

GENETİK ALGORİTMA İLE PARAMETRELERİ OPTİMİZE EDİLMİŞ AĞ TABANLI BULANIK DENETİM SİSTEMİNİN SİSMİK İZOLASYONA UYGULANMASI VE MATLAB İLE SİMÜLASYONU

Doç Dr. Hasan ALLİ ve Arş. Gör. Oğuz YAKUT

Fırat Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Makine Bölümü, ELAZIĞ

Özet

Zemine yerleştirilmiş ön gerilmeli tendonların aktif denetim elemanı olarak kullanıldığı 16 katlı bir binanın sismik izolasyonu için bir ağ tabanlı bulanık denetleyici yöntemi kullanılmıştır. Denetim algoritmasının eğitimi MATLAB paket programı ile gerçekleştirilip sonuçlar grafiksel olarak elde edilmiş, irdelenmiştir ve aynı zamanda sismik izolasyonun animasyonu gerçekleştirilmiştir. Bina kat bağıl deplasman ve ivmelerinin mükemmel bir şekilde sönümlenmesi, geliştirilen hybrid denetim algoritmasının binaların sismik izolasyonunda kullanılabileceğini göstermiştir.

Anahtar Kelimeler: Ağ Tabanlı Bulanık Denetim, Sismik İzolasyon, MATLAB, Genetik Algoritma, Aktif Denetim Sistemleri.

APPLICATION AND MATLAB SIMULATION OF NEURAL BASED FUZZY CONTROL SYSTEMS, HAVING PARAMETERS OPTIMIZED BY GENETIC ALGORITHM, TO SEISMIC ISOLATION

Abstract

A neural based fuzzy control method was used for the seismic isolation of sixteen story building with the active tendon system installed in the ground floor. The simulation of the system was realized by using MATLAB and the obtained results have been presented in graphical form. In addition, the animation of the seismic isolation was performed in MATLAB. Consequently, it has been shown that the developed hybrid control algorithm could be used for seismic isolation of building because of the excellent damping performances of the relative displacement, and acceleration of the building floors.

Keywords: Neural Fuzzy Control, Seismic Isolation, MATLAB, Genetic Algorithm, Active Control Systems.

1.GİRİŞ

Yapay sinir ağları, bulanık mantık, genetik algoritmalar ve uzman sistemler çeşitli mühendislik problemlerinde sıkça kullanılmaya başlanmıştır. Yapılan çalışmalarda, genellikle, yapay sinir ağı bulanık mantık tabanlı sistemlerin bir parçası olarak kullanılmıştır. Bunun temel nedeni, bulanık mantığın insan bilgi ve tecrübesini denetleyiciye aktarma, yapay sinir ağlarının ise kolay eğitim algoritmalarını kullanma gibi avantajlarını bir araya getirebilmesidir [1]. Ağ-tabanlı-bulanık denetim yönteminde bulanık denetimin belirleyici niteliklerinden olan üyelik fonksiyonlarına ait parametreler yapay sinir ağları ile optimize edilirken genellikle geriye yayılım öğrenme algoritması kullanılır. Bu çalışmada ise gerekli parametrelerin optimizasyonu için genetik algoritmalar kullanılmıştır. Genetik algoritma, tam olarak rasgele arama tekniğidir. İlk defa Michigan Üniversitesi'nde John Holland tarafından geliştirilmiştir. Karmaşık ve zor şartlar, sonuca kolay ve hızlı ulaşmayı sağlayan yeni çözüm yöntemleri arayışına sebep olmuştur. Diğer optimizasyon teknikleri yanında evrimsel yaklaşımlardan olan genetik algoritmalar bu arayışlar içinde önemli bir yer

tutmaya başlamıştır. Genetik algoritmalarla ilgili temel ilkelerinin ortaya atılmasında sonra, bir çok bilimsel çalışma yayınlanmıştır [2,3,4,5,6,7,8,9,].

