



GERİYE YAYILMA YAPAY SİNİR AĞI KULLANILARAK
ELASTİK KİRİŞLERİN STATİK VE DİNAMİK ANALİZİ

(*STATIC AND DYNAMIC ANALYSIS OF ELASTIC BEAMS
BY BACK-PROPAGATION ARTIFICIAL NEURAL NETWORK*)

Ömer CİVALEK*, H. Hikmet ÇATAL*

ÖZET/ABSTRACT

Çalışmada çeşitli mesnet şartları için elastik kirişlerin maksimum deplasman ve titreşim frekanslarını veren çok katmanlı bir ağ geliştirilmiştir. Geriye yayılma eğitim algoritması kullanılan çalışmada dört farklı mesnet durumu dikkate alınmıştır. Kiriş maksimum deplasman değeri için; her iki ucun ankastre mesnet (A-A), ankastre mesnet- sabit mesnet (A-S) ve iki ucun mafsallı mesnet (M-M) şartları için eğitilen yapay sinir ağı, ankastre mesnet-boşta uç (A-B) sınır şartı için test edilmiştir. Kiriş serbest titreşimi için ise her iki ucun mafsallı mesnet (M-M) olduğu durum için ağ test edilmiş, diğer üç sınır şartı için eğitilmiştir. Yani gerek deplasman ve gerekse titreşim analizi için eğitim setinde ve test aşamasında kullanılan mesnet şartları farklıdır. Eğitim seti için gerekli data, deplasman ve titreşim frekans değerleri için mevcut analitik ifadelerden ve Rayleigh metodu çözümlerden elde edilmiştir. Elde edilen sonuçlar analitik sonuçlar ile karşılaştırılmıştır.

A multi-layer artificial neural network is developed to give maximum deflection and vibration frequencies for various support conditions of elastic beams. Back-propagation training algorithms are used in the study and four support conditions are taken into considerations. For the maximum deflection value, artificial neural network is trained both end clamped, clamped-simply supported and both end simply supported conditions. Cantilever beam boundary conditions, however, are taken in to considerations on the test stage. On the other hand, the network is tested for both end simply supported and it's trained other three support condition. Support condition in the static and dynamic analysis are different both training and test stage. The required datum for training set are obtained from results of analytical equation for the vibration and deflection analysis of the beams and Rayleigh solutions. The obtained results are compared with the Rayleigh method and other numerical solutions technique.

ANAHTAR KELİMELER/KEYWORDS

Yapay sinir ağları, Elastik kirişler, Deplasman ve titreşim
Artificial neural networks, Elastic beams, Deflection and vibration

* Dokuz Eylül Üniversitesi, Müh. Fak., İnşaat Mühendisliği Böl., Bornova, İZMİR

1. GİRİŞ

Geçen yüzyılın ortalarından itibaren büyük bir gelişme gösteren bilgisayar teknolojisi disiplinler arası etkileşime ve mühendislik hesaplarında yeni yöntemlerin oluşmasına neden olmuştur. Uygarlaşma yönündeki olumlu gelişmeler ve teknolojinin günümüzde geldiği nokta insanoğlunun ihtiyaçlarının farklılaşmasına neden olmuştur. Dolayısıyla daha komplike ve daha fonksiyonel sistemlerin ortaya konulması gerekmiştir. Değişen bu ihtiyaçlara cevap vermek için teorik ve pratik çalışmalar yapan mühendislerde farklı teknikler üzerinde yoğunlaşmışlardır.

Mühendislik sistemlerinin analizi en genel anlamda iki aşamayı içerir. Mevcut bir fiziksel sistemi ifade eden matematik modelin kurulması ve elde edilen matematik denklemin analitik olarak veya çeşitli yaklaşık sayısal metotlar kullanılarak çözülmesidir. Bu iki aşamadan birincisi tecrübe, sezgi ve iyi bir matematik alt yapı; ikincisi ise modellemede kullanılan sezgi ve bilgiye ilaveten hızlı ve kapsamlı bir hesaplayıcıyı gerektirir. Bilgisayar tekniğindeki gelişmeler ve denklemlerin matris formda ifade edilebilmesi sayısal analiz metotlarında büyük bir gelişmeye neden olmuştur. Bu metotlar içinde; sonlu farklar, sonlu elemanlar, sınır elemanlar, enerji ve varyasyon metotlar gibi pek çok sayısal analiz metodu günümüze kadar etkin olarak kullanılmıştır.

Bilgisayar teknolojisindeki son yıllarda ortaya çıkan gelişmeler içinde en önemlisi insan beyninin çalışma prensibini model edinen yapay zeka uygulamalarıdır. Bilgisayar, endüstri, tıp, ekonomi ve askeri uygulamalarda başarıyla kullanılan teknik, son bir kaç yıldır hemen her disiplinde kullanım potansiyeli edinmiştir. Bu çalışmada, günümüzde pek çok disiplinde olduğu gibi yapı mühendisliğinde de artık yoğun olarak kullanılan yapay sinir ağları tekniği kullanılarak elastik kirişlerin eğilmeli titreşimi ve maksimum deplasman değeri çeşitli yük ve mesnet şartı için elde edilmiştir.

2. YAPAY ZEKA TEKNİĞİ

Son elli yıldaki teknik ilerlemelerin en önemlilerinden biri hızlı sayısal bilgisayarlar olmuştur. Bu bilgisayarlar, doğuşlarına katkısından dolayı bazen büyük matematikçi Von Neumann'ın adıyla anılır. Bilgisayarlar da beyin gibi sayılar ve simgelerle işlem gördüklerinden, beyin çok komplike bir Von Neumann bilgisayarı olarak düşünülebilir. Ancak bir bilgisayarın temel birimi olan bir transistörün birkaç girişi ve çıkışı olmasına rağmen, ortalama bir nöronun bir kaç yüz ile on binler arasında girişi ve bir o kadarda akson bağlantısı vardır. Diğer yandan bilgisayarlarda işlemler ardışık iken beyinde işlemler koştuttur.

Örneğin her bir gözden beyne giden bir milyon kadar aksonun hepsi aynı anda çalışmaktadır. Beynin, buna benzer pek çok üstünlüğü pek çok teorisyenin ilgisini çekmiştir. Bu nedenle yapay zekanın bir alt kolu olarak gelişen yapay sinir ağları günümüze kadar pek çok bilimsel laboratuvar ve ülke tarafından çok büyük ödenekler ile desteklenmiştir. Bu konudaki gelişmeler başlangıçta çok kısıtlı bir kesimi ilgilendirse de günümüzde hemen bütün disiplinlerde yapay zeka uygulamaları ağırlığını hissettirmekte, mühendislik, endüstri, tıp ve askeri alanlarda bu konuya büyük ödenekler ayrılmaktadır.

