

DC MOTORUN NÖRAL VE FUZZY NÖRAL AĞLAR İLE DOĞRUDAN TERS KONTROLÜ

Ayşegül UÇAR

Yakup DEMİR

Fırat Üniversitesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü ELAZIĞ
e-posta: ydemir@firat.edu.tr

Anahtar sözcükler: DC motor¹, YSA, ANFIS, Nöral ve Fuzzy-Nöral Kontrol

ABSTRACT

In this article, the performances of ANN (artificial neural networks) and ANFIS (adaptive network based fuzzy inference systems) are presented on a nonlinear DC motor by using direct control method. Firstly, the aim was to investigate how the sampling rate effects the characteristics of the control systems. It was found that the choice of a suitable sampling rate was critical in obtaining good performance. Secondly, performances of ANN and ANFIS controller have been compared. The computer programs used in this study are developed using MATLAB. From simulation results, it was demonstrated that ANFIS results in less parameter number and better performance than those of ANN.

1. GİRİŞ

Kontrol mühendisliği, lineer ve lineer olmayan kontrol olarak iki kategoriye ayrılır. Lineer kontrol hem basittir hem de daha iyi anlaşılır. Lineer olmayan kontrolde ise eğer sistem bazı belirsizlik dereceleri içinde lineer düşünülebilirse, robust ve/veya optimal kontrol kullanılabilir. Bununla birlikte, kesin olarak lineer olmayan sistem kontrol stratejileriyle ilgilenildiği zaman, daha doğrudan nonlineerite ile uğraşmak zorunda kalınır [1]. Böyle sistemlerin kontrollü oldukça zor ve lineerleştirme varsayımı genellikle doğruluktan uzaktır. Bu nedenle lineer olmayan sistemlerin kontrolü alanında 1970 ve 1980' li yıllarda yeni yaklaşımlar aranmıştır. Bu yaklaşımlardan ikisi nöral ve fuzzy kontrol olup, doğal olarak lineer olmayan dönüşüm kabiliyetli ve model serbestlikli oldukları için oldukça başarılı olarak uygulanmaktadır [2-5]. Bu başarılı uygulamalar sırasında yapar sinir ağlarının (YSA) ve fuzzy lojik sistemlerin lineer olmayan sistemleri yaklaştırma kabiliyetlerinin benzerliği görülmüş ve bu da ikisinin birleşimi olan nöro-fuzzy sistemlerin gelişmesine neden olmuştur [6-8].

Bu çalışmada, hem öğrenerek elde edilen dolaylı bilgiyle uğraşan YSA' lar hem de açıklanabilen ve anlaşılabilen bilgi ile çalışan fuzzy sistemler ile YSA'

ların avantajlarını birleştiren adaptif ağ temelli fuzzy çıkarımlı sistemler (ANFIS) kullanılarak doğrudan ters kontrol yapısı geliştirilmiş ve lineer olmayan bir DC motor modeline uygulanmıştır. Bu model kullanılarak; önce örnekleme oranının kontrol uygulamalarında etkisi araştırılmış, daha sonra YSA ve ANFIS' in kontrolör performansları karşılaştırılmıştır.

2. SİSTEM TANIMI

Bu çalışmada, pozitif giriş sinyalinden 4 kat büyük negatif giriş sinyal kazançlı bir nonlineeriteye sahip olan DC motorun modeli kullanılmıştır. Böyle bir sistemin açılmal hızı NARX model ile aşağıdaki gibi modellenenabilir¹.

$$y(k+1) = a_0 y(k) + a_1 y(k-1) + b_0 \Phi[u(k)] + b_1 \Phi[u(k-1)] \quad (1)$$

Burada a_0 , a_1 , b_0 ve b_1 sistemin T örnekleme oranına bağlı sabitler olup, $\Phi(\cdot)$ aşağıdaki gibi tanımlanır.

$$\Phi[x] = \begin{cases} 2x & x < 0 \\ 1-x & x \geq 0 \end{cases} \quad (2)$$

Bu sistem fonksiyonu $u(k)$ ' ya göre monotonik olduğu için tersi vardır. bu nedenle $u(k)$ aşağıdaki gibi yazılabilir.

$$u(k) = \frac{1}{b_0} \Phi^{-1} \left[\frac{y(k+1) - a_0 y(k) - a_1 y(k-1) - b_1 \Phi[u(k-1)]}{b_0} \right] \quad (3)$$

Burada,

$$\Phi^{-1}[x] = \begin{cases} \frac{1}{2}x & x < 0 \\ 2x & x \geq 0 \end{cases} \quad (4)$$