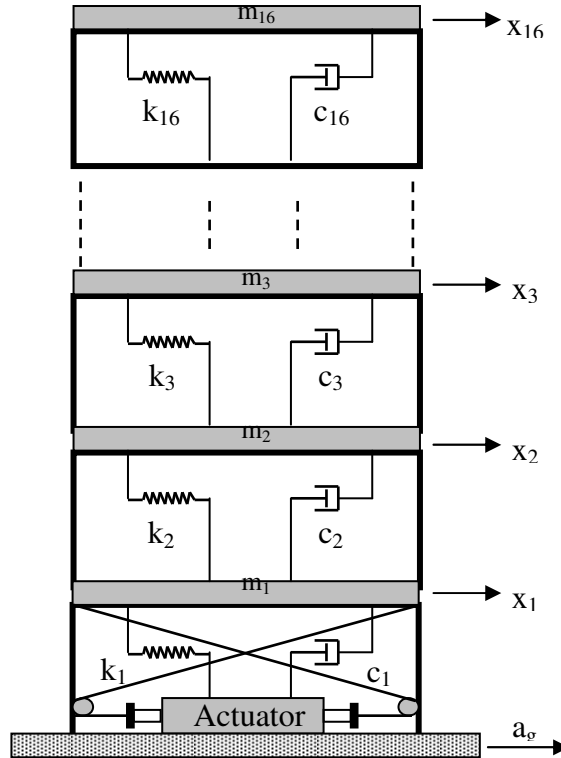
Depreme dayanıklı yapı tasarımında amaç, çok kuvvetli depremlerde bile binanın elemanları arasındaki bağıl deplasmanları ve ivmeleri minimuma indirebilmektir. Bu çalışmada ele alınan 16 katlı bina için hidrolik aktif tendon sistemi kullanılmıştır. Binanın zeminine yerleştirilmiş hidrolik tahrik elemanının diyagonal tendonlarla zemin kata bir kuvvet uyguladığı düşünülmüştür. Tendonlar rijit kabul edilmiş ve eksenel deformasyonları binanın deformasyonu yanında küçük kaldığından ihmal edilmiştir. Rijit kat döşemelerine sahip çok katlı binanın yatay yer hareketi esnasında zemin katına yerleştirilmiş denetim sistemine gerekli olan denetim sinyalleri, parametreleri genetik algoritma ile optimize edilmiş ağ tabanlı bulanık denetleyici tarafından üretilmektedir.

2.YAPISAL SİSTEMİN DİNAMİK FORMÜLASYONU

Örnek olarak Şekil.1'de görüldüğü gibi zemine yerleştirilmiş bir tahrik elemanı ile denetlenen 16 katlı aktif tendonlu bina ele alınmıştır. Örnek binanın kütle, rijitlik ve sönüm özellikleri Çizelge 1. de verilmiştir[10].

Çizelge 1. 16-katlı binaya ait kütle, rijitlik ve sönüm özellikleri.

Kat Sayısı	Kütle Değeri (kg)	Rijitlik Değeri (kN/m)	Sönüm Değeri (kNs/m)
1	672300	256000	27
2-13	568400	256000	27
14-16	555900	174000	27



Şekil 1. Aktif tendonlu 16 katlı bina

Aktif olarak denetlenen sistemin yatay yer hareketi altındaki davranışı,

$$\mathbf{M}\ddot{\mathbf{x}}(t) + \mathbf{C}\dot{\mathbf{x}}(t) + \mathbf{K}\mathbf{x}(t) = \mathbf{B}\mathbf{u}(t) + \mathbf{H}\mathbf{a}_g(t) \quad (1)$$

bağıntısıyla ifade edilebilir. Burada \mathbf{M} , \mathbf{C} ve \mathbf{K} matrisleri ($N \times N$) boyutlu olup, sistemin sırasıyla kütle, sönüm ve rijitlik matrislerini temsil etmektedir. ($N \times 1$) boyutunda olan $\ddot{\mathbf{x}}$, $\dot{\mathbf{x}}$ ve \mathbf{x} vektörleri sistemin, sırasıyla yere göre bağıl ivme, hız ve deplasman vektörleridir. \mathbf{B} , denetim kuvvetinin ($N \times 1$) boyutlu yerleşim vektörü ve $\mathbf{H} = -\mathbf{M}\delta$ vektörü, ($N \times 1$) boyutlu deprem etkisi yerleşim vektörüdür. Burada δ , tüm terimleri 1 olan ($N \times 1$) boyutlu deprem etki vektörüdür. $a_g(t)$ ise, göz önüne alınan depremin ivme kaydıdır.