Yapay zeka olarak bilinen ve yapay sinir ağları; fuzzy küme teorisi, genetik algoritmalar, uzman sistemler gibi çeşitli dalları olan teknik inşaat mühendisliği problemlerinde sıkça kullanılmaya başlanmıştır. Geçen zaman içinde yapay sinir ağları ve diğer mantıksal programlama tekniklerinin ispatlanmış teorilerinin ortaya çıkartılması nedeniyle, konu pek çok teorisyenin ilgisini çekmiştir (Zurada, 1992).

Bu teknik, insan beyninin; düşünme, hatırlama, değerlendirme, karar verme, karşılaştırma ve daha önceki tecrübelerden yola çıkarak sonuca ulaşma gibi temel fonksiyonlarının

bilgisayar ortamında gerçekleştirilmeye çalışılmasıyla ortaya çıkmıştır. Bu çalışmalar başlangıçta elektronik, tıp, bilgisayar ve askeri alanlarda strateji belirleme gibi kısıtlı bir uygulama alanına sahip iken, farklı algoritmalar ve yazılımların ortaya çıkmasıyla yaygınlaşmıştır.

Bilgisayar tekniğindeki bu gelişmeler teorik ve pratik çalışmalar yapan yapı mühendislerinin de ilgisini çekmiştir 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 fuzzy mantığı uygulamaları bu alanda yapılmış çalışmalardan bazılarıdır.

Tekniğin inşaat mühendisliğinde kullanım potansiyeli için geniş bir literatür Vanluchene, Kortesis ve Civalek tarafından, uygulama prensipleri ise Adeli tarafından verilmiştir (Vanluchene ve Roufei, 1990; Kortesis ve Panagiotopoulos, 1993; Civalek, 1998; Adeli ve Hung, 1995). Bu uygulamalar daha çok malzeme modellemesi, boyutlandırma, optimizasyon, hasar analizi, deprem mühendisliği gibi konuları içermektedir (Ghaboussi vd., 1991; Kang ve Yoon, 1994; Park ve Adeli, 1997; Wu vd., 1992; Ghaboussi ve Lin, 1998). Daha önce yapılan bu çalışmalarda daha çok geri-yayılma ve hopfield sinir ağları kullanılmıştır.

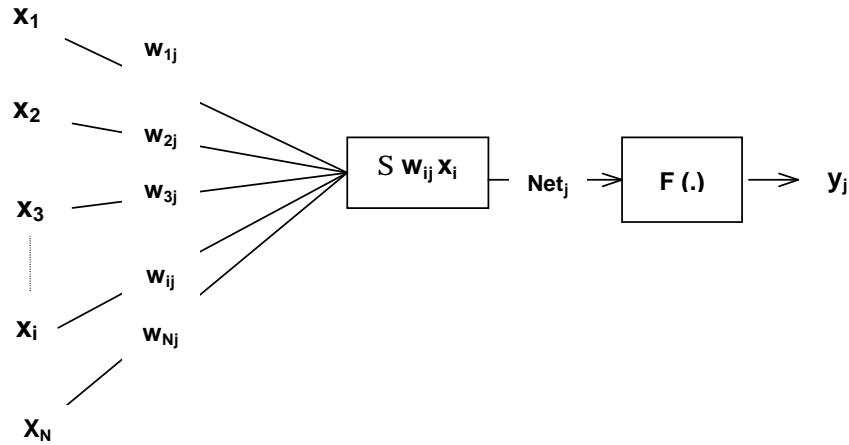
3. YAPAY SİNİR AĞLARI

“Basit mantık önermeleri semboller ile gösterilirse, iki önerme arasındaki bağıntı bir cebir denklemi olur” şeklinde mantığın matematik yönlerini çıkartan İngiliz matematikçi George Boole 1847’de yayınladığı “Mathematical Analysis of Logic” adlı eserinde, mantığa cebir metotlarının uygulanabilirliğini göstermiş olmaktadır. Bu tarihten sonra gerek sibernetik ve otomat ve gerekse yapay zeka tekniği konusunda yoğun çalışmalar başlamıştır. Bu çalışmalar içerisinde, insan beyninin simülasyonuna dayanan Yapay Sinir Ağları (YSA) geniş bir uygulama alanı bulmuştur (Hertz vd., 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 prensibiyle 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.

Nöral hesaplama algoritmik programlamaya bir seçenek oluşturan, temel olarak yeni ve farklı bir bilgi işleme tekniğidir. Programda adım adım yürütülen bir yöntemin verilmesi yerine nöral ağ ilişkilendirmeyi yapan iç kurallarını kendi üretir ve bu kuralları, sonuçları örneklerle karşılaştırarak düzenler.

Biyolojik bir nöron; temel olarak akson, dendrid ve sinaplardan oluşur. Dendrid olarak adlandırılan yapı, kendisine gelen uyarıları alan nöron girişleridir. Diğer hücelere bilgiyi transfer eden elemanlar aksonlardır. Yani aksonlar nöron çıkışlarıdır. Akson ile dendrid arasındaki bağlantı ise sinapslar vasıtasıyla gerçekleştirilir. Beyin bütün bu işlemleri elektro kimyasal prensiplerle gerçekleştirir. Yapay sinir ağlarının işleyişi de buna benzer olarak gerçekleşmektedir. Bir nöron N tane x_i girişinin ağırlıklı w_{ij} toplamını alarak bu toplamı lineer olmayan bir $f(.)$ fonksiyondan geçirerek bir y_j çıktısı üretmektedir (Şekil 1). 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 1. Yapay nöron modeli

Yapay sinir ağları en genel anlamda beynin öğrenme ve hatırlama gibi işlemleri çok kısa sürelerde yapabilme özelliklerinin bilgisayar ortamında simülasyonu olarak tanımlanabilir. Bu modele göre, bir nöron N tane ağırlıklandırılmış girişi toplamakta ve sonucu lineer olmayan bir fonksiyondan geçirmektedir. Matematik ifadeyle

$$y_i = \sum_i^N x_i w_{ij} \quad (1)$$

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

$$y_j = f(y_i) \quad (2)$$

hesaplanır. Fonksiyonun uygulanmasıyla birimin çıkışı

$$y_j = \frac{1}{1 + e^{-\left(\sum_i^N x_i w_{ij}\right)}} \quad (3)$$

olarak hesaplanır. Bahsedilen sigmoid fonksiyon $0 \leq a \leq 1$ olmak üzere

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-qx}} \quad (4)$$

olup geri yayılma ağlarında θ sigmoid kazancı genellikle "1" alınır.

3.1. Yapay Sinir Ağlarında Öğrenme

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 nöronlarda 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. 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 takviyeli öğrenme olarak üç ana gruba ayrılır.