¹ Bu negatif nonlineeriteli DC motorun NARX modelinin sürekli

zamanlı ifadesi $\frac{1}{s^2 + 0.6\pi s + \pi^2}$ olur. Burada: kazanç 1 doğal frekans 0.5 Hz ve sönüm oranı 0.3 dür.

olur. a_0, a_1, b_0 ve b_1 örnekleme sinyaline bağlı olduğu için, örnekleme oranı kontrol sinyalinin genliğini de etkileyecektir. Örneğin, 4 Hz ($T=0.25$ s.) örnekleme oranında sistem modeli Denklem (5)' deki gibi ve buna karşılık gelen kontrol sinyali ise Denklem (6)' daki gibi olur.

$$y(k+1) = 1.2y(k) - 0.62y(k-1) + 0.25\Phi[u(k)] + 0.21\Phi[u(k-1)] \quad (5)$$

$$u(k) = \frac{1}{0.25} \Phi^{-1} \left[r(k+1) - 1.2y(k) + 0.62y(k-1) - 0.21\Phi[u(k-1)] \right]$$

$$= 4\Phi^{-1} \left[r(k+1) - 1.2y(k) + 0.62y(k-1) - 0.21\Phi[u(k-1)] \right] \quad (6)$$

2 Hz' de örneklenirse ($T=0.5$ s.), sistem modeli Denklem (7)' deki gibi ve buna karşılık gelen kontrol sinyali Denklem (8)' deki gibi olur.

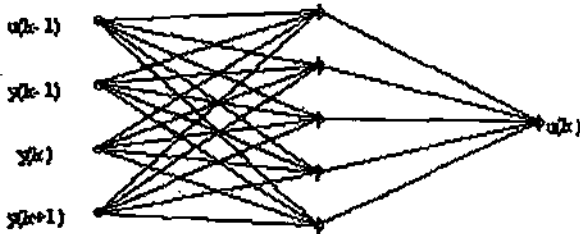
$$y(k+1) = -0.090y(k) + 0.39y(k-1) + 0.76\Phi[u(k)] + 0.54\Phi[u(k-1)] \quad (7)$$

$$u(k) = \frac{1}{0.76} \Phi^{-1} \left[r(k+1) + 0.090y(k) - 0.39y(k-1) - 0.54\Phi[u(k-1)] \right]$$

$$= 1.3\Phi^{-1} \left[r(k+1) + 0.090y(k) - 0.39y(k-1) - 0.54\Phi[u(k-1)] \right] \quad (8)$$

3. YAPAY SİNİR AĞI

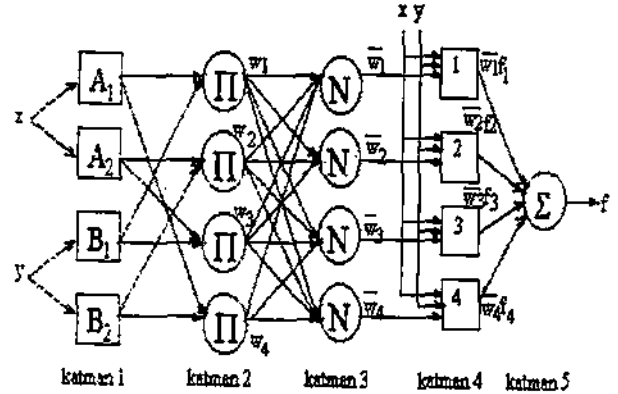
Bu çalışmada, YSA kontrolörü olarak Şekil 1' de görülen 4 girişli, bir çıkışlı, gizli katmandaki aktivasyon fonksiyonu hiperbolik tanjant olan yapı kullanılmıştır. Sistemin tersini iyi bir şekilde öğrenen kontrolör olan YSA' nın eğitimi için, geriye yayılım metodundan daha hızlı birleşme özelliğine sahip olan Levenberg Marquard optimizasyon tekniği kullanılmıştır [9].



Şekil 1. DC motor kontrolü için kullanılan 4-5-1 YSA yapısı (dikey çizgiler biası göstermektedir)

4. ADAPTİF AĞ TEMELLİ FUZZY ÇIKARIMLI SİSTEM (ANFIS)

Fuzzy sistem ve nöral sistemler arasındaki en iyi geçişlerden birisi ANFIS' tir. Bu sistem birinci dereceden Sugeno sistemin fuzzy sistem parametrelerini optimize etmek için melez öğrenme kuralını kullanır [10]. Bu çalışmada, kontrolör olarak en iyi performansı veren $[y(k+1), y(k); u(k)]$ çalışma veri formundaki Şekil 2' de grafiksel olarak görülmekte olan iki girişli, 4 kurallı, bir çıkışlı ANFIS yapısı kullanılmıştır. Bu yapıdaki her bir katmana ilişkin tanımlar aşağıdaki gibidir.