Denklem (1), durum uzayı vektörü kavramı kullanılarak;

$$\dot{\mathbf{z}}(t) = \mathbf{A}\mathbf{z}(t) + \mathbf{D}_1\mathbf{u}(t) + \mathbf{D}_2\mathbf{a}_g(t) \quad (2)$$

şeklinde birinci mertebe diferansiyel denklem olarak da ifade edilebilir[1]. Burada;

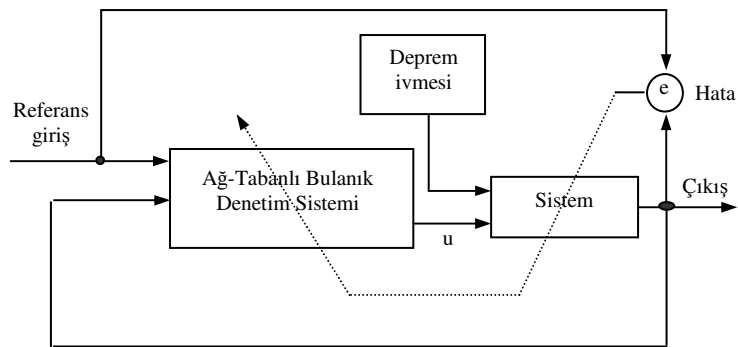
$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0 & \mathbf{I} \\ -\mathbf{M}^{-1}\mathbf{K} & -\mathbf{M}^{-1}\mathbf{C} \end{bmatrix}_{2N \times 2N}, \quad \mathbf{D}_1 = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{M}^{-1}\mathbf{B} \end{bmatrix}_{2N \times 1}$$

$$\mathbf{D}_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{M}^{-1}\mathbf{H} \end{bmatrix}_{2N \times 1}, \quad \mathbf{z}(t) = \begin{bmatrix} \mathbf{z}(t) \\ \dot{\mathbf{z}}(t) \end{bmatrix}_{2N \times 1} \quad (3)$$

şeklinde dir.

3. AĞ TABANLI BULANIK DENETİM SİSTEMİ

Yapılan çalışmalarda, genellikle, yapay sinir ağı bulanık mantık tabanlı sistemlerin bir parçası olarak kullanılmıştır. Ağ-tabanlı-bulanık denetim sistemine ait parametreler çoğunlukla yapay sinir ağları ile optimize edilirken geriye yayılım öğrenme algoritması kullanılır. Bu çalışmada ise gerekli parametrelerin optimizasyonu için genetik algoritmalarından yararlanılmıştır. Ağ-tabanlı-bulanık kayan kipli denetleyicinin eğitimi Şekil-2 de gösterildiği gibi yapılmıştır.

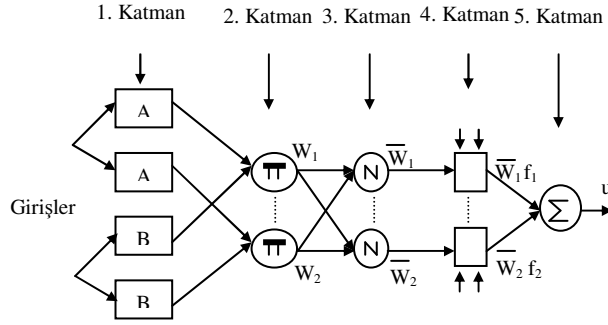


Şekil-2 Ağ-tabanlı-bulanık denetleyici öğrenme yapısı

Böylece, klasik denetleyici yerine, sisteme gerekli denetim sinyali ağ-tabanlı-bulanık denetleyici tarafından sağlanmaktadır. Ağın eğitiminde 1999-Düzce depremi doğu-batı ivme

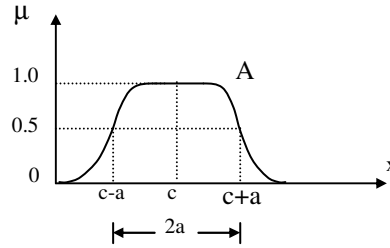
bileşeni dotaları kullanılmıştır. Denetleyicini ürettiği denetim sinyali sisteme doğrudan uygulanarak sistem cevabında elde edilen hataya göre parametrelerin optimum değerleri bulunur.

