

## **FIRÇASIZ DOĞRU AKIM MOTORLARININ YAPAY SİNİR AĞLARI İLE ÖZ-UYARLAMALI DENETİMİ**

Ayhan ALBOSTAN<sup>1</sup>, Muammer GÖKBULUT<sup>2</sup>

**ÖZET:** Bu çalışmada, Yapay Sinir Ağları (YSA) ile Fırçasız Doğru Akım Motorlarının (FDAM) öz-uyarlamalı denetimi gerçekleştirilmiştir. Bilinmeyen ve doğrusal olmayan motor dinamikleri YSA ile modellenmiş ve modelden yararlanarak motorun denetim girişi üretilmiştir. Rastgele yük torkunun denetim sistemindeki bozucu etkisi, denetim girişinin filtre edilmesiyle azaltılmıştır. Benzetim ve deney sonuçları, YSA ile öz-uyarlamalı denetimin iyi bir izleme başarısı sağladığını, bozucu girişler olması durumunda uygun bir filtre ve paralel bir PI denetleyici tasarımının gerektiğini göstermiştir.

**ANAHTAR KELİMELER:** Fırçasız DC Motorlar, Yapay Sinir Ağları,  
Öz-Uyarlamalı Kontrol

## **SELF TUNING ADAPTIVE NEUROCONTROLLER FOR BRUSHLESS DC MOTORS**

**ABSTRACT:** This paper describes a self-tuning adaptive neurocontroller for Brushless DC Motors. Nonlinear and unknown motor dynamics are identified by using multilayer neural network and the control input for the motor is derived from the identified model. The effect of the load torque on the control system is damped by filtering the control input. Simulation and experimental results show that the self-tuning adaptive neurocontrol has a good tracking performance but needs an adaptive filter and a parallel PI controller design in the case of disturbances.

**KEYWORDS:** Brushless DC Motors, Artificial Neural Networks, Adaptive Control

<sup>1</sup> Erciyes Üniversitesi, Meslek Yüksek Okulu, 38039 KAYSERİ

<sup>2</sup> Fırat Üniversitesi, Teknik Eğitim Fakültesi, 23279 ELAZIĞ

## ***I. GİRİŞ***

Doğrusal ve zamanla değişmeyen dinamik sistemlerin denetimi ve kararlılık incelemeleri doğrusal sistem teorisine göre yapılabilmektedir. Günümüzde, parametreleri bilinmeyen doğrusal sistemleri tanılama ve çeşitli uyarlamalı denetim yöntemleri geliştirilmiştir [1, 2]. Doğrusal olmayan sistemlerde ise ancak sisteme özgü denetim yöntemleri geliştirilebilmekte ve kararlılık şartları belirlenebilmektedir. Doğrusal olmayan sistemlerin denetiminde en önemli sorun, sistemin doğrusal olmayan dinamikleri, parametre değişimleri ve zaman gecikmesi gibi karakteristiklerinin doğru olarak modellenememesidir. Doğrusal olmayan bazı sistemlerin denetiminde, geri besleme ile doğrusallaştırma yaklaşımı ilgi görmüş ve sistem, parametrelerine göre doğrusal olan ve bilinen karakteristikteki doğrusal olmayan fonksiyonlarla modellenerek uyarlamalı denetimleri gerçekleştirilmiştir [2, 3].

Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağları , doğrusal olmayan herhangi bir sürekli fonksiyonu arzu edilen doğrulukta yaklaştırabilme yetenekleri nedeniyle doğrusal olmayan sistemlerin tanınması ve uyarlamalı denetiminde en önemli araçlardan biri olmuştur. YSA kullanarak çeşitli doğrusal olmayan sistemlerin doğrudan [4], model referans [5,6] ve geri besleme ile doğrusallaştırma [7, 8, 9] yöntemi ile uyarlamalı denetimleri incelenmiştir. YSA kullanarak bir sistemin geri besleme ile doğrusallaştırma yöntemi ile uyarlamalı denetiminin incelendiği kaynak [8, 9] da, sistem ve YSA yapısındaki bazı varsayımlarla ve öğrenme algoritmasındaki bazı değişikliklerle denetim sisteminin kararlılığı gösterilmiş ve bağıl derecesi birden büyük olan sistemlerde nedensel bir denetim yöntemi verilmiştir.

