

AKÜ FEMÜBİD 17 (2017) 035901 (1129-1135)

AKU J. Sci. Eng.17 (2017) 035901 (1129-1135)

DOI: 10.5578/fmbd.61866

Çatlaklı Kirişlerin Yapay Sinir Ağları ile Modellenmesi

Kemal Mazanoğlu¹, Elif Çağda Kandemir-Mazanoğlu²¹ Uşak Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Makine Mühendisliği Bölümü, Uşak.² Uşak Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, İnşaat Mühendisliği Bölümü, Uşak.

e-posta: kemal.mazanoglu@usak.edu.tr

Geliş Tarihi: 19.09.2016 ; Kabul Tarihi: 13.11.2017

Özet

Anahtar kelimeler

Çatlaklı kiriş; Yapay sinir ağları modeli; İleri beslemeli geri yayılım algoritması.

Çatlaksız ve enine çatlaklı ankastre kirişlerin modal analiz deneylerinden elde edilmiş ivme cevapları, yapay sinir ağları yaklaşımı ile modellenmiştir. Girdi katmanı çekicin impuls sinyallerinden oluşmakta olup, çıktı katmanı kirişin ivme cevaplarından meydana gelmektedir. Öğrenme algoritması olarak ileri beslemeli geri yayılım algoritması kullanılmıştır. Oluşturulan modeller ile deney yapılmasına gerek kalmadan yüksek regresyon katsayısına sahip ivme cevabı tahminleri yapılabilmektedir. Ayrıca her bir durum için oluşturulan bu modeller yardımıyla kiriş boyunca ivme cevap değerleri tahmin edilmiş ve gerçek ölçüm değerleriyle kıyaslanmıştır. Böylelikle çatlak yeri hakkında öngörüle bulunulması sağlanmıştır.

Artificial Neural Network Modelling of Cracked Beams

Abstract

Keywords

Cracked beam; Neural network modelling; Feed forward back propagation algorithm.

Acceleration responses obtained from experimental modal analysis of uncracked and cracked cantilever beams are modelled by artificial neural network approach. Impulses of hammer are set as input layer while the output layer consists of acceleration responses of the beam. Training algorithm is feed-forward back propagation algorithm. Responses with high regression coefficient can be predicted without necessity of experiments via the neural network models obtained for uncracked and cracked beams. In addition, using these model parameters, acceleration responses along beam length are estimated and compared with measured values. By doing this, knowledge about crack location is provided.

© Afyon Kocatepe Üniversitesi

1. Giriş

Bilindiği üzere, deneysel modal analiz yöntemi yapıların dinamik karakteristiklerini belirlemede sıklıkla kullanılmaktadır. Bu yöntemde çeşitli noktalara ivmeölçerler monte edilmiş eleman, impuls çekici ile uyarılarak serbest titreşim yapması sağlanır. Kirişin ivme cevapları ve impuls çekicinin kuvvetölçer yardımıyla elde edilmiş verileri bir sinyal analizörde toplanır ve analizden geçirilerek elemanın frekans ve mod şekilleri tespit edilebilir.

Frekans ve mod şekilleri, bir elemanın dinamik davranışı hakkındaki karakteristik bilgileri içeren önemli parametrelerdir. Elemanda hasar söz konusu olduğunda, hasarın yeri ve derinliği hakkında bilgi sağlamaktadırlar. Konuyla ilgili pek çok çalışma ilgili literatürde mevcuttur (Dimarogonas, 1996; Doebling et al. 1998; Salawu, 1997).

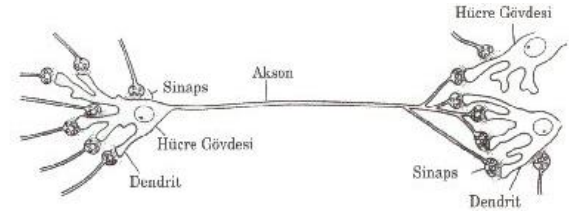
Yapay sinir ağları yaklaşımı, parametreleri arasında analitik çözüm kurulamayan veya bu analitik çözümün karmaşık olduğu problemlerde girdi verilerini ağırlıklandırarak ve çıktıyla hedef arasındaki hataları minimize ederek eğitilmiş bir model meydana getirmektedir (Şen, 2004; Ataseven, 2013; Ergezer et al. 2003). Kiriş gibi yapı elemanlarında hasar gözlemlendiği durumlarda, yukarıda bahsedildiği gibi pek çok analitik yöntem mevcuttur. Bunlara ek olarak bu karmaşık çözüm metodlarını atlayarak doğrudan ölçüm sonuçlarıyla kurulan modeller çok yardımcı olmaktadır. Bu alanda pek çok çalışma bulunmaktadır (Kim and Stubbs, 2003; Zang and Imregun, 2001; Zou et al. 2000; Worder et al. 2000; Chang et al. 2000; Anderson et al. 2003). Suresh ve ark. (2004), analitik çözüm kullanarak modal frekanslardan çatlak yeri ve