Ağ-tabanlı-bulanık mantık yapısı Şekil-3 te görülmektedir. Ağ 5 katmandan oluşmaktadır. Bulanıklaştırma katmanı, saklı iki katman, fonksiyon katmanı ve berraklaştırma katmanı.



Şekil-3 Beş katmandan oluşan ağ-tabanlı-bulanık mantık yapısı

Bulanık kümeler, nesnelerin uzunluk, kısalık, soğukluk, parlaklık vb. gibi göreceli sıfatlarını tanımlamakta kullanılmaktadır. Bir elemanın herhangi bir bulanık kümeye olan üyeliğini netleştirmek için üyelik fonksiyonları kullanılmaktadır. x giriş elemanının bir A bulanık kümesine olan üyeliği $\mu_A(x)$ formunda gösterilebilmektedir. Bir gauss üyelik fonksiyonu grafiksel olarak Şekil-4 te verilmektedir.



Şekil-4 A bulanık kümesi için üyelik fonksiyonu

Burada c parametresi, üyelik fonksiyonunun merkezi, a parametresi ise genişliğini ifade eden katsayıdır.

Her bir sistem değişkeni, bulanıklaştırma katmanında bulanık kümelere dönüştürülmektedir. Bu katmandaki her bir işlem birimi bir bulanık kümeye karşı gelmektedir ve işlem birimi çıkışı üyelik fonksiyonu olmaktadır. Bulanıklaştırma katmanında, bulanık çalışma bölgelerini tanımlamak için sistemin çıkış değişkenleri giriş olarak kullanılmış, her bir giriş için 3 üyelik fonksiyonu kullanılmıştır. Buna göre bu üyelik fonksiyonları,

$$\mu_{A_i}(x) = e^{-\left(\frac{x-c_i}{a_i}\right)^2}$$

$$i=1,2,3,\dots \text{ için} \quad (4)$$

$$\mu_{B_i}(x) = e^{-\left(\frac{y-c_i}{a_i}\right)^2}$$

biçiminde gösterilir. Kuralların kesinlik dereceleri ikinci katmanda (5) denklemi ile cebirsel çarpım kullanılarak bulunur.

$$w_i = \mu_{Ai}(x) \cdot \mu_{BAi}(y) \quad (5)$$

Normalizasyon işlemi, (6) denkleminde görüldüğü gibi bir kuralın kesinlik derecesinin diğer kuralların kesinlik derecelerine oranı olarak tanımlanabilir. Böylelikle bir kuralın toplam kurallar açısından çıkışa olan etkisi ortaya konulmuş olur. Bu işlemler ağın 3. katmanında gerçekleştirilmektedir.

$$\bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \quad i=1,2,3,\dots \text{ için} \quad (6)$$

Normalize edilmiş her bir kural (7) denklemi ile 4. katmanda kendine ait çıkış fonksiyonu ile çarpılır.

$$\bar{w}_i \cdot f_i = w_i \cdot (p_i \cdot x + q_i \cdot y + r_i) \quad (7)$$

Buradaki p, q ve r katsayıları, fonksiyon katmanında kullanılan fonksiyonlara ait doğrusal parametrelerdir.

Berraklaştırma işlem biriminin girişi, çalışma bölgeleri ve bu bölgelere ait üyelik fonksiyonlarıdır. Berraklaştırma katmanı 5. katmandır ve burada denklem (8) deki gibi ağırlık merkezi yöntemi ile berraklaştırma işlemi gerçekleştirilmekte ve ağ çıkışı oluşturulmaktadır.

$$O_{5,i} = \text{toplam çıkış} = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (8)$$

Elde edilen bu sayısal çıkış ağ-tabanlı-bulanık kayan kipli denetleyicinin üretmiş olduğu denetim kuvveti değeridir ve bu değer doğrudan sisteme uygulanmaktadır.