Erişilebilen kaynaklarda, elektrik motorlarının PID, model referans ve değişken yapıllı gibi çeşitli yöntemlerle denetimleri incelenmiştir [10-12]. FDAM' nın YSA kullanarak denetimi ile ilgili olarak kaynak [13] de FDAM' nın model referans uyarlamalı denetimi incelenmiştir. Ancak, geleneksel ya da YSA kullanarak FDAM' nın geri besleme ile doğrusallaştırma yöntemiyle öz-uyarlamalı denetimi alanında bir çalışma ile karşılaşılmaştır. Bu nedenle, FDAM' nın geri besleme ile doğrusallaştırılabilir bir sistem olup olmadığının belirlenmesi ve uygun bir sistem ise YSA' nın herhangi bir doğrusal olmayan sürekli fonksiyonu yaklaştırabilme özelliklerinden de yararlanarak YSA ile öz-uyarlamalı denetimlerinin gerçekleştirilmesi önemli bir araştırma alanı olarak görülmektedir.

Bu çalışmada, YSA kullanarak FDAM' nın geri besleme ile doğrusallaştırma yöntemi ile öz-uyarlamalı denetimi gerçekleştirilmiş ve motorun, seçilen bir referans hız girişini izleme başarısı incelenmiştir. FDAM' nın bilinmeyen ve doğrusal olmayan dinamikleri, YSA ile modellenmiş ve elde edilen YSA modelden yararlanarak motor için denetim girişi belirlenmiştir. Belirlenen bu denetim girişi ile motorun doğrusal olmayan dinamikleri yok edildiğinden motorun referans hızı doğru olarak izlemesi sağlanmıştır. YSA modelin eğitimine devam edilerek motoru tam olarak temsil etmesi sağlandığı sürece izleme başarısının iyileştiği görülmüştür. Ancak, yük torku gibi bozucu girişlerde denetim sisteminin izleme yeteneğinin kötüleştiği belirlenmiştir. Rastgele ve doğrusal olmayan yük torkunun denetim sistemindeki bozucu etkisi, gerçek zamanda YSA modelin eğitimine devam edilerek ve denetim girişinin filtre edilmesi ile birlikte yardımcı bir PI denetleyici kullanılarak düzeltilmiştir.

## II. GERİ BESLEME İLE DOĞRUSALLAŞTIRMA

Denetlenebilir kanonik durum denklemleri ya da denklem (1) formunda giriş - çıkış denklemleri ile modellenen sistemler geri besleme ile doğrusallaştırılabilir. Doğrusal olmayan ve geri besleme ile doğrusallaştırılabilen bir giriş-bir çıkışlı sistem,  $y(k)$ - ayrık zamanda sistem çıkışını,  $u(k)$ - ayrık zamanda sistem girişini ve  $d$ - sistemin bağlı derecesini göstermek üzere denklem (1) de verilmiştir.

$$y(k+1) = f(y(k), y(k-n+1), u(k-d), u(k-m-d+1)) + g(y(k), y(k-n+1), u(k-d), u(k-m-d+1)) \cdot u(k-d+1) \quad (1)$$

Sistemin doğrusal olmayan  $f(\cdot)$  ve  $g(\cdot)$  fonksiyonları belirlenebilirse denklem (2) de verilen denetim girişi ile sistem doğrusallaştırılarak öz-uyarlamalı denetimi gerçekleştirilebilir.