derinliđini tespit ettiđi alıřmasında yapay sinir ađları yaklařımını kullanmıřtır. Suh ve ark. (2000), atlak yeri ve derinliđini, genetik algoritma ve yapay sinir ađları yaklařımını kullanarak modellemiřtir. Fang ve ark. (2005), dođrudan frekans cevap fonksiyonlarını girdi olarak kullanarak, yapay sinir ađları yaklařımı ile ankastre kırıçteki atlak yerlerini ve derinliklerini belirlemiřtir.

Bu alıřmada deneysel modal analiz sırasında elde edilmiř verilerin yapay sinir ađları modeli oluřturulmuřtur. Yapılan deney sonucu elde edilen impuls deđerleri ve ivme cevapları, atlaksız, bir atlaklı, iki atlaklı ve yine iki atlaklı olup ikinci atlaklı daha derin olan drt durumdaki ankastre kırıçe ait verilerdir. Toplamda drt durum iin yapay sinir ađları modelleri oluřturulmuřtur. Ele alınan drt durumdan her biri iin oluřturulan modellerde, model parametrelerindeki farklılıklar irdelenmiřtir. Yine bu modellerin parametreleri kullanılarak, ekicin impuls deđerleri ve atlak yerinin ankastre mesnetten uzaklıđı girdi katmanı, kırıçin eřitli noktalarından lülen ivme deđerleri de ıktı katmanı olarak belirlenen yeni modeller ile atlak yerinin tespiti konusunda ngrlerde bulunulmuřtur.

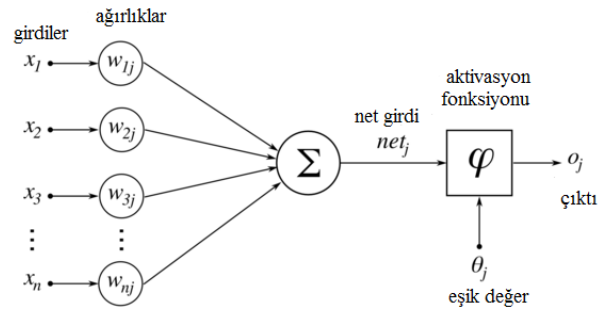
2. Yapay Sinir Ađları Yaklařımı

Yapay sinir ađları (YSA), makine renmesi kapsamında geliřtirilmiř yapay zekanın alt birimi olup, insan beyninin sinir sisteminden esinlenerek retilmiř bir yntemdir. Beynimizde pek ok sinir hresi birbiri ile iletiřim halindedir. řekil 1'de grlen ve nron adı verilen bir biyolojik sinir hresi sinapslar, soma, akson ve dendridlerden oluřmaktadır. Sinapslar sinir hreleri arasındaki bađlantı olup, elektrik sinyallerinin bir hreden diđerine gemesini sađlayan bořluklardır. Bu sinyaller somaya giderek iřlenir ve aksonlar yardımıyla dendridlere oradan da sinapslardan diđer sinir hresine sinyal aktarılır. Bylelikle beyne gelen bir sinyal pek ok nron tarafından iřlenerek bilgiye dnřtrlr. İnsanda renme ve ğrendiklerini kullanarak yeni olaylara yorum geliřtirme kabiliyeti sinir ađları tarafından oluřturulur.



řekil 1. Sinir hresi (Int Kyn. 1)

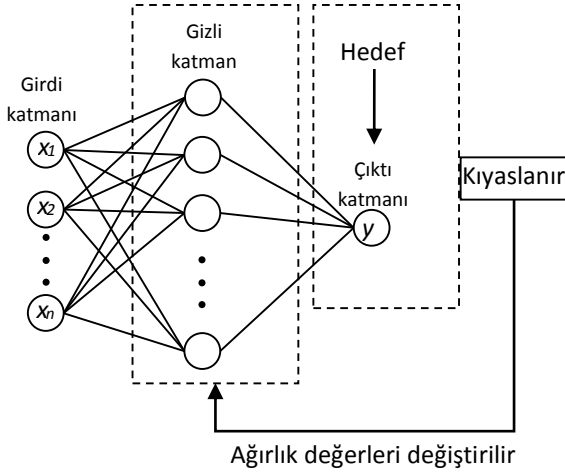
Yapay sinir ađlarında, olayın rnekleri, bilgisayara girdi ve ıktı olarak sunulur ve makine, aralarındaki iliřkiyi ğrenerek eđitilir. Bylece model zaman ierisinde oluřacak yeni rneklerin girdilerine gre ıktılar retebilmekte, ngrlerde bulunabilmektedir. Sz edilen biyolojik sistem, yapay olarak dřnldđnde řekil 2'deki yapı ortaya ıkmaktadır.