Yapay sinir ağları ile ilgili çalışmalarda genellikle denetleyiciden arzu edilen denetim sinyalini elde edebilmek için bir hata düzeltme öğrenme algoritması kullanılır. Temel amacı hataya göre tanımlanan bir performans kriterini minimize edecek şekilde hücre ağırlıklarını düzeltme yöntemini bulmaktır. Optimizasyon teorisinde çeşitli performans kriterleri tanımlanmakla birlikte yapay sinir ağlarının eğitiminde hataların kareleri ile tanımlanan ortalama-karesel hata kriteri tercih edilmektedir ve yaygın olarak performans kriterinin hücrenin herhangi bir ağırlığına göre minimizasyonu için ilgili ağırlığa göre türevinin alınmasını gerektiren geriye yayılım öğrenme algoritması kullanılmaktadır.

Bu çalışmada parametrelerin optimizasyonu için genetik algoritma tekniğinden yararlanılmıştır. Genetik algoritma, doğadaki evrim mekanizmasını örnek alan bir arama metodudur ve bir veri grubundan özel bir veriyi bulmak için kullanılır. Genetik algoritmalar doğada geçerli olan en iyinin yaşaması kuralına dayanarak sürekli iyileşen çözümler üretir. Bunun için "iyi"nin ne olduğunu belirleyen bir uygunluk fonksiyonu ve yeni çözümler üretmek için yeniden kopyalama, değiştirme gibi operatörleri kullanır. Genetik algoritmalarda çok çeşitli uygunluk fonksiyonları bulunmaktadır. Bu çalışmada uygunluk fonksiyonu için sistemin performans kriteri olarak hataların kareleri ile tanımlanan ortalama karesel hata kriteri tercih edilmiştir. Genetik algoritmaların bir diğer önemli özelliği de bir grup çözümle uğraşmasıdır. Bu sayede çok sayıda çözümün içinden iyileri seçilip kötülerini elenebilir. Bunun için başlangıçtaki değerleri rastgele seçilmiş 10 farklı grup ele alınarak bir çözüm kümesi oluşturulmuştur.

Genetik algoritmaları diğer algoritmalarından ayıran en önemli özelliklerden biri de seçmedir. Genetik algoritmalarda çözümün uygunluğu onun seçilme şansını artırır ancak bunu garanti

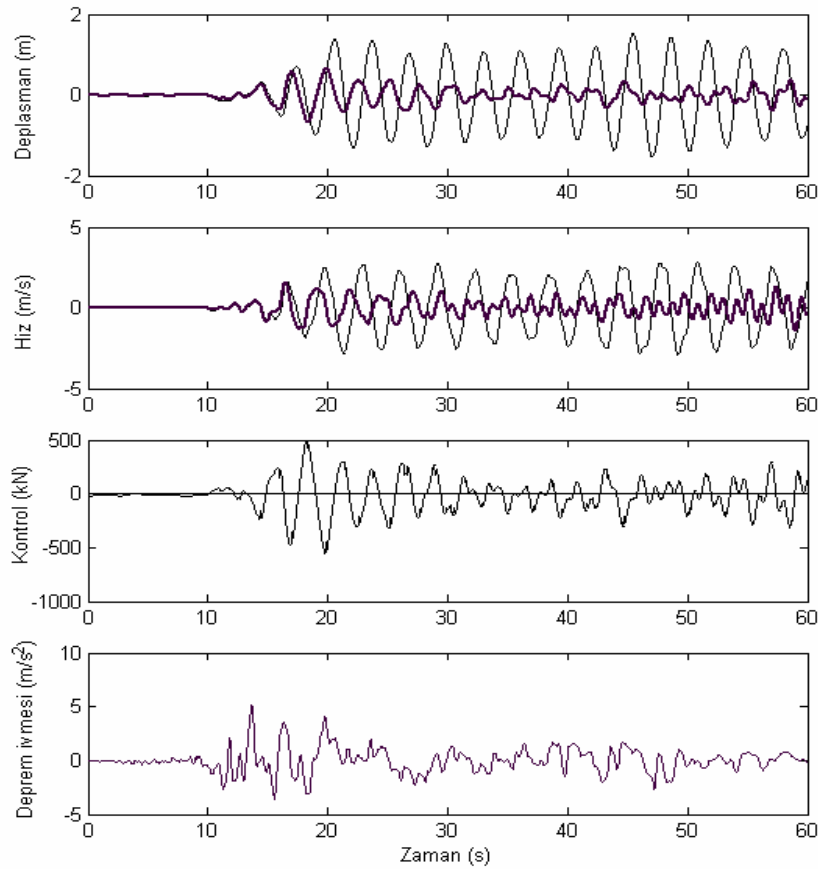
etmez. Seçim de ilk grubun oluşturulması gibi rasgeledir ancak bu rasgele seçimde seçilme olasılıklarını çözümlerin uygunluğu belirler.