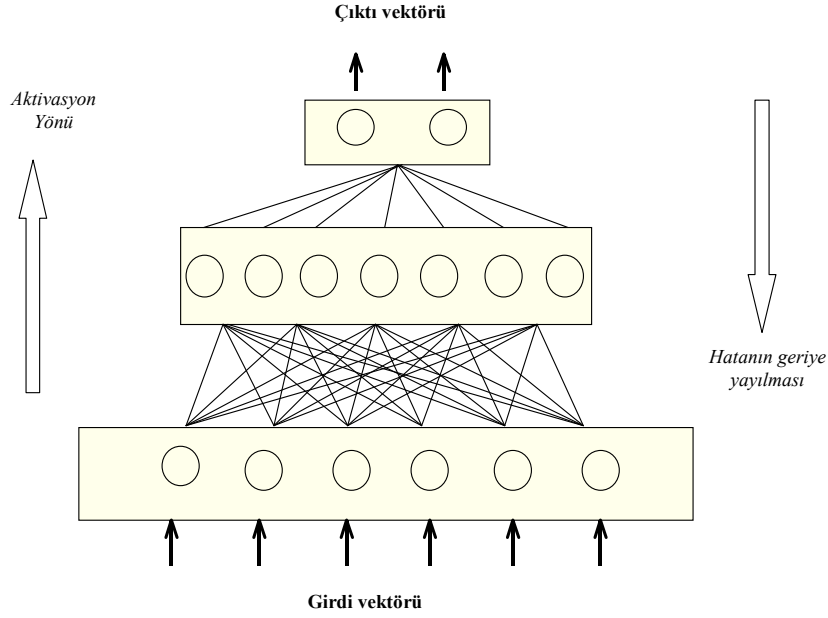
Denetimli öğrenmede sinir ağına hem de çıktı değerleri sunulur. Ağın ürettiği çıktı ile istenen çıktı arasındaki fark sıfır veya ona yakın bir değere gelinceye kadar ağırlıklara değiştirilir. Takviyeli öğrenme, stokastik öğrenme, vektör nicelik öğrenmesi, delta kuralı, genelleştirilmiş delta kuralı ve geri yayılma algoritması bu grup öğrenmede kullanılan etkin metotlardır. Denetimsiz öğrenmede ağa 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 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.

3.2. Geriye Yayılma Öğrenme Algoritması

Sinir ağlarında öğrenme girdi ve çıktı kümesi için test edilen ağın, istenilen çıktıyı verecek ağırlık kümesinin belirlenmesidir. Bu ağırlık vektörü, istenen çıktı ile ağ çıktısı arasındaki fark minimum oluncaya kadar ağırlıkların düzeltilmesiyle 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 2'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.

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

$$\Delta w_{ij}^k = \alpha (y_i^k - o_i^k) t_j^k \quad (5)$$



Şekil 2. Tek saklı katmana sahip bir geri yayılma ağ mimarisi

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

$$E_k = \sum_k \frac{1}{2} \sum_i (y_i^k - o_i^k)^2 \quad (6)$$

formülü ile ifade edilir. Yine Rumelhart tarafından ağın yakınsamaması durumunda β momentum terimini de içerecek şekilde ağırlıkların ayarlanması formül aşağıdaki şekilde geliştirilmiştir (Adeli ve Hung, 1995).

$$\Delta w_{ij}(t+1) = \alpha \delta_i^k o_j^k + \beta \Delta w_{ij}(t) \quad (7)$$

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 eşitlik 4 ile tanımlanan sigmoid fonksiyon kullanılmaktadır.

4. KİRİŞLERDE ELASTİK EĞRİ VE KİRİŞLERİN TİTREŞİMİ

Yapı sistemlerinin analizinde esas amaç; üzerine etkiyen yükleri karşılayacak şekilde sağlam ve ekonomik olmasıdır. Yani boyutlandırmada esas olan değer hassas olarak bulunması önemlidir. Bu değer eğilme elemanlarında deplasman veya moment, aksenal yüklü kolonlarda burkulma yükü veya dinamik analizin gerektiği durumlarda frekans olmaktadır. Tüm yapı analiz metodlarında ya mevcut denklemin analitik çözümü direk olarak yapılmakta veya yaklaşık sayısal yöntemler kullanılmaktadır.

Kiriş, kolon, plak, kabuk veya bunların birleşiminden oluşan mühendislik yapıları matematik model olarak sürekli ve ayrık sistem olarak iki sınıfa ayrılmaktadırlar. Ayrık sistemler sonlu sayıda serbestlik derecesine sahipken, sürekli sistemler sonsuz sayıda serbestlik derecesine sahip olmaktadır. Serbestlik derecesi ise hareketin veya sistemin matematik modelinin tam olarak belirtilmesi için gerekli olan bağımsız koordinat sayısı olarak ifade edilir (Meirovitch, 1986). Ayrık sistemlerin matematik modeli genelde bir adi diferansiyel denklemdir ve çözümü nispeten kolaydır. Bununla birlikte sürekli sistemler kısmi türevli bir diferansiyel denklem ile ifade edilmekte ve çözümü birincisine nazaran daha zor olmaktadır.

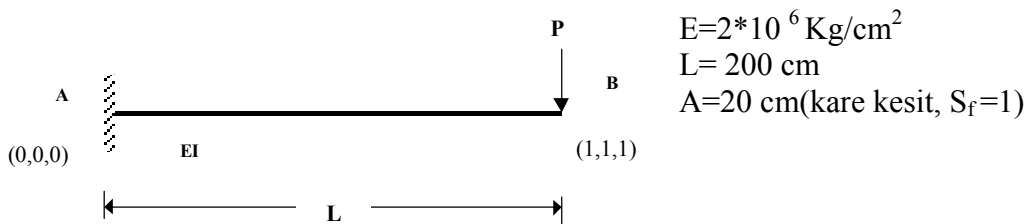
Yapıların statik analizinden farklı olarak dinamik analiz; yapının, zamana bağlı olarak değişen yükler altındaki gerilme, deplasman veya titreşim frekansı gibi büyüklüklerin elde edilmesi ile ilgilenir (Celep ve Kumbasar, 1992). Bu nedenle, statik analiz aksine dinamik analizde çözüm zamana bağlı olarak bir çözüm kümesi şeklindedir. Dinamik analizde yer değiştirmeler ihmal edilmeyecek atalet kuvvetlerinin oluşmasına neden olur. Bu atalet kuvvetlerinin hesap edilmesi, iç kuvvetlerin hesabı için gereklidir. Dolayısıyla, dinamik analizde sistemin davranışını ifade eden ve çoğunlukla kısmi veya adi bir diferansiyel denklem olan hareket denklemi uygun sınır ve başlangıç koşulları için çözülmelidir. Bu bölüm ile ilgili detaylı bilgiler Ek1 ve Ek 2’de verilmiştir.