$$u(k-d+1) = \frac{r(k-d+1) - f_m(\cdot)}{g_m(\cdot)} \quad (2)$$

Burada,  $r(k)$ - sistemin izlemesi gereken referans girişi ve  $f_m(\cdot)$ ,  $g_m(\cdot)$  ise gerçek sistemin  $f(\cdot)$  ve  $g(\cdot)$  fonksiyonlarının tanımlanan yaklaşığıdır. Denklem (1) de, sistemin bağlı

derecesi  $d > 1$  ise nedensel bir denetim algoritması elde edilemez. Bu durumda, sistemin gelecekteki çıkışları, önceki çıkışları ile ifade edilerek bulunan yeni doğrusal olmayan fonksiyonlarla denklem (3) deki gibi nedensel bir denetim gerçekleştirilebilir [9].

$$u(k) = \frac{r(k) - F_m(\cdot)}{G_m(\cdot)} \quad (3)$$

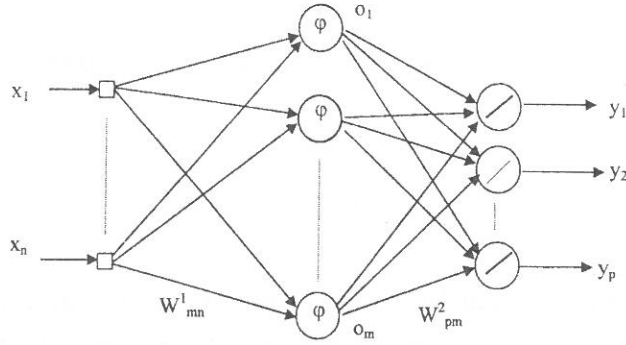
Geri besleme ile doğrusallaştırılabilir sistemlerin geleneksel yöntemlerle öz-uyarlamalı denetiminde, doğrusal olmayan  $f(\cdot)$  ve  $g(\cdot)$  fonksiyonlarının  $f(\cdot) = \theta_i \cdot f_i(\cdot)$  formunda, parametrelerine göre doğrusal fonksiyonlarla modellenebileceği varsayılmıştır [3, 9]. Burada  $f_i(\cdot)$ - sistemin  $f(\cdot)$  ve  $g(\cdot)$  fonksiyonlarını en iyi tanımlayacak şekilde belirlenmesi gereken doğrusal olmayan fonksiyonları gösterir. Ancak, sistemin  $f(\cdot)$  ve  $g(\cdot)$  fonksiyonlarının YSA ile belirlenmesi durumunda, geleneksel yöntemlerde gerekli olan  $f_i(\cdot)$  fonksiyonunun belirlenmesine gerek kalmayacaktır. Bu durum, geri besleme ile doğrusallaştırılabilir sistemlerin denetiminde YSA' nın önemli bir üstünlüğünü göstermektedir. Çünkü, sistemin  $f(\cdot)$  ve  $g(\cdot)$  fonksiyonları, YSA ile modellenmek suretiyle karakteristiği bilinmeyen ve parametrelerine göre doğrusal olmayan dinamik sistemlerin de öz - uyarlamalı denetimleri gerçekleştirilebilmektedir.

### **III. YAPAY SINİR AĞLARI**

Genel anlamda YSA, insan beyninin bir işlevi yerine getirme yöntemini modellemek için tasarlanan bir sistem olarak tanımlanır. Beynin bilgi işleme yöntemine de uygun olarak YSA, bir öğrenme sürecinden sonra bilgiyi toplama, hücreleri arasındaki bağlantı ağırlıkları ile bilgiyi saklama ve genelleme yeteneğine sahip paralel dağıtılmış bir işlemcidir [14]. Öğrenme süreci, arzu edilen amaca ulaşmak için YSA ağırlıklarının yenilenmesini sağlayan öğrenme algoritmalarını içerir.