Şekil 2. DC motor kontrolü için kullanılan iki girişli, tek çıkışlı ANFIS yapısı

1.Katman: Bu katmandaki her bir i düğümü, Denklem (9) ile tanımlanan bir çıkışlı adaptif düğümdür. Burada: x ve y : düğümüne ait giriş, A_j ve B_j : bir fuzzy küme ve $O_{1,i}$: katman 1' deki i . çıkış düğümünü gösterir.

$$O_{1,i} = \mu_{A_j}(x), \quad j = 1,2, \text{ için} \quad (9)$$

Bu çalışmada her bir giriş için, Denklem (10) ile karakterize edilen iki genelleştirilmiş çan üyelik fonksiyonu (ÜF) kullanılmıştır. Burada: $\{a_j, b_j, c_j\}$ bu katmandaki lineer olmayan giriş parametreleri olarak ifade edilir.

$$\mu_{A_j}(x) = \frac{1}{1 + \left[\frac{(x - c_j)}{a_j} \right]^{2b_j}} \quad (10)$$

2.Katman: Bu katmandaki her bir i düğümü Denklem (11)' de tanımlandığı gibi, gelen sinyalleri çarpan ve çıkış üreten sabit bir düğümdür.

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_j}(x) * \mu_{B_j}(y), \quad i = 1,4; j = 1,2. \quad (11)$$

3.Katman: Bu katmandaki her bir i düğümü Denklem (12)' de tanımlandığı gibi normalize edilmiş gerçekleşme derecelerini hesaplayan sabit bir düğümdür.

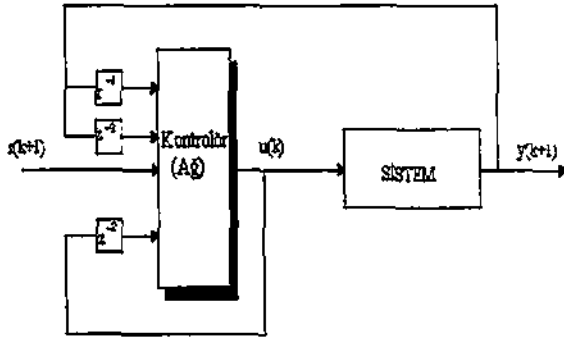
$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{\sum_i w_i}, i = 1, \dots, 4. \quad (12)$$

4.Katman: Bu katmandaki her bir i düğümü Denklem (13) ile tanımlanan düğüm fonksiyonlu bir adaptif düğümdür. Burada; $\{p_i, q_i, r_i\}$ bu katmandaki lineer sonuç parametreleri olarak ifade edilir.

$$O_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad (13)$$

5.Katman: Bu katmandaki tek düğüm, gelen tüm sinyalleri toplayıp çıkış veren sabit bir düğümdür. 1. ve 4. katmanın değiştirilebilir parametrelerini içeren bu katmanda, parametrelerin ayarlanması ve öğrenilmesi 2 aşamada gerçekleşir. İlk aşamada, 1. katmandan elde edilen parametreler sabit tutulup en küçük kareler algoritması uygulanır. İkinci aşamada ise 4. katmandan elde edilen parametreler sabit tutulup bilgi ağ içinde geriye yayılarak gradyent iniş algoritması uygulanır.

$$O_{5,1} = \text{tüm çıkış} = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (14)$$