5. SAYISAL UYGULAMALAR

Çalışmada gerek statik ve gerekse dinamik analiz için gerekli eğitim seti, analitik ifadeler kullanılarak elde edilmiştir. Deplasman için ankastre bir kiriş, dinamik analizde ise her iki ucun mafsallı olması durumu için test edilen ağ, diğer 3 mesnet koşulu için eğitilmiştir. Eğitimde istenen hassasiyet sağlanmıştır.

5.1. Maksimum Deplasman Hesabı

Kirişlerin maksimum deplasman değerleri için tekil yük ve yayılı yük için ankastre mesnet- sabit mesnet (A-S), sabit mesnet-sabit mesnet (S-S), Her iki ucun ankastre (A-A) olması durumları için eğitilen ağ ankastre mesnet-boşta uç (A-B) mesnet şartı için test edilmiştir (Şekil 3).

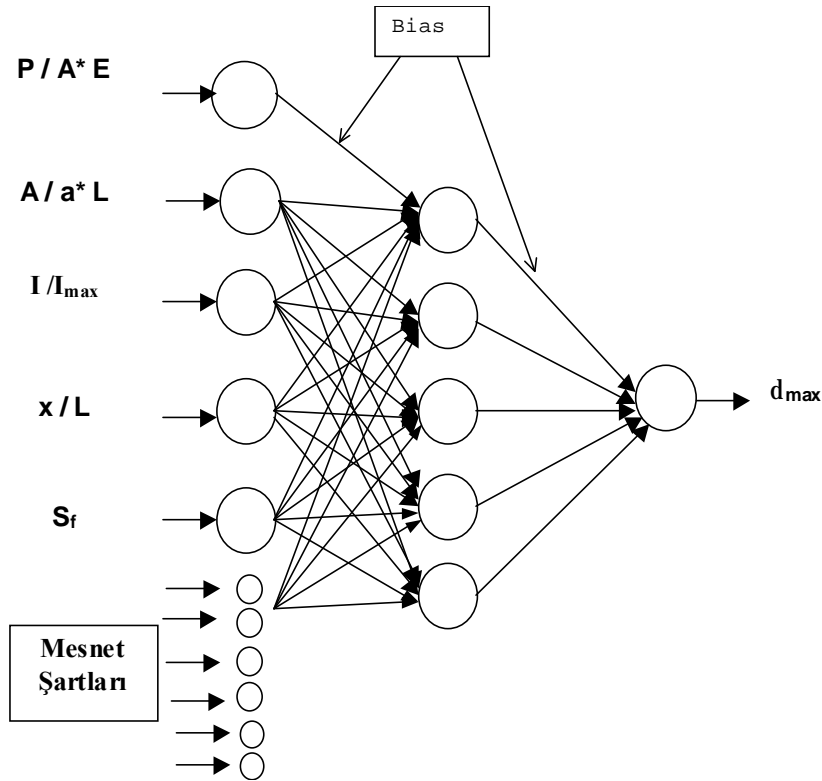


Şekil 3. Deplasman değeri için göz önüne alınan kiriş geometrisi ve yükleme

Kiriş deplasman değerine etki eden parametreler girdi vektörü olarak sinir ağında 11 adet yapay nöron ile ağa tanıtılmıştır (Şekil 4). Bunlardan ilk 5 tanesi kesit malzeme ve yükleme şartını, diğer 6’sı ise mesnet koşullarına sinir ağına tanıtmak içindir. Çıktı vektörü ise, B noktasının düşey deplasmanıdır. 1 saklı katman kullanılan ağ mimarisinde saklı katman nöron sayısı 5 olarak belirlenmiştir. Şekil 4’de verilen ağ yapısında, girdi vektörü elemanları sırasıyla, kirişe etkiyen tekil yük (P), Kiriş en kesit alanı, (A), elastisite modülü (E), kesit boyutu ve kirişin uzunluğu (a,L), Kirişin atalet momentini ve Eğitim setindeki maksimum atalet momentini (I, I_{\max}), Kiriş tekil yükün etkidiği mesafe (x), Kesit şekil faktörü (S_f) ve çıktı

vektöründeki maksimum deplasman değeri (δ_{\max}). Kesitler için bütün boyutlar, kare kesitin boyutu olan (a) cinsinden seçilmiştir. Atalet momenti ve alan a cinsinden hesaplanmıştır. Böylece kiriş geometrisi, sınır ağına tanımlanan S_f şekil katsayısı ile tanımlanmıştır.

Sınır şartları ise dinamik analizde olduğu gibi tutulmuş olan deplasman 0, serbest olan deplasman 1 alınmak üzere sınır ağına tanımlanmıştır. Mesnet şartları Şekil 3’de test edilen kiriş için gösterilmiştir. Kare kesit için alan a^2 baz alınmak üzere diğer alanlar $S_f \cdot a^2$ olarak hesaplanmıştır. Kullanılan kesitler için S_f değerleri; dikdörtgen kesit için, $S_f = 0.5$, kare kesit için, $S_f = 1$, daire kesit için, $S_f = \pi/4$ şeklindedir. Eğitim setinde girdi ve çıktı kümesine ait tüm data, transfer fonksiyonu olarak sigmoid fonksiyon kullanıldığından 0.1 ile 1 arasında olacak şekilde normalize edilmiştir.