Yapay sinir hücreleri, YSA' nın çalışmasına esas teşkil eden en küçük bilgi işleme birimidir. Bir yapay sinir hücresi, hücre girişlerinin ilgili ağırlıklarla çarpımlarının toplamını, doğrusal olmayan bir fonksiyondan (etkinleştirme fonksiyonu) geçirerek hücre çıkışını belirleyen bir işlem elemanıdır. YSA ise, yapay sinir hücrelerinin birbirleri ile çeşitli şekillerde bağlanmasından oluşur. Genellikle hücreler katmanlar

şeklinde düzenlenir ve hücreler arasında ya da katmanlar arasında geri besleme yapılabilir. Hücrelerin yapılarına ve bağlantı şekillerine, geri besleme yapılış şekline ve öğrenme algoritmalarına göre çeşitli YSA yapıları geliştirilmiştir [5]. Şekil 1' de ileri beslemeli 3 katmanlı bir YSA yapısı görülmektedir. Orta katman hücrelerinde doğrusal olmayan, çıkış katmanında ise doğrusal etkinleştirme fonksiyonları kullanılmıştır.



Şekil 1. İleri Beslemeli 3 Katmanlı YSA yapısı.

Şekil 1' de verilen 3 katmanlı YSA' nın ileri besleme yönünde gerçekleştirdiği ilişki, **tek çıkışlı** bir YSA için denklem (4) deki gibi ifade edilir.

$$v_j = \sum_{i=1}^n W_{ji}^1 x_i \quad , \quad o_j = \phi(v_j) \quad , \quad y = \sum_{j=1}^m W_j^2 o_j \quad (4)$$

Burada  $x$ - YSA girişlerini,  $v$ - orta katman hücrelerinin net girdilerini,  $o$ - orta katman hücre çıkışlarını,  $y$ - YSA çıkışını ve  $W$ - ağırlıkları göstermektedir. YSA' dan beklenen davranışın elde edilebilmesi için eğitilmesi, yani ağırlıklarının ayarlanması gerekir ve bu da öğrenme algoritmaları ile sağlanır. Katmanlı YSA' ları için en etkin öğrenme algoritması, geriye yayılım öğrenme algoritmasıdır. YSA için arzu edilen çıkış  $y_d$  ile gösterilirse çıkış hatası ( $e$ ) ve amaç ölçütü ( $J$ ), ayrı zamanda ve örneksel öğrenme kuralına göre denklem (5) deki gibi tanımlanır.

$$e(k) = y_d(k) - y(k) \quad , \quad J(k) = \frac{1}{2} e^2(k) \quad (5)$$

Geriye yayılım algoritmasına göre YSA ağırlıkları, amaç ölçütünün ağırlıklara göre kısmi türevi belirlenerek eğim düşme kuralı ile yenilenir. YSA' nın herhangi bir ağırlığı  $W$  ile gösterilirse o ağırlığa uygulanacak düzeltme ( $\Delta W$ ) aşağıdaki gibi belirlenir.

$$\Delta W(k) = \alpha \frac{\partial J(k)}{\partial W(k)} \quad (6)$$

$\alpha$ - öğrenme oranını göstermek üzere örneksel öğrenme algoritmasına göre ağırlığın yeni değeri aşağıdaki gibi belirlenir.

$$W(k) = W(k-1) - \Delta W(k) \quad (7)$$

Eğim düşme kuralına göre denklem (5) - (7) nin tekrarlı olarak çözülmesi ile arzu edilen çıkışı verecek şekilde en uygun YSA ağırlıkları belirlenir. Bir örnek olmak üzere denklem (4) den yararlanarak doğrusal çıkış katmanlı bir YSA' nın orta katmanındaki bir ağırlığa göre amaç ölçütünün kısmi türevi denklem (8) de verilmiştir.

$$\frac{\partial J(k)}{\partial W_{ji}^1(k)} = \frac{\partial J(k) \cdot \partial e(k) \cdot \partial y(k) \cdot \partial o_j(k) \cdot \partial v_j}{\partial e(k) \cdot \partial y(k) \cdot \partial o_j(k) \cdot \partial v_j(k) \cdot \partial W_{ji}^1} = -e(k) \cdot W_j^2(k) \cdot \varphi'(v_j) \cdot x_i(k) \quad (8)$$