řekil 2. Yapay nron modeli

řekil 2'de grldđ zere girdiler ađrılıklarıyla net girdi oluřturulur ve net girdi aktivasyon fonksiyonu aracılıđıyla eřik deđerden (1) yksek deđere sahip olması gereken ıktı deđerine dnřmektedir. Bu iřlem, ıktı deđerini eřik deđerinden kk olduđu durumlarda, byk olana kadar, ađrılık deđerleri deđiřtirilerek devam ettirilir. Bu sre ađın eđitimi olarak adlandırılır. Verilen bu model, YSA'nın en temel modelidir. Modelin eđitilmesi iin birka adım denemek gerekli olup, her adımda ađrılık deđerleri deđiřtirilerek yeni bir ıktı deđerini oluřturulur. Burada nemli olan tahmin ile hedef deđerini arasındaki yakınlıktır. En yakın sonucu veren model en iyi mode l olarak kabul edilir. alıřmamızda YSA'nın ileri-beslemeli geri yayılım algoritmasına deđinilecektir.

Doğrusal olmayan problemlerde tek katmanlı modeller yetersiz kaldığı için Şekil 3'te yapısı gösterilen çok katlı model kullanılacaktır.



Şekil 3. Çok katmanlı ileri-beslemeli YSA modeli

Çok katmanlı sistemler girdi katmanı, gizli katman ve çıktı katmanından oluşmaktadır. Girdi ve çıktı katmanları, girdi ve çıktı değerlerinin depolandığı katmanlardır. Gizli katman ise girdilerin önemli özelliklerini ayırmakta olup, bir veya daha fazla olabilir. Ağ eğitilirken hata değerleri ortaya çıktığında, hata girdi ve gizli ile gizli ve çıktı arasındaki ağırlıklara dağıtılarak sistem tekrar çalıştırılır. Buna geri yayılım algoritması denmektedir.

Çalışmamızda kullanılacak ileri-beslemeli geri yayılım algoritması, n. girdi nöronu için aşağıdaki gibi verilmektedir.

1. n. girdinin i. düğümü verisi $x_{n,i}$ olsun.

2. Gizli katmandaki j. düğümün net girdisi

$$net_j^{(1)} = \sum_{i=0}^n w_{j,i}^{(1,0)} x_{n,i} \text{ olup } w_{j,i}^{(1,0)} \text{ i. girdi katmanı ile j.}$$

gizli katman arasındaki ağırlık değeri olsun.

3. Gizli katmanın j. düğümüne ait çıktı

$$x_{n,j}^{(1)} = \delta \left(\sum_{i=0}^n w_{j,i}^{(1,0)} x_{n,i} \right), \text{ burada } \delta \text{ aktivasyon}$$

fonksiyonudur.

4. Çıktı katmanındaki k. düğümün net girdisi

$$net_k^{(2)} = \sum_j \left(w_{k,j}^{(2,1)} x_{n,j}^{(1)} \right) \text{ olarak ifade edilir. Burada } w_{k,j}^{(2,1)}$$

j. gizli katman düğümü ile k. çıktı katmanı düğümü arasındaki ağırlıktır.

5. Çıktı katmanının k. düğümünün çıktısı

$$y_{n,k} = \delta \left(\sum_j w_{k,j}^{(2,1)} x_{n,j}^{(1)} \right) \text{ olur.}$$

6. Son olarak, hata karesi, beklenen ve hesaplanan çıktı değerleri arasındaki farkın karesi olup,

$$\varepsilon_{n,k}^2 = |d_{n,k} - y_{n,k}|^2 \text{ olarak hesaplanır.}$$

Bu algoritmanın temel amacı, Eşitlik 1'de verilen E_n hatasını en küçükmek için en uygun ağırlıkları hesaplamaktır.

$$E_n = \sum_k (\varepsilon_{n,k})^2 \quad (1)$$

Gradient descend algoritması ile, girdi ve gizli katman arasındaki ağırlıklar,

$$\Delta w_{j,i}^{(1,0)} \propto \left(\frac{-\partial E}{\partial w_{j,i}^{(1,0)}} \right) \quad (2)$$

gizli ve çıktı katmanları arasındaki ağırlıklar

$$\Delta w_{k,j}^{(2,1)} \propto \left(\frac{-\partial E}{\partial w_{k,j}^{(2,1)}} \right) \quad (3)$$

ile güncellenmektedir (Mehrotra et al. 2000).