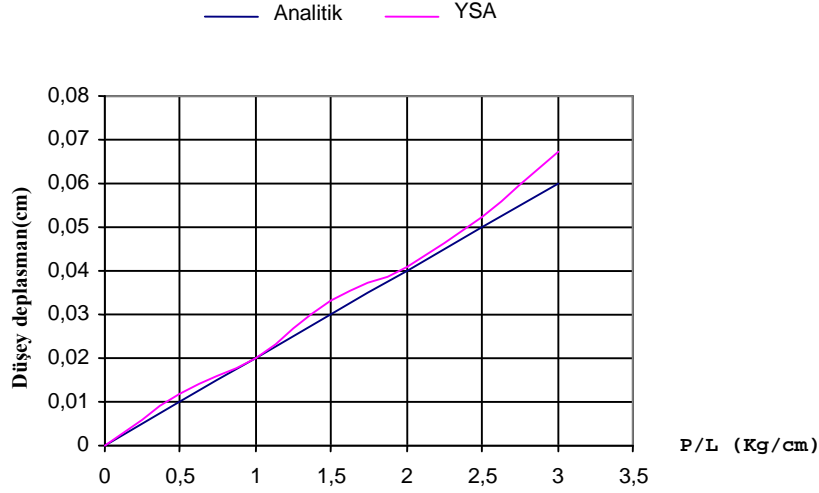


Şekil 4. Kiriş deplasman değeri için geliştirilen ağ mimarisi

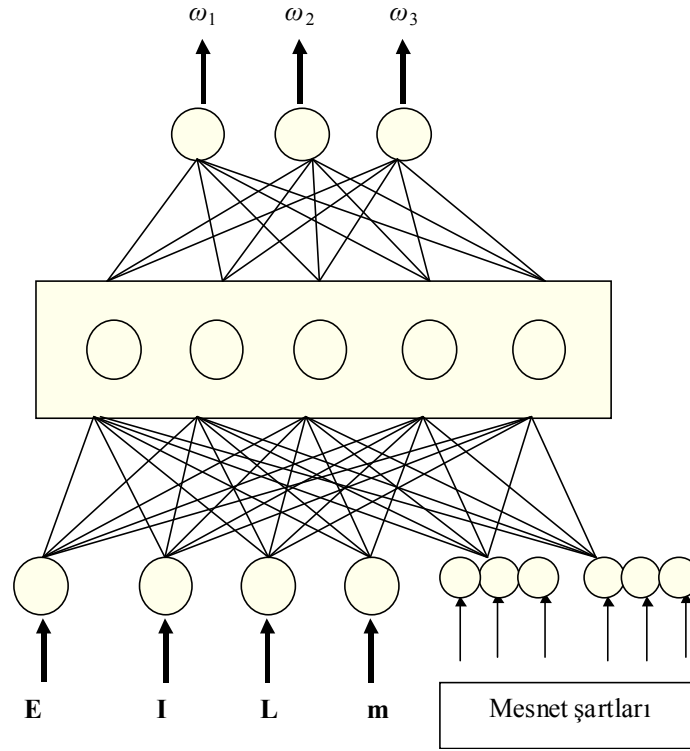
Yukarıda verilmiş kiriş geometri ve malzeme özellikleri için 3 farklı mesnet ve 3 farklı kesit özelliği için eğitilen ağ farklı P yükleri için test edilmiştir. Test aşamasında kiriş en kesiti kare kesit ve sınır şartı olarak eğitim aşamasında kullanılmayan ankastre mesnet-boşta uç mesnet şartı kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlar Şekil 5’de verilen çizelgede özetlenmiştir.

5.2. Kiriş Serbest Titreşim Analizi

Kiriş serbest titreşim analizi için yapay sinir ağı; Rayleigh metodu ve sürekli model kabul için elde edilen toplam 25 örnek ile, her iki ucun ankastre (A-A), ankastre mesnet-basit mesnet (A-B) ve ankastre mesnet-serbest uç (A-S) şartı için eğitilmiştir. Girdi ve çıktı kümesine ait 25 adet farklı çözüm ile sinir ağı Şekil 6’da verilen yapay sinir ağı mimarisi uygun çıktılar verene kadar eğitime devam edilmiştir. Yapay sinir ağında tek saklı katman kullanılarak yeterli hassasiyet elde edilmiştir.

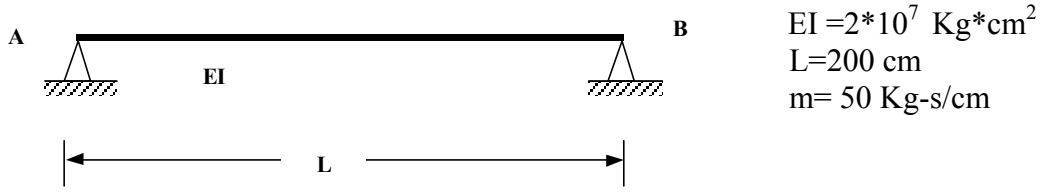


Şekil 5. Ankastre kiriş için elde edilen deplasman değerleri

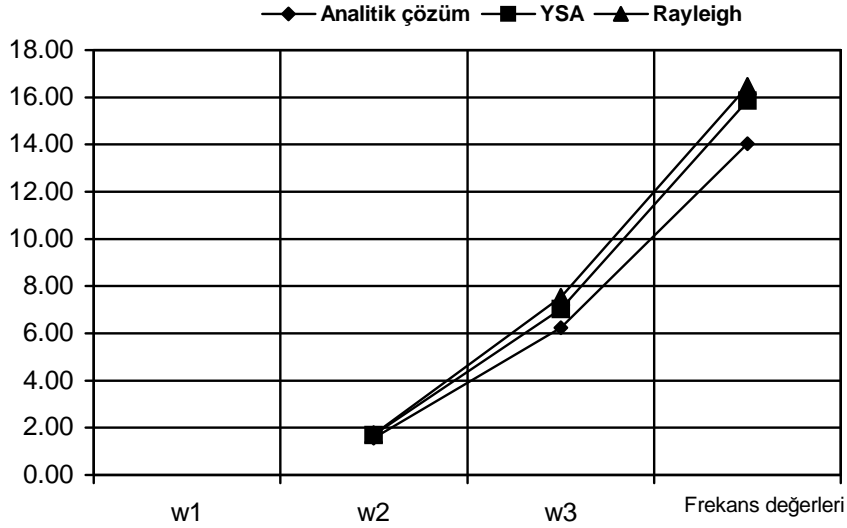


Şekil 6. Elastik kirişin ilk üç frekans değeri için geliştirilen ağ mimarisi

Girdi katmanında kirişin frekans değerlerinde etkili olan 4'ü kiriş geometrisi ve malzeme özellikleri ile ilgili 6'sı ise sınır şartını ağa tanıtan toplam 10 adet yapay nöron kullanılmıştır. Çıktı tabakasında ise 3 adet nöron olup bunlar istenen ilk üç frekans değeridir. Saklı katmanda ise 5 adet yapay nöron kullanılmıştır. Saklı katman nöron sayısı deneme-yanılma yöntemiyle en uygun çıktıyı veren sayı olarak tespit edilmiştir. Eğitimde istenilen hassasiyet sağlanınca sinir ağı, eğitim setinde olmayan her iki ucun basit mesnet olması (B-B), sınır şartı için test edilmiştir (Şekil 7). Elde edilen sonuçlar Çizelge 1'de karşılaştırmalı olarak ve Şekil 8'de her bir frekans değeri için özetlenmiştir.



