0.725	0.01902
31	0.750	0.01960
32	0.775	0.02000

Çizelge 5. Plak Deplasmanının Lineer ve Lineer olamayan Analiz Sonuçları

Plak Merkezi Nokta Deplasmanı (cm)					
	Chia-1980	Yang,1985	ANSYS	Timoshenko, 1959	Sinir Ağı-Bulanık
Non - Lineer	0.1412	0.1678	0.1376	0.1421	0.1520
Lineer	0.1482	-	0.1521	0.1331	0.1253



Şekil 8. Plak İçin Lineer ve Non-Lineer Analiz Sonuçları

İterasyon sayısına bağlı olarak ağ hatasının değişimi eğitim aşaması için farklı öğrenme oranları için Şekil 9’ de görülmektedir. Şekilden anlaşılabileceği üzere öğrenme oranı, ağ hatasının minimize edilmesinde yani reel bir öğrenmenin elde edilmesinde etken bir parametredir. Bu nedenle öğrenme oranının büyük değişimleri bazı enerji bölgelerinde sıçramaya neden olabileceğinden [20] küçük değerler seçilerek eğitime başlanmalı ve artımlar küçük adımlar ile yapılmalıdır.

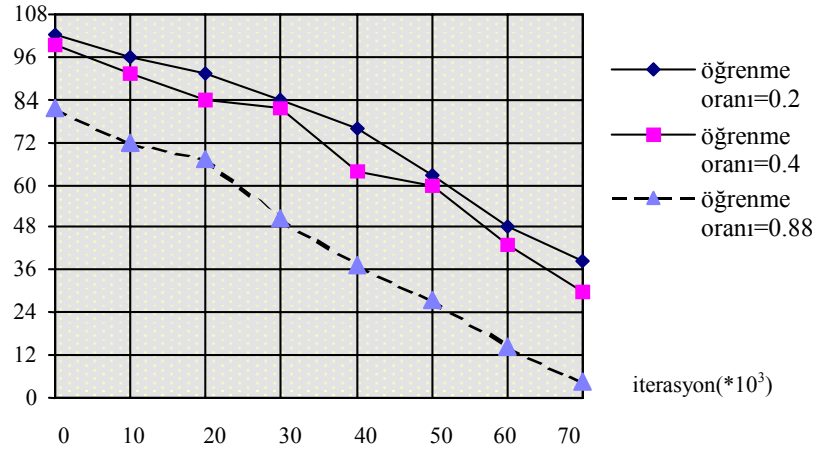
Bir başka standart plak uygulaması için plak boyutlarının oranı 1.0 ve 2/3 olması durumunda merkezi deplasmanı üniform yayılı yük ve iki farklı mesnet koşulu için elde edilmiştir. Sonuçlar boyutsuz yük (Q) ve boyutsuz deplasman (w/h) değeri için Çizelge 6’da verilmiştir. Dört kenarı ankastre tutulmuş plak için A-A-A-A kısaltması ve dört kenarında basit mesnetli plak için B-B-B-B kısaltması kullanılmıştır. Bu örnekte maksimum hata A-A-A-A mesnet için boyutsuz yük değeri $Q = 90$ ve $k = 2 / 3$ için; B-B-B-B mesnet için $Q = 30$ ve $k = 1.0$ değeri için oluşmuştur.

Geliştirilen yapay sinir ağı modeli herhangi bir matematiksel bağıntı olmaksızın girdi ile çıktı kümesi arasındaki ilişkiyi, yani plak problemine ait örneklerden deplasman ve eğilme analizini öğrenmiş bulunmaktadır. Elde edilen sonuçlara göre, yazarlar, geliştirilmiş yapay nöral ağda yapılacak çok küçük değişiklikler ile plak, kabuk veya çok katlı çerçeve gibi farklı tip yapıların lineer ve lineer olmayan titreşim analizinin yapılabilmesine inanmaktadır.

Çizelge 6. Farklı yük ve plak kenar boyutları oranı için merkezi deplasman

k	$\underline{Q} = qa^4 Dh$	S-S-S-S		C-C-C-C	
		Analitik Ref.4	YSA-Bulanık Küme Sonuçları	Analitik Ref.4	YSA-Bulanık Küme Sonuçları
		w/h	w/h	w/h	w/h
1.0	30	0.840	0.825(*)	0.489	0.481
	60	1.178	1.166	0.812	0.789
	90	1.246	1.329	1.074	1.063
	150	1.596	1.584	1.226	1.118
2/3	30	1.064	1.087	0.783	0.790
	60	1.427	1.439	1.164	1.096
	90	1.556	1.671	1.360	1.286 (*)
	150	1.885	1.770	1.649	1.681

Hata Oranı (%)



Şekil 9. Lineer olmayan analiz için iterasyon sayısı ile hata miktarının değişimi