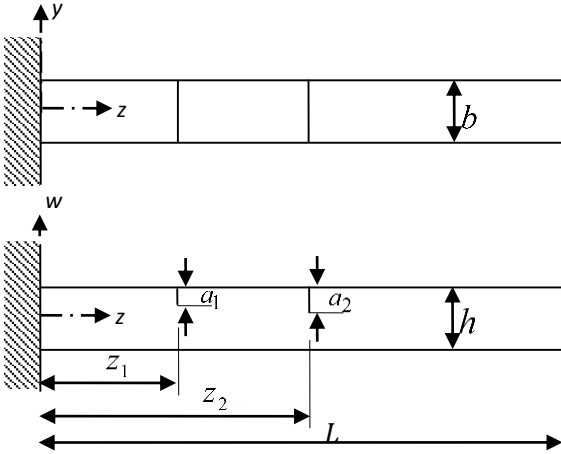
3. Bulgular

Kiriş elemanda çatlak yeri ve derinliğini modal analizlerden tespit etmek amacıyla kurulan deney düzeneğinde, ankastre bağlantılı bir kirişin impuls çekici yardımıyla tahrik edilmesi sonucu ortaya çıkan sönümlü serbest titreşim hareketi incelenmiştir. Çekicinin impuls sinyalleri kuvvet (Newton), kirişin ivme cevabı da ivme (m/s^2) büyüklüğü olarak ölçülmüştür. Kirişin uzunluğu $L = 360$ mm ve kesiti

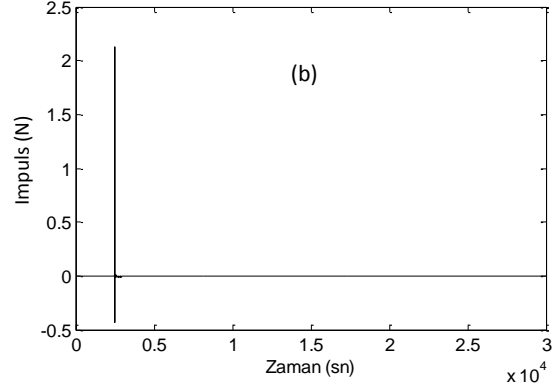
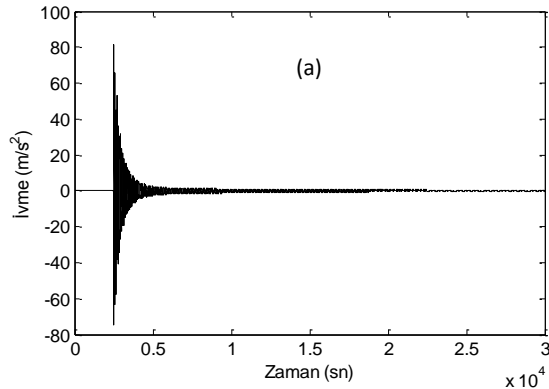
($b \times h$) $10 \times 10 \text{ mm}^2$ olup, çatlaklar kıl testere ile oluşturulmuştur ve çatlak kalınlığı yaklaşık 0.5 mm 'dir. Çalışmada Tablo 1'deki dört durum ele alınmıştır. Kirişlerin şematik gösterimi Şekil 4'de verilmiştir. Her durum için 7 kez test yapılmıştır. Birinci çalışma olarak modellerin kurulması aşamasında kirişin serbest ucundan alınan ivme verileri kullanılmıştır. Şekil 5'de, örnek teşkil etmesi bakımından çatlaksız kirişin serbest ucu ivme cevap ve çekiç impuls grafikleri verilmiştir.

Tablo 1. Ele alınan ankastre kirişin çatlaksız ve çatlaklı durumları

Çatlak sayısı	Ankastre mesnetten uzaklığı (z)/ derinliği (a)			
	Çatlaksız (C0)	1 Çatlaklı (C1)	2 Çatlaklı (C2)	2 Çatlaklı* (C2*)
1.Çatlak	-	9 cm / 2.5 mm	9 cm / 2.5 mm	9 cm / 4 mm
2.Çatlak	-	-	16.2 cm / 3.5 mm	16.2 cm / 3.5 mm