Şekil 7. Titreşim analizinde kullanılan kiriş



Şekil 8. Sayısal yöntemler ve YSA ile elde edilen değerler

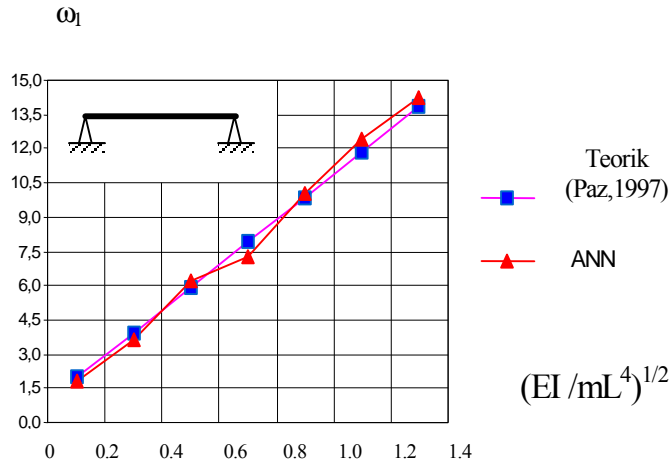
Çizelge 1. Elde edilen frekans değerinin diğer sonuçlar ile karşılaştırılması

Mesnet Şartı	Sürekli Model Kabulü Sonuçları (rad/s)			Rayleigh Çözümleri (rad/s)			Yapay Sinir Ağı Çözümü (rad/s)		
	ω_1	ω_2	ω_3	ω_1	ω_2	ω_3	ω_1	ω_2	ω_3
B - B	1.56	6.24	14.04	1.73	-	-	1.695	7.025	15.86

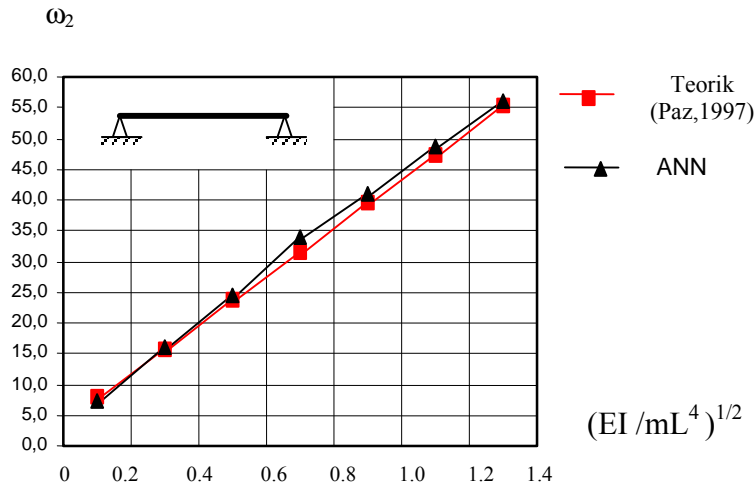
Basit kiriş için elde edilen frekans denklemi (Paz, 1997)

$$\omega_n = (n\pi)^2 \left(\frac{EI}{mL^4} \right)^{1/2} \quad (8)$$

olarak tanımlandığından, sonuçları gösteren ilgili grafikler x ekseninde $\left(\frac{EI}{mL^4} \right)^{1/2}$ ifadesinin çeşitli değerleri için genişletilmiştir. Elde edilen sonuçlar şekilden görüleceği üzere gerçek değerlere bir hayli yakındır (Şekil 9,10,11).



Şekil 9. YSA ve teorik sonuçların karşılaştırılması (1. frekans)



Şekil 10. YSA ve teorik sonuçların karşılaştırılması (2. frekans)

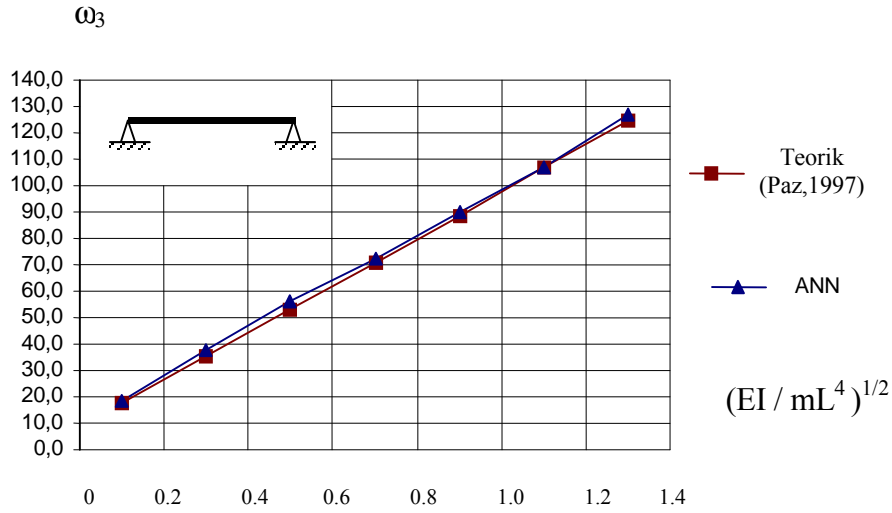
Deplasman ve titreşim analizi için, ağın eğitimi sırasında hata miktarının yapılan iterasyon ile değişimi Şekil 12’de görülmektedir. İterasyon sayısı arttıkça öğrenme oranı titreşim analizinde 0.86, deplasman analizinde ise 0.92 değerine ulaşıncaya istenilen hassasiyet elde edilmiştir. Yaklaşık 68000 iterasyonda ağ hatası % 3.8 hata değerine dinamik analizde, 70000 iterasyonda % 4.2 değerine deplasman analizinde düşmüştür. Bu durumda momentum terimi her iki analiz için 0.90 olarak kaydedilmiştir.

6. SONUÇ

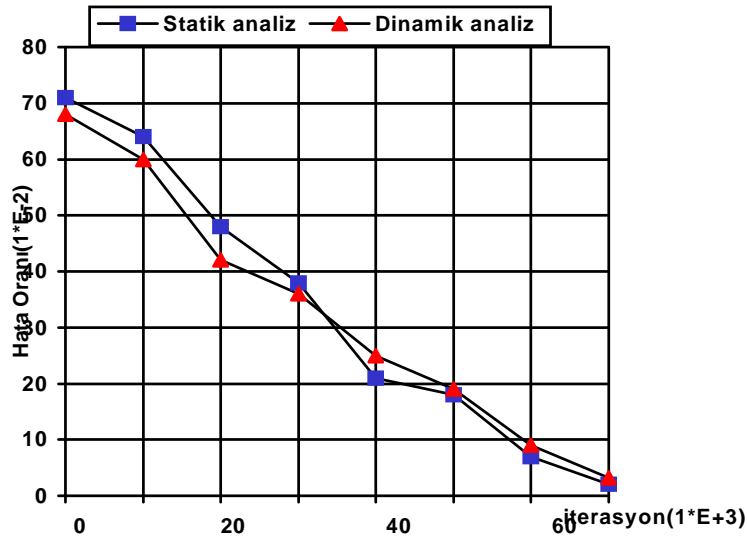
Beynin biyolojik ve işlevsel kapasitelerinin zenginliği, her zaman onun nasıl çalıştığı konusunda bir merak uyandırmıştır. Bu çalışmalar, çoğu kez kısaca yapay zeka olarak adlandırılan tekniğin gelişmesine neden olmuş ve son yılların en çok ilgi çeken konusu olmuştur.