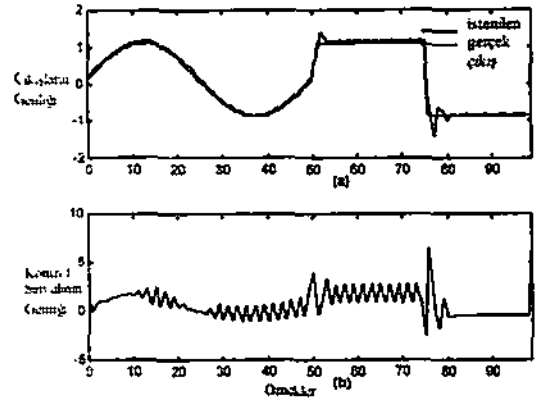
Şekil 3. Kullanılan kontrol yapısı

5. SİMÜLASYON SONUÇLARI

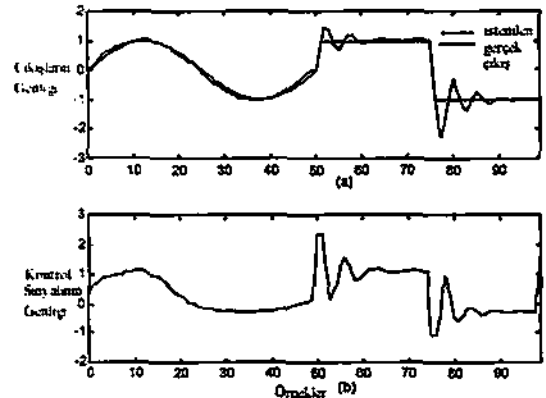
Simülasyonda Psaltis ve Sideris tarafından gerçekleştirilen Şekil 3' deki geliştirilmiş kontrol yapısı kullanılmıştır [2]. Kontrolörler $[-2.4; 2.4]$ aralığında rasgele dağılımlı giriş sinyalinin 1000 örneği kullanılarak eğitilmiştir. Toplam kare hatanın ortalamasının karekökü, birleşme kriteri olarak alınmıştır.

YSA içindeki değiştirilebilir parametrelerinin sayısı = (4 giriş nöronu*5 gizli düğüm) + (5 gizli düğüm*1 çıkış) + (5 gizli düğüm biasları) + (1 çıkış düğüm biası) = 31 olarak elde edilmiştir. Bu ağ yapısı ile 4 Hz' de örneklenen sistem için en iyi çalışma hatası 0.0346, 2 Hz' de örneklenen sistem için en iyi çalışma hatası 0.0175 olarak bulunmuştur. ANFIS için Matlab' ın Fuzzy Lojik Toolbox' ı kullanılmıştır. ANFIS içindeki değiştirilebilir parametrelerinin sayısı = [2

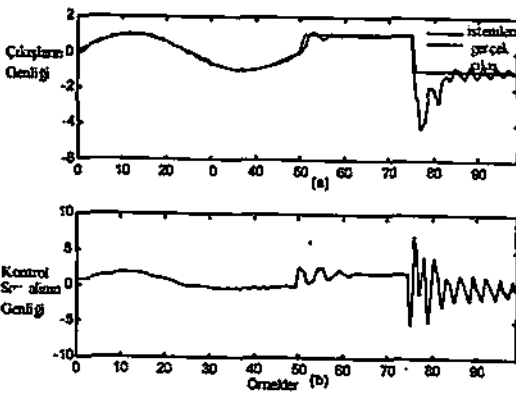
giriş*2 (girişler için ÜF sayısı)* 3 (ÜF parametresi)] + [4 (kural) * 3 (kuralların parametresi)] = 24 olarak elde edilmiştir. Bu ağ yapısı ile 4 Hz' de örneklenen sistem için en iyi çalışma hatası 0.409, 2 Hz' de örneklenen sistem için en iyi çalışma hatası 0.0304' dür. Şekil 4 ve 6' dan görüldüğü gibi 4 Hz' de örneklenen sistem YSA ve ANFIS ile kontrol edildiğinde, kontrol sinyali referansı izleyebilmesi için daha büyük genlikli ve osilasyonlu olmaktadır. Ayrıca ANFIS' in bu özellikler yüzünden performansını düzeltemediği görülür. 2 Hz' de örneklenen sistem için YSA ve ANFIS kontrolörlerin performansı Şekil 5 ve 7' de, ANFIS' in çalışmadan önceki ve sonraki üyelik fonksiyonları Şekil 8' de görülmektedir. Bu daha düşük örnekleme oranında, kontrol sinyali, hem daha düşük genlikli hem de daha az osilasyonlu olmaktadır. Bu durumda, ANFIS' in kontrolör performansını oldukça düzelttiği ancak YSA' nın elde edilen düşük hataya rağmen sistemin tersini çok iyi öğrenemediği görülür.



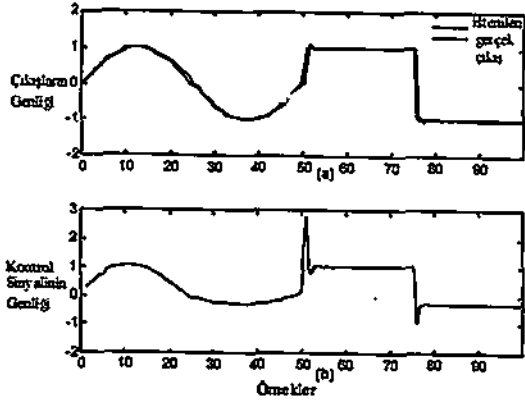
Şekil 4. 4 Hz' de örneklenen sistemin YSA ile doğrudan ters kontrolü a) istenilen ve gerçek çıkış, b) kontrol sinyali