Genetik algoritmada bir diğer işlem çaprazlamadır. Çaprazlama rasgele seçilmiş iki çift katarın içindeki alt küme bilgilerin değiştirilmesi işlemidir. Genetik algoritma, çaprazlama işlemini uygunluk değerlerine göre seçilmiş iki ebeveyn bireyden, iyi özellikte yeni bireyler elde etmek için kullanır.

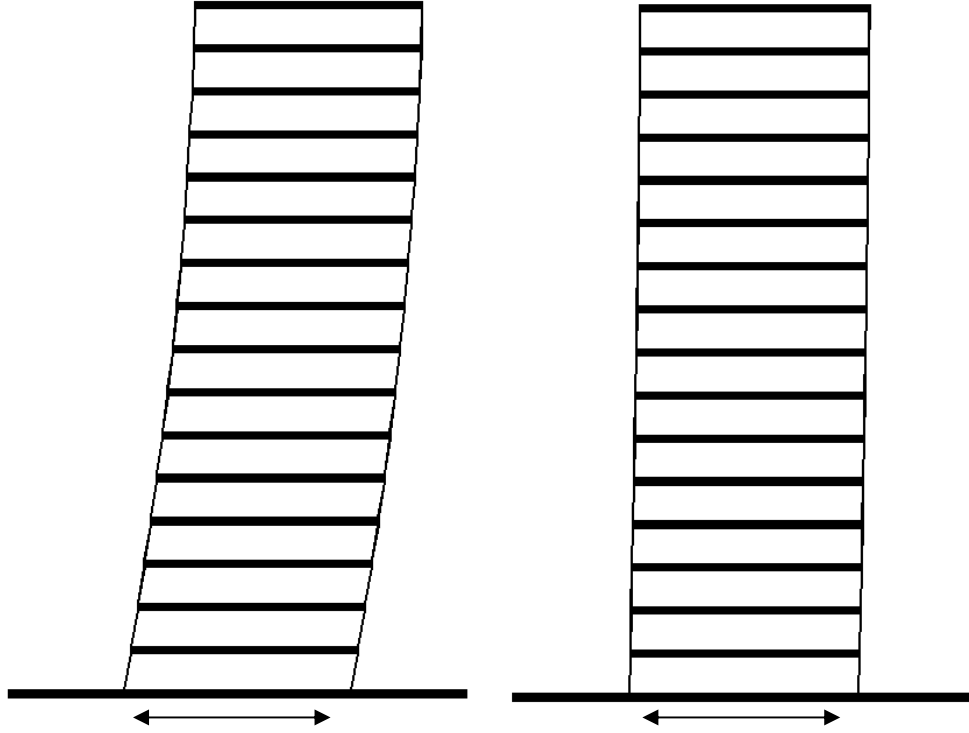
Sürekli aynı çözümler üreten bir çözüm topluluğu elde edilmesi halinde genetik algoritmanın önemli aşamalarından biri olan mutasyon işlemine başvurulur. Çünkü problemin çözümünde yer yer tıkanmalarla karşılaşılabilir. Elde edilecek yeni çözüm kümelerinde farklılıklar oluşturmak için mevcut çözüm kümesi üzerinde küçük oranlarda değişiklikler yapılarak devam edilir.