Mühendislik problemlerinin kapalı formdaki çözümlerinin güçlüğü ve bu çözümün hayli zaman alması, hatta çoğu durumlarda imkansız olması nedeniyle yaklaşık sayısal metotlar geliştirilmiştir. Bu metotlar, özellikle geçen yüzyılın ortalarında gelişen bilgisayar tekniği ile büyük ivme kazanmış ve çözümler kısa sürede yapılır olmuştur.

Bu çalışmada, yapay sinir ağları kullanılarak elastik kirişlerin çeşitli mesnet durumu için statik ve dinamik analizi sunulmuştur. Elde edilen sonuçlar konvansiyonel metotlar ile kıyaslandığında yeter hassasiyette görülmektedir. Yapay sinir ağları eğitim aşaması bittikten sonra klasik programlama tekniklerinden hız ve gerektirdikleri kapasite açısından bazı avantajlara sahiptir. Bununla birlikte, sayısal analiz teknikleri hala uygulama potansiyelinin geniş ve araştırmacılar tarafından tercih edilir olması nedeniyle popülaritesini korumaktadır.



Şekil 11. YSA ve teorik sonuçların karşılaştırılması (3. frekans)



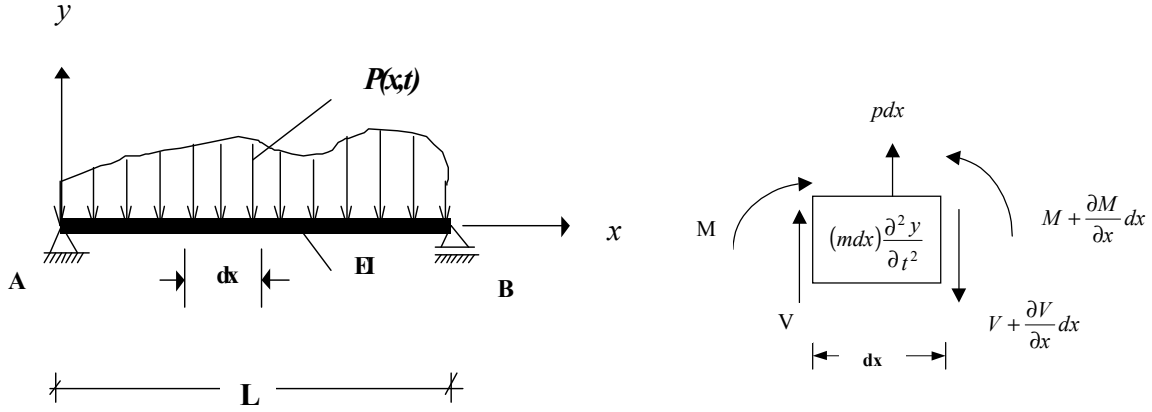
Şekil 12. Ağ hatasının iterasyon sayısına bağlı ile değişimi

KAYNAKLAR

- Adeli H., Hung S.L. (1995): "Machine Learning- Neural Networks", Genetic Algorithms And Fuzzy Systems, John Wiley & Sons, Inc.
- Celep Z., Kumbasar N. (1992): "Örneklerle Yapı Dinamiği Ve Deprem Mühendisliğine Giriş", Sema Matbaacılık, İstanbul.
- Civalek Ö. (1998): "Nöro-Fuzzy Tekniği İle Dikdörtgen Plakların Analizi", III. Ulusal Hesaplamalı Mekanik Konferansı, 16-18 Kasım, İstanbul.
- Ghaboussi J., Garrett JR., Wu X. (1991): "Knowledge-Based Modeling Of Material Behavior With Neural Networks", Journal Of Structural Engineering (Asce), Vol 117, No: 1, pp.132-153.
- Ghaboussi J., Lin C.C. (1998): "New Method Of Generating Spectrum-Compatible Accelerograms Using Neural Networks", Earthquake Eng. And Structural Dynamics, 27, 377-396.
- Hertz J., Krogh A., Palmer R.G. (1991): "Introduction To Theory Of Neural Computing", Addison-Wesley Publishing.
- Kang H.T., Yoon, C.J. (1994): "Neural Networks Approaches To Aid Siple Truss Design Problems", Microcomputers In Civil Eng., 9, pp. 211-218.
- Meirovitch L. (1986): "Elements Of Vibration Analysis", Mcgraw-Hill, New York.
- Kortesis S., Pnagiopoulos P.D. (1993): "Neural Networks For Computing In Structural Analysis: Methods And Prospects Of Applications"., Int. Jour. For Num. Meth. In Eng., 36, 2305-2318.
- Park H.S., Adeli H. (1997): "Distributed Neural Dynamics Algorithms For Optimization Of Large Steel Structures", Journal Of Structural Engineering (Asce), Vol 123, No: 7, pp. 880-888.
- Paz M. (1997), "Structural Dyanamics, Theory And Computation", Champman & Hall.
- Vanluchene R.D., Roufei S. (1990): "Neural Networks İn Structural Engineering", Microcomputers In Civil Eng., 207-215.
- Wu X., Ghaboussi J., Garrett J.H., (1992): "Use Of Neural Networks İn Detection Of Structural Damage", Computers & Structures, Vol. 42, No: 4, pp. 649-659.
- Zurada J.M. (1992): "Introduction To Artificial Neural Networks", West Publishing Com.

EK 1. Elastik bir kirişin eğilme titreşimi

Elastik kirişlerin dinamik analizinde hareket denklemi, sonsuz serbestlik dereceli ayrık bir sistem olarak modellenen kirişten çıkartılan sonsuz küçük bir elemanın dengesinden elde edilir. Bu amaçla, Şekil Ek1.1’de verildiği gibi elastik bir kiriş göz önüne alalım.