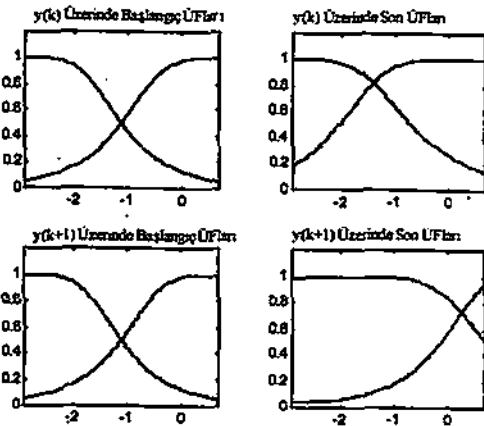
Şekil 5. 2 Hz' de örneklenen sistemin YSA ile doğrudan ters kontrolü a) istenilen ve gerçek çıkış, b) kontrol sinyali



Şekil 6. 4 Hz' de örneklenen sistemin ANFIS ile doğrudan ters kontrollü a) istenilen ve gerçek çıkış, b) kontrol sinyali



Şekil 7. 2 Hz' de örneklenen sistemin ANFIS ile doğrudan ters kontrollü a) istenilen ve gerçek çıkış, b) kontrol sinyali



Şekil 8. 2 Hz' de örneklenen sistem için çalışmadan önceki ve sonraki üyelik fonksiyonları

6. SONUÇLAR

Bu çalışmada, doğrudan ters kontrol yapısı kullanılarak YSA ve ANFIS' in performansları ve

verilen sistem (negatif nonlineeriteye sahip DC motor) için örnekleme oranının seçiminin önemi incelenmiştir. Örnekleme oranının seçimi, iyi bir cevap ve makul bir kazanç sağlama esasına dayanmaktadır. Yüksek bir kazanç, doyuma sebep olabilecek büyük kontrol sinyali ile sonuçlanabilir. Ayrıca kontrol sisteminin fiziksel parçalarını bozabilir ve sistemde görülen herhangi bir bozucu gürültüyü de yükseltebilir. Büyük kontrol sinyali ve osilasyon problemini yok etmenin bir yolu örnekleme oranını azaltmaktır. YSA ve ANFIS' in lineer olmayan sistemlerin kontrolü için iyi sonuçlar vermektedir. Fakat ANFIS hem performans olarak daha iyidir hem de daha az değiştirilebilir parametreye sahiptir.

REFERENCES

- [1] Slotine J-J. E., Applied Nonlinear Control, Prentice Hall, 1991.
- [2] Psaltis D., Sideris A. and Yamamura A. A., A Multilayered Neural Network Controller, IEEE Control Systems Magazine, vol. 8, no. 2, p. 17-20, 1988.
- [3] Niestory M., Optimal Controller Approximation Using Neural and Fuzzy-Neural Networks, IEEE International Conference on Fuzzy Systems, vol. 1, p. 486-491, 1996.
- [4] Forgez C., Lemaire-Semail B. and Hautier J., Additive Speed Control of an AC Machine Coupled to a Nonlinear Load Torque Using Neural Network, ICEM-International Conference Electrical Machines, vol. 1/3, p. 608-613, 1998.
- [5] Jose R. N. and Wang H., A Direct Adaptive Neural-Networks Control for Unknown Nonlinear Systems and Its Application, IEEE Trans. on Neural Networks, vol. 9, no. 1. p. 27-33, 1998.
- [6] Brown M. and Chris H., Nörofuzzy Adaptif Modelling and Control, Prentice Hall, 1994.
- [7] Efe M. O. and Kaynak O., Comparative Study of Neural Network Structures in Identification of Nonlinear Systems, Mechatronics, vol. 9, no. 3, p. 287-300, 1999.
- [8] Djukanovic M. B., Calovic M. S., Vesovic B. and Sobajic D. J., Neuro-Fuzzy Controller of Low Head Hydropower Plants Using Adaptive-Network Based Fuzzy Inference System, IEEE Transactions on Energy Conversion, vol. 12, no. 4, p. 375-381, 1997.
- [9] Nørgaard M., Neural Network Based Control Systems Design Toolkit for Use With Matlab, Technical Report 96-E-830, Department of Automation Technical University of Denmark, 1997.
- [10] Jang J. R. and Chuen-Tsai S., Neuro-Fuzzy Modeling and Control, Proceedings of the IEEE. vol. 83, no. 3, p. 378-406, 1995.