Şekil 4. Çatlaklı kiriş şematik gösterimi



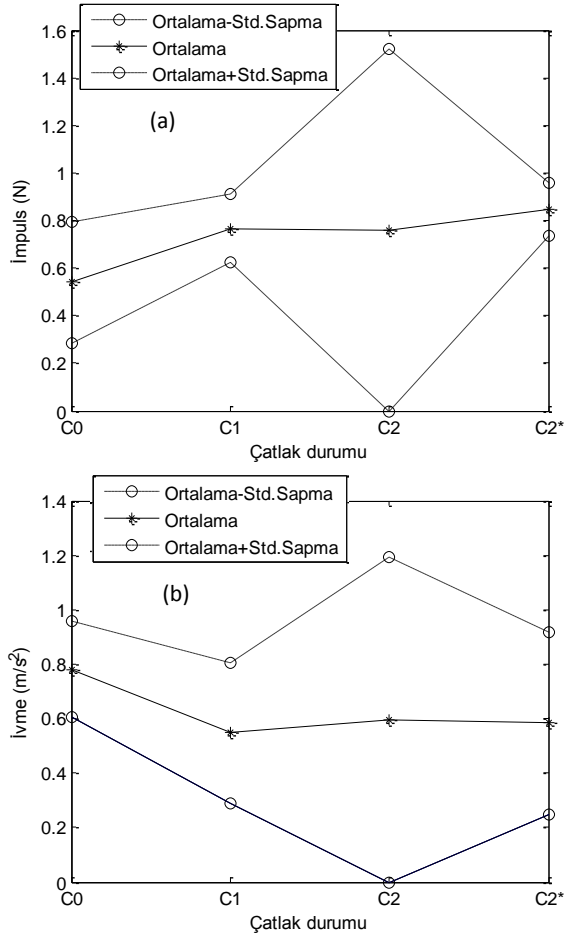
Şekil 5.a) Çatlaksız kiriş serbest ucu ivme zaman cevabı b) çekiç impuls grafiği

Çalışmada, kiriş elemanın deneysel modal analizi sonucu elde edilen ivme tepkileri çıktı ve çekicin impuls değerleri girdi verileri olarak tanımlanmıştır. Veriler öncelikle, modeli olumsuz yönde etkileyen uç değerleri elimine etmek amacıyla Eşitlik (4)'deki formül ile normalize edilmiştir.

$$x_n = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (4)$$

Modelleri oluşturma aşamasında, hem girdi hem de çıktı katmanlarında verilerin normalize değerleri kullanılmıştır. Girdi katmanında, normalize impuls değerlerinin 0.5 'ten büyük değerleri kullanılmakta olup, bu değerlere karşılık gelen ivme cevaplarının 10 m/s^2 'den büyük değerleri normalize edilerek çıktı katmanı oluşturulmuştur. Toplam dört durum olduğu için dört model meydana getirilmiştir. Girdi ve çıktı katmanları verilerinin ortalama ve standart sapmaları Şekil 6'da gösterilmektedir. Oluşturulan modellerde girdi katmanı 1, gizli katman 2 ve çıktı katmanı da 1 tabakadan oluşmakta olup, gizli katmandaki nöron sayısı başlangıçta 10 olarak tanımlanmıştır. İleri-beslemeli Levenberg-Marquardt geri yayılım öğrenme algoritması kullanılarak, girdi katmanının %70'i eğitim verisi, %15'i geçerlilik, %15'i de test verisi olmak üzere rassal olarak belirlenmiştir. Tablo 2'de dört durum için oluşturulan modellerde kullanılan girdi ve çıktı veri sayıları verilmiştir. Tablo 3'te ise modeller ile ilgili detaylar verilmiştir. Tablo 3'ten görüldüğü üzere modeller arası farklılıklar söz konusudur. Tablo 4'de, tüm kirişler için oluşturulmuş

modellerin, eğitim aşamasındaki regresyon katsayıları verilmiştir.



Şekil 6.a) İmpuls kuvvetinin (girdi) ve b) ivme cevabının (çıktı) istatistiksel analizi

Tablo 2. YSA modelinde kullanılan girdi ve çıktı veri sayıları

	Çatlaksız (C0)	1 Çatlaklı (C1)	2 Çatlaklı (C2)	2 Çatlaklı* (C2*)
Veri sayısı	22	18	23	16