$k=1,2,\dots,N$  adet eğitim örneği kullanılarak toplu öğrenme algoritmasına göre YSA' nın eğitimi için,  $N$  adet eğitim örneğinin YSA' na uygulanması sonucunda bulunan ortalama eğime göre YSA ağırlıkları yenilenir. Denklem (9) da;  $s$ -toplu öğrenme algoritmasında YSA ağırlıklarını yenileme iterasyonunu göstermek üzere YSA ağırlıklarını yenileme ifadesi verilmiştir.

$$W(s) = W(s-1) - \Delta W(s) \quad (9)$$

Burada,  $N$  adet eğitim örneği için ağırlıklara uygulanacak düzeltme denklem (10) daki ortalama eğim ile belirlenir.

$$\Delta W(s) = \alpha \frac{1}{N} \left( \sum_{k=1}^N \left( \frac{\partial J(k)}{\partial W(k)} \right) \right) \quad (10)$$

Geriye yayılım algoritması, katmanlı YSA' nın eğitimi için en etkin öğrenme algoritması olmakla birlikte amaç ölçütünün çok boyutlu ağırlık uzayına göre oluşturduğu hata yüzeyinin karmaşık olması ve hata yüzeyinin en azına, doğrusal yönde salınımlı eğimlerle yaklaşılması nedeniyle yavaş öğrenme ve hata yüzeyinin yöresel en azına yakalanma gibi iki önemli sakıncayı da göstermektedir. Bu sakıncaları gidermek üzere; denklem (9) ile verilen öğrenme algoritmasına momentum terimi ekleme, öğrenme oranını ve momentum katsayısını çeşitli yöntemlerle uyarlama ve eşlenik eğim yöntemi ile ağırlıkları yenileme gibi öğrenme algoritmaları geliştirilmiştir [15-17]. Denklem (10) a momentum terimi eklenerek YSA ağırlıklarına uygulanacak düzeltme denklem (11) de verilmiştir.

$$\Delta W(s) = \alpha \frac{1}{N} \left( \sum_{k=1}^N \left( \frac{\partial J(k)}{\partial W(k)} \right) \right) + \beta \cdot \Delta W(s-1) \quad (11)$$

Denklem (11) e göre, amaç ölçütünün bir ağırlığa göre eğimi ardışıl iki eğitim iterasyonunda aynı işaretli ise o ağırlığa uygulanacak düzeltme artacak, aksi halde azalacaktır. Sonuçta YSA' nın eğitimi hızlanırken yöresel en azdan kurtulma olasılığı da artacaktır. Geliştirilmiş çeşitli geriye yayılım algoritmaları ile birlikte geri beslemeli YSA' nın eğitiminde kullanılan dinamik geriye yayılım algoritmalarından bazıları kaynak [14-18] da incelenmiştir.

Bu çalışmada, katmanlı YSA kullanarak bölüm II. de özetlenen geri besleme ile doğrusallaştırma yöntemiyle öz-uyarlamalı denetimin FDAM' nin denetiminde etkinliği, nitelikleri bilinmeyen yük torku altında denetim sisteminin başarısının belirlenmesi ve ortaya çıkan sorunların çözümü amaçlanmıştır. Bölüm IV de, FDAM' nin doğrusal olmayan giriş-çıkış modeli çıkarılarak geri besleme ile doğrusallaştırma yöntemi ile denetim için motorun YSA modeli belirlenmiş ve öz-uyarlamalı denetim yapısı geliştirilmiştir. Bölüm V de ise önerilen denetim sistemin başarısı benzetim ve deney sonuçlarına dayalı olarak verilmiştir.