5. SONUÇ VE TARTIŞMA

Çalışmada, yapay sinir ağları kullanılarak plak taşıyıcı sistemlerin lineer ve lineer olmayan analizi sunulmuştur. Yapay sinir ağları eğitim aşaması bittikten sonra klasik programlama tekniklerinden hız ve gerektirdikleri kapasite açısından bazı avantajlara sahiptir. Ancak sayısal analiz teknikleri hala uygulama potansiyelinin geniş ve araştırmacılar tarafından tercih edilir olması nedeniyle popülaritesini korumaktadır. Ülkemizde bir kaç yıllık bir geçmişi olan bu konuda her geçen gün yeni bir çalışma yapılmakta ve metodun kullanılabilirliği ve

üstünlüğü zaman zaman kendisini göstermektedir. İnşaat mühendisliği problemlerinin gerçekli karar verme durumuna sahip olması yani istenen sonuca farklı bir kaç teknikle ulaşılabilmesi ve kullanılan malzemenin çoğu kez homojen ve izotrop olmaması nedeniyle yapay zeka tekniği için büyük bir potansiyel teşkil etmektedir. Buna ilaveten deney sonuçları ile ağı eğitilmesi deneysel çalışmalar ile birlikte kullanılması halinde sonuçların bir hayli sağlıklı olacağını düşündürmektedir. Tekniğin klasik programlamadan üstün olacağını söylemek ise her zaman mümkün değildir. Ancak klasik programlama ile çok uzun sürede çözülebilecek problemler daha hızlı ve eğitim tamamlandıktan sonra daha seri bir şekilde çözülebilir.

Yapılan çalışma; ön boyutlandırma problemlerinde, gerilme kısıtlayıcısı altında optimizasyon tipi problemlerde yada ön tasarım gerektiren mühendislik ve mimari tasarımlarda kullanılabilecektir. Ağ topolojisinde yapılacak küçük değişiklikler ile farklı geometri ve malzeme özelliklerine sahip yapı sistemlerinin titreşim hesabı yapılabileceğinden çalışma daha kapsamlı uygulamalar için geliştirilebilir. Esasında yapay sinir ağlarının en önemli ve ayırt edici özelliklerinden biriside; yeni durumlara adaptasyon ve hiyerarjik yapılarının esnek olması ve sonradan veri girişini kabul etmeleridir. Kullanılan metot ve yapılan kabul ne olursa olsun sayılar mühendise dizayn aşamasında sadece bir fikir vermek için vardır ve yapının gerçekteki davranışının tam olarak anlaşılması ise daha da önemlidir.

Kaynaklar

- [1] Adeli, H., Hung, S.L., Machine learning- neural networks, genetic algorithms and fuzzy systems, John Wiley & Sons, Inc., 1995.
- [2] Adeli, H., Yeh, C. Perception learning in engineering design, Microcomputer in Civil Eng., 1989; 4: 247-56.
- [3] Aleksander, I., Morton, I., An introduction to neural computing, International Thomson Computer Press., 1995.
- [4] Chia, C.Y.,(1980), Nonlinear Analysis of Plates, McGraw-Hill, New York.
- [5] Civallek, Ö., The design of structures under earthquake effects by using neuro-fuzzy method., Fourth National Earthquake Engineering Conferences, 17-19 September, Ankara, 1997:431-38.
- [6] Civallek, Ö., Linear and nonlinear static-dynamic analysis of plates and shells by neuro-fuzzy technique, M.S. Thesis, University of Fırat, (in Turkish), Elazığ, 1998.
- [7] Civallek, 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, Azerbaijan, 1999:95-101
- [8] Civallek, Ö., The analysis of rectangular plates via Neuro-fuzzy technique, III. National Computational Mechanic Conferences, 16-18 November, Istanbul, 1998:517-25.
- [9] Civallek, Ö., The analysis of circular plates via Neuro-fuzzy technique, Journal of Eng. Science of Dokuz Eylül University, 1999;1(2):13-31.
- [10] Civallek, Ö., Çatal, H.H., Geriye Yayılma Yapay Sinir Ağı Kullanılarak Elastik Kirişlerin Statik Ve Dinamik Analizi, Dokuz Eylül Üniversitesi Fen ve Mühendislik Dergisi (baskıda).