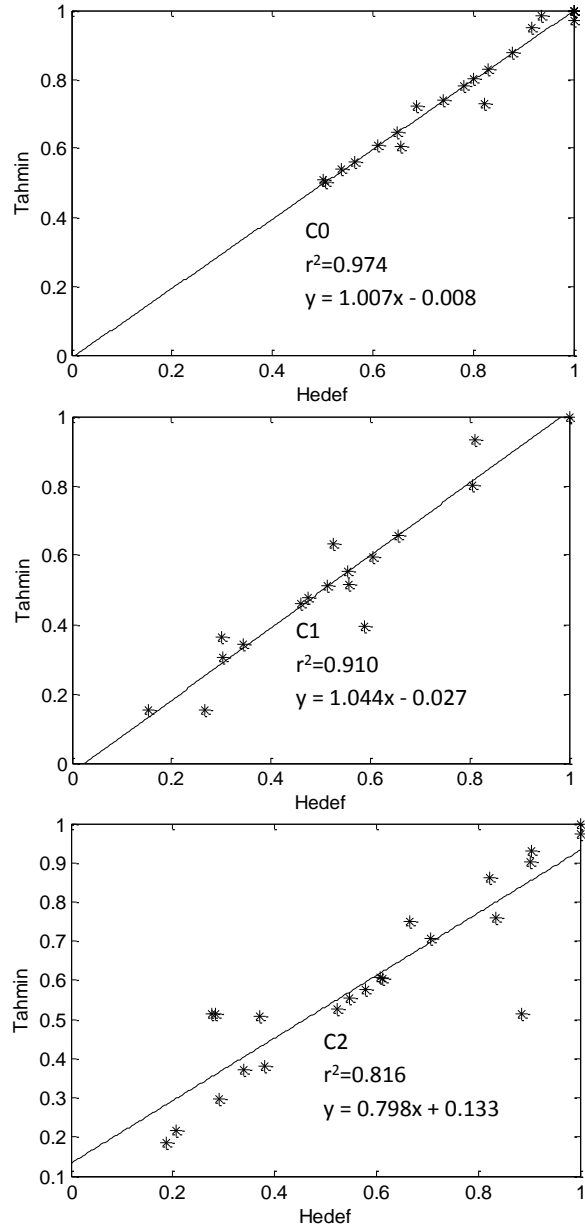
Tablo 3. YSA model parametreleri

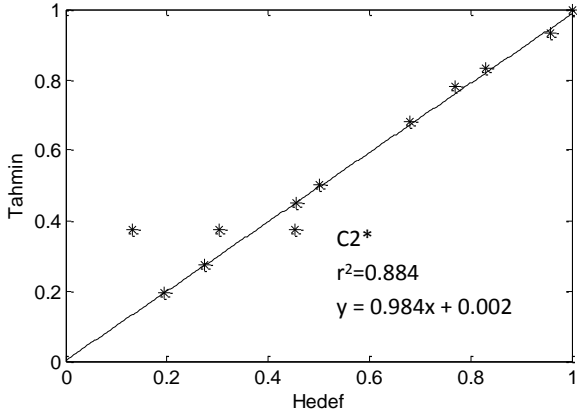
	Çatlaksız (C0)	1 Çatlaklı (C1)	2 Çatlaklı (C2)	2 Çatlaklı* (C2*)
Nöron sayısı	10	15	20	20
1.Aktivasyon fonksiyonu	Tanjant sigmoid	Tanjant sigmoid	Tanjant sigmoid	Tanjant sigmoid
2.Aktivasyon fonksiyonu	Tanjant sigmoid	Tanjant sigmoid	Lineer	Lineer

Tablo 4. YSA modellerinin eğitimi sırasında geçerlilik verilerinin regresyon katsayıları

	C0	C1	C2	C2*
Regresyon katsayısı (r ²)	0.964	0.989	0.876	0.965

Oluşturulan modellerin doğruluğunu ispat etmek amacıyla her dört durum için impuls değerleri girdi olacak şekilde ivme değerleri tahmin edilmiştir. Şekil 7'den görüldüğü gibi, modeller kullanılarak elde edilen tahmin ve hedef (ölçüm) ivme değerleri arasında yüksek regresyon katsayıları elde edilmiştir. Çatlaksız ve bir çatlaklı kiriş için 0.974 ve 0.910 gibi yüksek katsayılar elde edilerek, kurulan modellerin başarılı olduğu gösterilmiştir. İki çatlaklı durumlarda regresyon katsayılarında bir miktar düşüş gözlenmiştir. Yapılan denemelerde gizli katmandaki nöron sayısının artırılmasıyla modelin etkinliğinin değişmediği görüldüğünden, input katmanında parametre sayısının artırılması ile model daha başarılı bir şekilde oluşturulabilecektir.