#### IV. FDAM' NIN YSA İLE ÖZ-UYARLAMALI DENETİMİ

Sistemlerin denetiminde YSA' nın önemi arttıkça YSA ile denetimin, endüstriyel sistemler için başarısını inceleme gereği ortaya çıkmaktadır. FDAM' ları, tork ve hız denetim yeteneklerinin iyi olması, yüksek güç/boyut oranı ve düşük eylemsizlik katsayıları nedeniyle küçük ve güçlü sürme sistemlerine gereksinim duyan otomasyon sistemlerinde yaygın olarak kullanılmaktadır. Ancak, doğrusal olmayan dinamikleri ve bilinmeyen nitelikteki yük torku nedeniyle yüksek nitelikli sürme sistemlerinde karmaşık bir denetim sistemine gereksinim duyar [10, 11]. Bu nedenle YSA' nın yapısı gereği FDAM' nın denetiminde etkin olması beklenir ve bu çalışmanın en önemli amaçlarından birini teşkil eder. Kaynak [12, 13] de normal DA ve fırçasız DA motorların YSA ile model referans uyarlamalı denetimleri incelenerek başarılı sonuçlar alındığı gösterilmiştir. Dolaylı model referans denetim yapılarında model YSA ve denetleyici YSA olmak üzere iki ayrı YSA yapısına gereksinim duyulur. Bu çalışmada önerilen FDAM' nun öz-uyarlamalı denetimi için ise sadece model YSA yapısı yeterlidir ve model referans denetime göre bir üstünlüğünü ifade eder.

Manyetik devresi doğrusal ve demir kayıpları ihmal edilen sabit mıknatıslı bir FDAM' nın durum denklemi aşağıdaki gibi yazılabilir [19, 20].

$$\begin{bmatrix} i_q \\ i_d \\ w \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{r}{L} & -w & -\frac{\lambda}{L} \\ w & -\frac{r}{L} & 0 \\ \frac{3p^2\lambda}{8J} & 0 & -\frac{B}{J} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_q \\ i_d \\ w \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{2 \cdot \text{Cos}\theta}{\pi L} & 0 \\ -\frac{2 \cdot \text{Sin}\theta}{\pi L} & 0 \\ 0 & -\frac{p}{2J} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ T_L \end{bmatrix} \quad (12)$$

Denklem (12) nin ileri farklar yöntemi kullanılarak ayrık zamana dönüştürülmesi ile FDAM' nın doğrusal olmayan giriş - çıkış modeli denklem (13) deki gibi elde edilir.

$$\begin{aligned} w(k+1) = & k1 \cdot w(k) + k2 \cdot w(k-1) + k3 \cdot \frac{w^2(k-1)}{w(k-2)} + k4 \cdot w^2(k-1) \cdot w(k-2) \\ & + k5 \cdot w(k-1) \cdot w^2(k-2) + k6 \cdot \frac{w(k) \cdot w(k-1)}{w(k-2)} + k7 \cdot u(k-1) + k8 \cdot \frac{w(k-1)}{w(k-2)} \cdot u(k-2) \\ & + k9 \cdot T_L(k) + (k10 + k10 \cdot \frac{w(k-1)}{w(k-2)}) T_L(k-1) + (k11 \cdot \frac{w(k-1)}{w(k-2)} + k12 \cdot w(k-1) \cdot w(k-2)) \cdot T_L(k-2) \end{aligned} \quad (13)$$



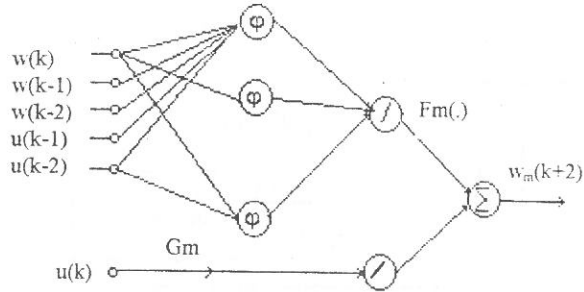
Burada,  $w(k)$ - motor hızını (rad./sn.),  $u(k)$ - motor giriş gerilimini(volt),  $T_L(k)$ - motorun yük torkunu ve  $k_1$ -  $k_{12}$  ise motor parametrelerine bağlı sabit katsayıları göstermektedir. Denklem (13) den, FDAM' nun denklem (1) de verilen modele uygun olduğu, dolayısıyla geri besleme ile doğrusallaştırılabilir bir sistem olduğu belirlenebilir. YSA ile sistem modellemede yük torku, değişken bir parametre olarak doğrusal olmayan tanı modeli içerisine alınabilir. Bu durumda, denklem (13) ile tanımlanan motorun denklemi aşağıdaki gibi yazılarak YSA tanı modelleri belirlenir.