- [11] Civalek, Ö., Çatal, H.H., ve Demirdağ, O., Geriye Yayılma Yapay Sinir Ağları ile Düzlem Çerçeve ve Kirişlerin Titreşim Frekanslarının Tahmini, İMO Teknik Dergi Cilt 13(3), 2709-2726,2002.
- [12] Civalek, Ö., Çatal, H.H., Geriye Yayılma Sinir Ağı Kullanılarak Elastik Kirişlerin Eğilme Titreşimlerinin Yaklaşık Hesabı, TMMK, Ulusal Mekanik Kongresi, Eylül, Konya Selçuk Üniversitesi, 2001.
- [13] Civalek, Ö., The analysis of time dependent deformation in R.C. Members by artificial neural network, Journal of Eng. Sciences of Pamukkale Univ., 1997a,3(2),331-335
- [14] Civalek, Ö., Elastik Zemine Oturan Kirişlerin Nöro-Fuzzy Tekniği ile Analizi, 7th. National soil mechanics and foundation engineering conferences, 22-23 October, Yıldız Univ., Istanbul, 1998b.
- [15] Ülker, M., Civalek, Ö., “The Buckling Analysis Of Axially Loaded Columns With Artificial Neural Networks”, Turkish J. Eng. Env. Sci., TUBITAK, 26, 117-125,2002.
- [16] Ülker, M., Civalek, Ö., “The Analysis Of Circular Cylindrical Shells Via Hybrid Artificial Intelligent Technique”, Turkish Chamber of civil eng., 12(2), 2401-2417,2001.
- [17] Eberhart, R. C., and Dobbins, R. W., Neural network PC tools , Academic Press, San Diego, California,1990.
- [18] Erbatur, F., Hasançebi, O., Tütüncü, İ., and Kılıç, H., Optimal design of planer and space structures with genetic algorithms., Computers and Structures, 75, 209-224, 2000
- [19] Fausett, L., Fundamentals of neural networks, architectures, algorithms, and applications., Prentice-Hall, Inc., New-Jersey, 1994.
- [20] Fu, LM, Neural Networks in Computer Intelligence., McGraw-Hill, Inc. New York.,1994.
- [21] Ghaboussi, J., Garrett, Jr., Wu, X., Knowledge- based modeling of material behavior with neural networks, Journal of Structural Engineering, ASCE, 1991; 117: 1, 132-53.
- [22] Ghaboussi, J., Lin, CC., New method of generating spectrum-compatible accelerograms using neural networks, Earth. Eng. Structural Dynamics, 1998; 27: 377-96.
- [23] Goldberg, DE., Genetic algorithms in search optimization and machine learning, Addison-Wesley, MA, 1989.
- [24] Hajela, P., Berke, L., Neurobiological computational models in structural analysis and design, Computers and Structures, 1991; 41(4): 657-67.
- [25] Hani, KB., Ghaboussi, J., Neural networks for structural control of a benchmark problem, active tendon system, Earthquake Eng. & Structural Dynamics, 1998; 27:1225-45.
- [26] Hopfield, JJ., Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities., In Proc. of National Academy of Sciences, 1982;79: 2554-58.
- [27] Kang, HT., Yoon, C J., Neural networks approaches to aid simple truss design problems, Microcomputers in Civil Eng., 1994; 9:211-18.
- [28] Kohonen, T., Content addressable memories, Springer-Verlag, New-York, 1980.

- [29] Kohonen, T., Associative memory: a system-theoretical approach, Spring-Verlag, New York., 1977.
- [30] McCullogh, WS., and Pitts, W., A logical calculus of ideas imminent in nervous activity., Bull. Math. Biophysics, 1943;5: 115-33.
- [31] Rojas, R., Neural networks, A systematic introduction., Springer, Germany,1996.
- [32] Ross, TJ., Fuzzy logic with engineering applications, McGraw-Hill, Inc.,1995.
- [33] Rumelhart, DE., Hinton, GE., and Williams, R J., Learning internal representation by error propagation. in parallel distributed processing : Explorations in the microstructures of cognition, MIT Press, Cambridge, MA., 1986.
- [34] Szezewyk, ZP., Hajela, P., Damage detection in structures based on feature-sensitive neural networks, J Computing Civil Eng., ASCE, 1994; 8(2):163-78.
- [35] Timoshenko, S., Krieger, S.W.(1959), Theory of Plates and Shells, McGraw- Hill Book Company
- [36] Vanluchene, RD., and Roufei, S., Neural networks in structural engineering, Microcomputers in Civil Eng., 1990; 5:207-215.
- [37] Wu, X., Ghaboussi, J., Garrett, JH., Use of neural networks in detection of structural damage, Computers & Structures, 1992 ; 42(4): 649-59.
- [38] Yang, R. J., Bhatti, A., Nonlinear Static and Dynamic Analysis of Plates, Jour. Of Eng. Mech., ASCE, Vol. 111, No, 2 ,1985
- [39] Zadeh, LA., Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility, Fuzzy Sets and Systems, 1978;1(1): 3-28.
- [40] Zadeh, LA., Fuzzy set, Information Control, 1965; 8(1): 338-53.
- [41] Zurada, J M., Introduction to artificial neural networks, West Publishing Com.,1992.
- [42] Çetmeli, E., Plaklar, İ.T.Ü yayınları, Yayın No:19, 1987.