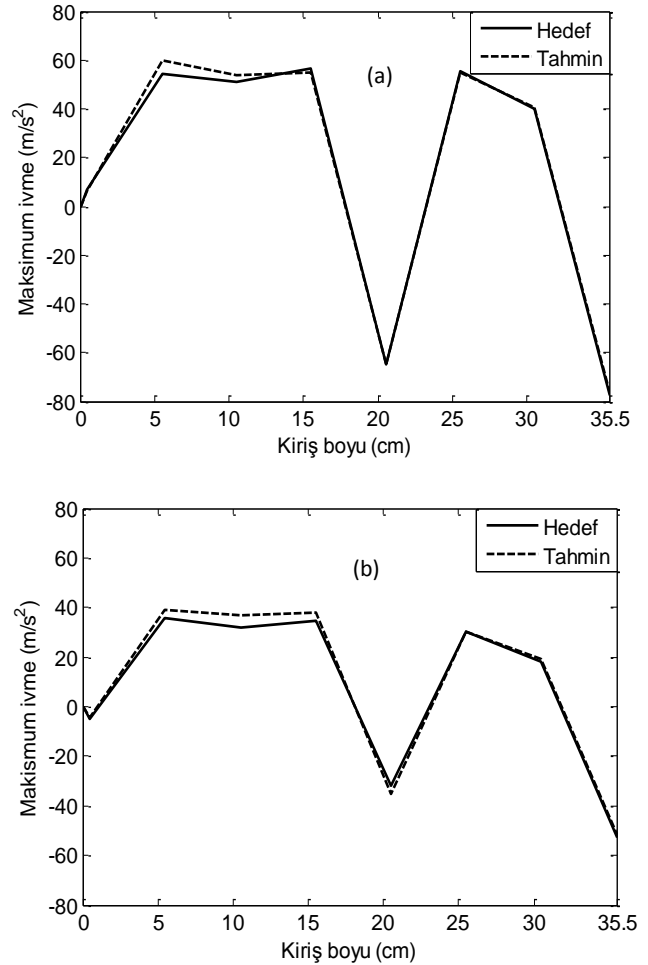




Şekil 7. Hedef ve tahmin ivme değerleri regresyon grafiği

Kirişin serbest ucundan alınan verilerin modellenmesine ek olarak, kiriş boyunca alınan ivme cevapları da Tablo 3'deki parametreler kullanılarak modellenmiştir. Burada girdi katmanı, maksimum ivme cevaplarına karşılık gelen impuls değerleri ve ölçüm alınan noktanın ankastre mesnetten olan uzaklığıdır. Böylece çıktı katmanı o mesafedeki ivmeölçerden alınan maksimum ivme cevabından oluşmaktadır. Kiriş elemanın üzerine ankastre mesnetten itibaren ilki 0.5 cm mesafede olmak üzere 5 cm aralıklarla 8 adet ivmeölçer yerleştirilmiştir. Böylelikle kiriş uç noktasındaki ölçümleri almak üzere yerleştirilen cihaz 8 no'lu olup, ankastreden 35.5 cm ileride bulunmaktadır. Bir çatlaklı durum için, çatlak ankastre mesnetten 9 cm uzakta olup, 2 ile 3 no'lu ivmeölçerler arasında bulunmaktadır. İki çatlaklı her iki durum için de, birinci çatlak yine 9 cm uzaklıkta olup, ikinci çatlak ankastre mesnetten 16.2 cm uzaklıkta yani 4 ile 5 no'lu ivmeölçerler arasında bulunmaktadır. Çatlaklı durumlar için hedef ve tahmin edilen maksimum ivme değerleri kiriş boyunca Şekil 8'de gösterilmiştir. Grafiklerden anlaşıldığı üzere, hem bir çatlaklı durumda hem de iki çatlaklı durumda çatlakın bulunduğu yere yakın ivmeölçerlerde yapay sinir ağları modelleri daha büyük ağırlık değeri oluşturularak ölçümden daha büyük tahminler yapılmasına neden olmuştur. Çatlakın olduğu yerlerde ölçüm verisi ile model tahminleri arasında sapmalar olduğu görülmektedir. 1 çatlaklı durumda yüksek regresyon katsayısından dolayı tahmin ile ölçüm arasındaki farklılık 2 ve 3 no'lu ivmeölçerler arasında açık bir şekilde ortaya çıkmaktadır. 2 çatlaklı durumda ise daha önceki ilaveten 4 ve 5

no'lu ivmeölçer pozisyonlarında da tahmin ile model arasında farklılık görülmektedir. Burada, 4. ile 5. ivmeölçer pozisyonları arasında üst üste binen hedef ve tahmin çizgilerinin maksimum ivme büyüklüğünün pozitif değerden negatif değere geçmesinden kaynaklandığını not edelim. Kiriş boyunca ölçüm noktası sayısının sınırlı olması dolayısıyla özellikle çatlak sayısı arttıkça çözünürlüğün yetersiz kalacağı ve daha fazla ölçüm noktası gerekeceği açıktır. Kullanılan 8 ölçüm sayısına göre, 2 adet çatlakın birinin ankastre tarafa 5.5 cm ile 10.5 cm arasında bir mesafede olduğu, diğerinin ankastre taraftan 15.5 cm ile 20.5 cm arasında bir uzaklıkta bulunduğu tespit edilebilmektedir. Dolayısıyla, kullanılan yöntemin çatlak konumu hakkında ipucu verdiği ve çatlak arama aralığını daraltmasıyla avantaj sağladığı söylenebilir.