Bu çalışmada problemin çözümü esnasında her adımda seçilen 10 çözüm kümesinden en iyi çözüm kümesi saklanıp, en kötü çözüm kümesi ortadan kaldırılarak yerine rasgele değerlerden seçilmiş yeni bir çözüm kümesi elde edilmiştir. Diğer 8 çözüm kümesi en iyi çözüm kümesini de kullanarak rastgele seçilmiş noktalardan çaprazlanıp yeni çözüm kümeleri elde edilmiştir. Sürekli aynı çözümün elde edilmesi halinde en iyi çözüm kümesinin rastgele seçilmiş bir değeri %1 oranında değiştirilerek mutasyona uğratılmıştır.

Parametrelerin optimum değerleri genetik algoritma ile elde edildikten sonra 16 katlı örnek binaya 1999 Düzce depremi doğu-batı ivme bileşeni uygulanarak, ağ tabanlı bulanık denetleyicinin sistem cevabına etkisi Şekil.5 de görülmektedir.



Şekil 5 Yapının Düzce deprem etkisi altında denetimli(—) ve denetimsiz(—) sistem cevapları



Şekil 6 a-) Denetimsiz
b-) Denetimli
(16 katlı binanın deprem etkisi altında MATLAB ile animasyonu)

4.SONUC

Zeminine yerleştirilmiş bir tahrik elemanı ile denetlenen 16 katlı aktif tendonlu bir binaya parametreleri genetik algoritma ile optimize edilmiş ağ tabanlı bulanık denetleyici uygulanmıştır. Bu çalışmada yer ivmesi için 1999 Düzce depremi doğu-batı ivme bileşeni kullanılmıştır. Sayısal çözümler için MATLAB paket programında geliştirilmiş bir algoritma kullanılmıştır ve sonuçlar grafiksel olarak elde edilmiştir. Bu grafiksel sonuçlara göre elde edilen denetleyicinin çok iyi bir denetleyici olarak kullanılabileceği sonucuna varılmıştır. Ayrıca sistemin cevabı yine MATLAB paket programında geliştirilen bir animasyon ile gözlemlenmiştir.

5.REFERANSLAR

- 1.Kosko, B., 1991, Neural Networks and Fuzzy Systems, A Dynamical Systems Approach, Englewood Cliffs., NJ: Prentice Hall.
- 2.Chin-Teng Lin, Fun-Bin Duh, Der-Jeng Liu, "A Neural Fuzzy Network For Word Information Processing", Department of Electrical and Control Engineering, National Cihao-Tung University, Hsinchu, Taiwan, ROC., Fuzzy Sets and Systems 127 (2002) 37-48
3. Meng Joo Er, Shiqian Wu, "A Fast Learning Algorithm For Parsimonious Fuzzy Neural Systems", Fuzzy Sets and Systems, 126 (2002) 337-351.
4. Wei-Song Lin, Chih-Hsin Tsai, Jing-Sin Liu, "Robust Neuro-Fuzzy Control of Multivariable Systems by Tuning Consequent Membership Functions", Fuzzy Sets and Systems, 124 (2001) 181-195

5. M.Emin Yüksel, "Application of Neuro-Fuzzy Methods for Noise Filtering, Noise Detection and Edge Extraction in Digital Images Corrupted by Impulse Noise", Department of Electrical and Electronics Engineering, Erciyes University, Kayseri, TURKEY.
6. D.K. Liu, Y.L. Yang and Q.S. Li, "Optimum Position of actuators in tall buildings using genetic algorithm" Computers and Structures 81 2823-2827, july 2003.
7. Symans M. D ve Kelly S. W., "Fuzzy Logic Control of Bridge Structures Using Intelligent Semi-Active Seismic Isolation System.", Earthquake Engineering and Structural Dynamics, 1999; 28:37-60
8. Ghaboussi, J. and Joghataie, A., "Active Control of Structures Using Neural Network", *Journal of Engineering Mechanics*, April 1995, Vol. 121, No. 4
9. Ömer Civalek ve H.Hikmet ÇATAL, "Geriye yayılma yapay sinir ağı kullanılarak elastik kirişlerin statik ve dinamik analizi", DEÜ Mühendislik Fakültesi Fen ve mühendislik degisi, cilt:6 sayı:1 sh. 1-16 ocak 2004.
10. D.K. Liu, Y.L. Yang and Q.S. Li, "Optimum Position of actuators in tall buildings using genetic algorithm" Computers and Structures 81 2823-2827, July 2003.