$$w(k+1) = f(w(k), w(k-1), w(k-2), u(k-2)) + g \cdot u(k-1) \quad (14)$$

Burada  $g$ , FDAM' nun modeline özgü olmak üzere bir sabittir ve denklem (10) da  $k_7$  katsayısına karşılık gelmektedir. FDAM için doğrusal olmayan  $f(\cdot)$  fonksiyonu ile sabit  $g$  parametresi YSA modellerle yeterli doğrulukta tanılanabilir ancak, geri besleme ile doğrusallaştırma yöntemine göre motorun denetimi gerçekleştirilmek istenirse denklem (2) ye göre belirlenmesi gereken denetim girişi, motorun önceki hız bilgilerine gerek duyacağından nedensel bir denetim sağlanamaz. Denklem (14), bir ileri kaydırılarak elde edilen denklemde, önceki hız örnekleri, o anki ve geçmişteki hız örnekleri cinsinden yazılarak nedensel denetim gerçekleştirilebilir. Bu durumda motorun YSA tanı modelleri, denklem (15) e göre seçilir.

$$w(k+2) = F(w(k), w(k-1), w(k-2), u(k-1), u(k-2)) + G \cdot u(k) \quad (15)$$

Denklem (15) ye göre belirlenen FDAM' nın YSA modeli Şekil 2' de görülmektedir.

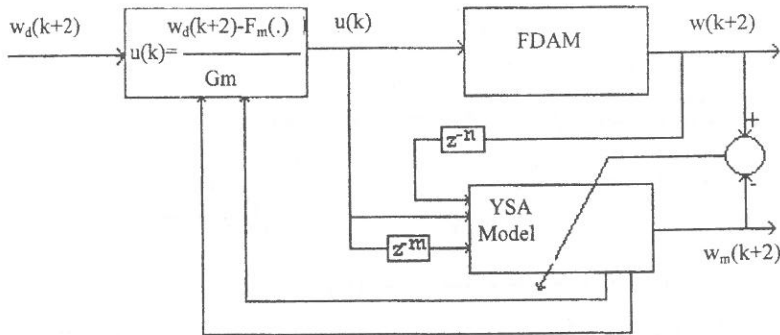


Şekil 2. Öz-uyarlamalı denetim için FDAM' nın YSA tanı modeli .

Denklem (15) de, doğrusal olmayan  $F(\cdot)$  fonksiyonu ile yine denklem (13) deki  $k$  katsayısına karşılık gelen sabit  $G$  parametresi YSA ile modellenirse motorun denetim girişi  $-u(k)$ - aşağıdaki gibi elde edilir.

$$u(k) = \frac{w_d(k+2) - F_m(\cdot)}{G_m} \quad (16)$$

Burada,  $w_d(k)$ - motorun izlemesi gereken referans hız,  $F_m(\cdot)$  ve  $G_m$  sıra ile, motorun doğrusal olmayan  $F(\cdot)$  fonksiyonu ile sabit  $G$  parametresinin YSA yaklaşığıdır. Motorun arzu edilen hızı ( $w_d$ ) her an için belirli olduğundan motorun denetim girişi, motorun o anki ve geçmişteki hız örnekleri cinsinden elde edilebilir.  $F_m(\cdot)$  fonksiyonu ve  $G_m$  parametresi, motorun  $F(\cdot)$  fonksiyonu ve  $G$  parametresini tam olarak yaklaştırabilirse denklem (16), denklem (15) de yerine yazılarak  $w(k+2) = w_d(k+2)$  olduğu, yani motorun referans hızı hatasız olarak izleyeceği görülür. Ancak, modelleme hataları nedeniyle motor, referansı tam olarak izleyemez [ $w(k+2) \neq w_d(k+2)$ ], fakat YSA model çıkışı her zaman referansı izleyecektir [ $w_m(k+2) = w_d(k+2)$ ]. Bu nedenle, denetleyici bağlandıktan sonra da YSA modelin gerçek zamanda eğitimine devam edilmesi gereklidir. FDAM' nın YSA kullanarak geri besleme ile doğrusallaştırma yöntemine göre öz-uyarlamalı denetimi Şekil 3. de verilmiştir. Gizli katmanında yeterli sayıda işlem elemanı bulunan katmanlı YSA' larının doğrusal olmayan herhangi bir sürekli fonksiyonu istenilen doğrulukta yaklaştırabilme yetenekleri nedeniyle FDAM, sigmoidal etkinleştirme fonksiyonlu ve tek gizli katmanı olan ileri beslemeli YSA ile modellenmiş ve geriye yayılım öğrenme algoritması ile eğitilmiştir.