Şekil 8. Kiriş boyunca alınan ölçümlerle oluşturulmuş mod şekilleri a) bir çatlaklı kiriş b) iki çatlaklı kiriş

4. Tartışma ve Sonuç

Yapay sinir ağları yaklaşımı, her defasında deney sistemi kurarak analiz yapmaya gerek kalmadan, istenilen parametrelerde değişiklik yaparak oluşturulan farklı sistemlerin sonucunu elde etme bakımından kolaylık sağlamaktadır. Aralarında karmaşık analitik çözümler bulunan sistemlerin çözümünde de sıklıkla kullanılmaktadır. Bu çalışmadaki yapay sinir ağları modelindeki girdi-çıkı katmanları, çekiç impuls değerleri ve giriş serbest ucunun ivme cevabı olacak şekilde kurulmuştur. Böylece hasar bakımından ele alınan dört giriş durumu için çeşitli model parametreleri elde edilmiş ve aradaki farklılıklar tespit edilmiştir. Bu modelin parametreleriyle kurulan ikinci modelde ise giriş boyunca her bir ölçüm noktasındaki ivme cevapları tahmin edilmiştir. Yapay sinir ağları yaklaşımıyla tahmin edilen ivme değerleri ile ölçüm değerleri arasında sapmalar gözlenmiş olup bu sapmaların çatlak yerleri civarında ortaya çıktığı sonucuna varılmıştır. Böylelikle sunulan yöntemin çatlak yerini belirleme konusunda iyi bir tahmin yapabildiği görülmektedir.

Kaynaklar

- Anderson T., Lemoine G. and Ambur D., 2003. An artificial neural network based damage detection scheme for electrically conductive composite structures. In: The 44th AIAA/ ASME/ASCE/AHS/ASC structures, structural dynamics, and materials conference, AIAA-2003-1997, Norfolk, VA.
- Ataseven B., 2013. Yapay sinir ağları ile öngörü modellenmesi, *Öneri Dergisi*, **10**, 101-115.
- Chang C.C., Chang T.Y.P., Xu Y.G. and Wang M.L., 2000. Structural damage detection using an iterative neural network. *J Intell Mater Syst Struct*, **11**, 32-42
- Dimarogonas A.D., 1996. Vibration of cracked structures: a state of the art review. *Engineering Fracture Mechanics*, **55**, 831-857.
- Doebbling S.W., Farrar C.R. and Prime M.B., 1998. A summary review of vibration-based damage identification methods. *Shock Vib. Digest*, **30**, 91-105.
- Ergezer H., Dikmen M., and Özdemir E., 2003. Yapay sinir ağları ve tanıma sistemleri, *PİVOLKA*, **6**, 14-17.
- Fang X., Luo H. and Tang J., 2005. Structural damage detection using neural network with learning rate

improvement, *Computers and Structures*, **83**, 2150-2161.

- Kim J.T. and Stubbs N., 2003. Crack detection in beam-type structures using frequency data. *Journal of Sound and Vibration*, **259**, 145-60.
- Mehrotra K., Mohan C.K. and Ranka S., 2000. Elements of Artificial Neural Network, USA MIT Press.
- Salawu O.S., 1997. Detection of structural damage through change in frequency: a review. *Eng. Struct.* **19**, 718-723.
- Suh M.W., Shim M.B. and Kim M.Y., 2000. Crack identification using hybrid neuro-genetic technique, *Journal of Sound ad Vibration*, **238**, 2000, 617-635.
- Suresh S., Omkar S.N., Ganguli R. and Mani V., 2004. Identification of crack location and depth in a cantilever beam using a modular neural network, *Smart materials and structures*, **13**, 907-915.
- Şen, Z. 2004. Yapay Sinir Ağları İlkeleri, İstanbul Su Vakfı.
- Worder K., Manson G. and Fieller N.R.J., 2000. Damage detection using outlier analysis. *J Sound Vib*, **229**, 647-67.
- Zang C. and Imregun M., 2001. Combined neural network and reduced FRF techniques for slight damage detection using measured response data. *Arch Appl Mech*, **71**, 525-36.
- Zou Y., Tong L. and Steven G.P., 2000. Vibration based model dependent damage (delamination) identification and health monitoring for composite structures: a review. *J Sound Vib*, **30**, 357-78.

İnternet kaynakları

- 1- <http://www.bilgiustam.com/beynin-sirlari/>, (20.08.2015)