Şekil Ek1.1. Basit kiriş için diferansiyel bir elemanda denge

Lineer elastik durum için diferansiyel elemanın dengesinden ve $V = \partial M / \partial x$, ayrıca moment ile eğrilik arasındaki

$\frac{\partial^2 y}{\partial x^2} = -\frac{M}{EI}$ ilişki dikkate alınarak sistemin hareket denklemi,

$$EI \frac{\partial^4 y}{\partial x^4}(x,t) + \rho A \frac{\partial^2 y}{\partial t^2}(x,t) = p(x,t)$$

olarak elde edilir. ρA değerinin birim boy için kütle değerini göstermektedir. Serbest titreşim durumunda dış yük değeri kaldırılarak

$$EI \frac{\partial^4 y}{\partial x^4}(x,t) + m \frac{\partial^2 y}{\partial t^2}(x,t) = 0 \quad (1)$$

şeklinde lineer elastik kiriş için eğilmeli serbest titreşim denklemi elde edilir. Burada EI , kiriş eğilme rijitliği, m kirişin birim boy kütesidir. Elde edilen bu diferansiyel denklem çeşitli metotlar kullanılarak mevcut sınır koşulları altında çözülür. Eğitim seti için gerekli data Rayleigh yöntemi ve sürekli kiriş kabulü ile yapılan çözümlerden elde edilmiştir. Rayleigh yönteminde kiriş için sınır şartlarını sağlayan bir deplasman fonksiyonu seçilerek çözüme başlanır. $\varphi(x)$ olarak seçilecek bir deplasman fonksiyonu için frekans değeri

$$\omega = \left[\frac{\int_0^L EI(x) [\varphi''(x)]^2 dx}{\int_0^L m(x) [\varphi(x)]^2 dx} \right]^{1/2} \quad (2)$$

olarak elde edilir. Sürekli model kabul ile yapılan çözümde ise Eşitlik (1)'de bulunacak olan deplasman fonksiyonunun

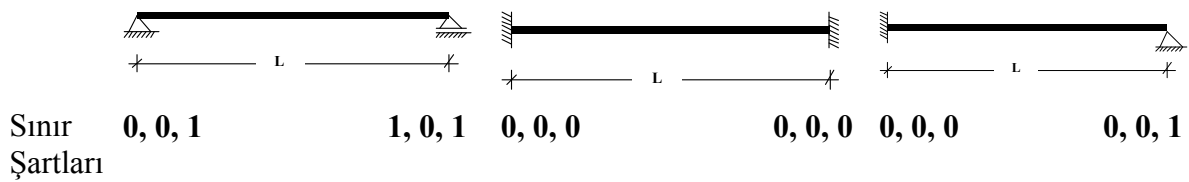
$$V(x,t) = f(x)Y(t)$$

şeklinde olacağı göz önüne alınarak Eşitlik (1)'in değişkenlerine ayırma yöntemiyle çözümünden

$$\varphi(x) = A \sin \alpha x + B \cos \alpha x + C \sinh \alpha x + D \cosh \alpha x \quad (3)$$

$$Y(t) = A \cos \omega t + B \sin \omega t \quad (4)$$

elde edilir. Burada $\alpha^4 = \omega^2 m/EI$, A, B, C, D integrasyon sabitleridir. Frekans değeri (3) denkleminin kiriş için sınır koşulları altında çözümünden elde edilir. Yapay sinir ağı yukarıda anlatılan sayısal yöntemler kullanılarak 3 farklı mesnet durumu için eğitilmiştir. Bu üç durum; her iki ucun ankastre mesnet (A-A), ankastre mesnet-basit mesnet (A-B) ve her iki ucun basit mesnet (B-B) olduğu durumlardır. Eğitim seti için gerekli data dosyası Rayleigh çözümleri ve sürekli sistem modeli için diferansiyel denklemin çözümü neticesinde elde edilen frekans denklemleri kullanılarak elde edilmiştir. Yeteri kadar data kullanılarak A-A mesnet, A-B mesnet ve B-B mesnet durumları için eğitilen ağ eğitim setinde olmayan diğer dördüncü mesnet şartı olan A-S mesnet için test edilmiştir. Bu dört mesnet şartı ve sınır koşulları aşağıdaki şekilde gösterilmiştir (Şekil Ek1.2). Basit mesnette çökme ve moment, ankastre mesnette çökme ve momente ilave olarak dönme, serbest uçta ise moment ve kesme kuvveti sıfırdır. Bu sınır şartları yapay sinir ağına matris yönteme benzer olarak tutulan kesit tesirinin 0 serbest olan değerler 1 alınması ile tanıtılmıştır. Örnek olarak ankastre mesnet için (0,0,0) basit mesnet için (0,0,1), boşta uç için (1,1,1) değerleri kullanılır. Bu değerler sırasıyla (u,v,θ) olarak yatay deplasman, dikey deplasman ve dönme olarak bilinir.

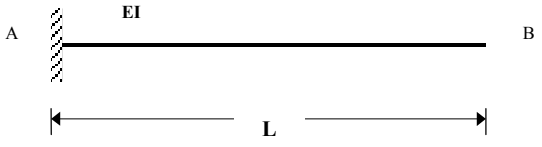
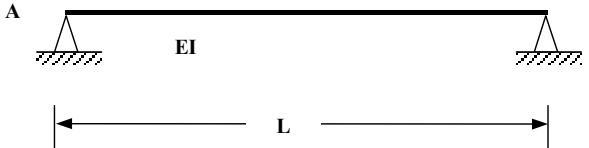

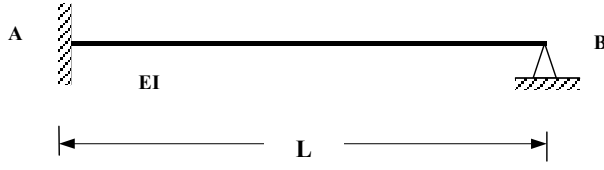


Şekil Ek1.2. Eğitim setinde kullanılan kirişler ve sinir ağına mesnet şartlarının tanıtılması

Ek 2. Kiriş için elastik eğri ve deplasman

Kirişlerin verilen yükleme altındaki herhangi bir noktasındaki deplasman değeri kirişin elastik eğri ifadesi yazılarak bulunur. Bunun için moment ile eğrilik arasındaki ilişki dikkate alınır ve yükün herhangi bir x mesafesi için elastik eğri denklemi kirişe ait parametreler cinsinden yazılır. Bundan başka virtüel iş, Castigliano, Ritz gibi enerji yöntemler veya sonlu elemanlar kullanılabilir. Çalışmada ağın eğitimi için gerekli data elastik eğrinin integrasyon yöntemiyle çıkartılmasıyla elde edilmiş analitik ifadeler kullanılmıştır. Farklı yük ve kiriş geometrisi 3 farklı mesnet için eğitilmiştir (Çizelge Ek2.1).

Çizelge Ek2.1. Kiriş deplasman değerleri için yükleme ve mesnet şartına bağlı analitik ifadeler

Kiriş mesnet şartı	Tekil Yük	Yayılı Yük
	$\delta_{\max} = \frac{PL^3}{3EI}$	$\delta_{\max} = \frac{qL^4}{8EI}$
	$\delta_{\max} = \frac{PL^3}{48EI}$	$\delta_{\max} = \frac{5}{384} \frac{qL^4}{EI}$
	$\delta_{\max} = \frac{PL^3}{192EI}$	$\delta_{\max} = \frac{1}{384} \frac{qL^4}{EI}$
	$\delta_{\max} = \frac{7PL^3}{768EI}$ $x = 0.553L$ için	$\delta_{\max} = \frac{1}{195} \frac{qL^4}{EI}$, $x = 0,5785L$ için