Şekil 3. FDAM' nın YSA ile öz-uyarlamalı denetimi.

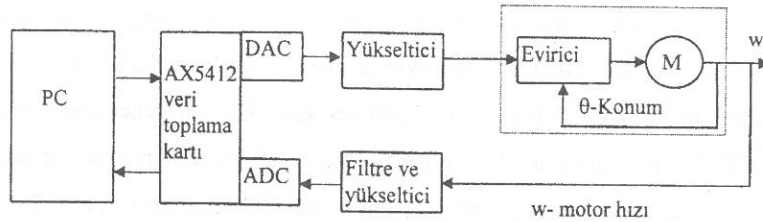
Örnek bir benzetim sistemi üzerinde geri besleme ile doğrusallaştırma yöntemi kullanılarak YSA ile denetimin incelendiği kaynak [8,9] da, denetim sisteminin kararlılığı için  $F_m(\cdot)$  fonksiyonunun orjinde sıfır olması ( polarma girişi olmayan YSA yapısı ) ve modelleme hatasının ,  $e(k)= w(k)-w_m(k)$ , belirli bir tolerans bandı içerisinde olması önerilmiştir. Benzetim çalışmalarında, polarma girişi olan YSA modellerle denetimde, izleme başarısının kötüleştiği ancak, tolerans bandı kullanmaksızın motorun seçilen referansı kararlı olarak izlediği görülmüştür.

Elektrikli sürme sistemlerinin denetiminde önemli bir sorun, bilinmeyen nitelikteki yük torkunun denetim sistemi üzerindeki bozucu etkisidir. Denklem (16) ile tanımlanan statik denetim algoritması nedeniyle parametre değişimleri ve yük torku gibi ani bozucu girişlerde denetim girişinin ve buna bağlı olarak sistem çıkışının salınım yapması kaçınılmazdır. Bu nedenle, denetim sırasında YSA modelin gerçek zamanda eğitimine devam edilerek ve denetim girişi filtre edilerek bozucu girişlerin etkisi düzeltilebilir. Bu çalışmada, bozucu yük torkunun etkisini önlemek amacıyla denetim girişinin filtre edilmesine ek olarak paralel bir PI denetleyici kullanılmıştır. Yük torkunun, motorun bir referans hızı izleme başarısındaki bozucu etkisinin önemli derecede iyileştiği bölüm V de gösterilmiştir.

Benzetim ve deneysel çalışmalarda kullanılan disk tipi fırçasız doğru akım motorunun parametreleri yaklaşık olarak aşağıdaki gibi belirlenmiştir:

$$r=2.5 \text{ ohm. } L=15 \text{ mH. } p=6. J=0.009 \text{ kg-m}^2 \text{ } B=0.0004 \text{ N-m/rad./sn. } u=10 \text{ v. } \lambda=0.05 \text{ v/rad./sn.}$$

FDAM, rotor konum algılayıcıları ve anahtarlama devresinin de bulunduğu 3 fazlı bir evirici devresini içeren hazır bir karta sahiptir. Ayrıca kart üzerinde, manyetik bir hız algılayıcı çıkışı ve evirici için DA besleme girişi bulunmaktadır. Dolayısıyla motorun hız denetimi, eviricinin DA besleme gerilimi ayarlanarak gerçekleştirilebilmektedir.



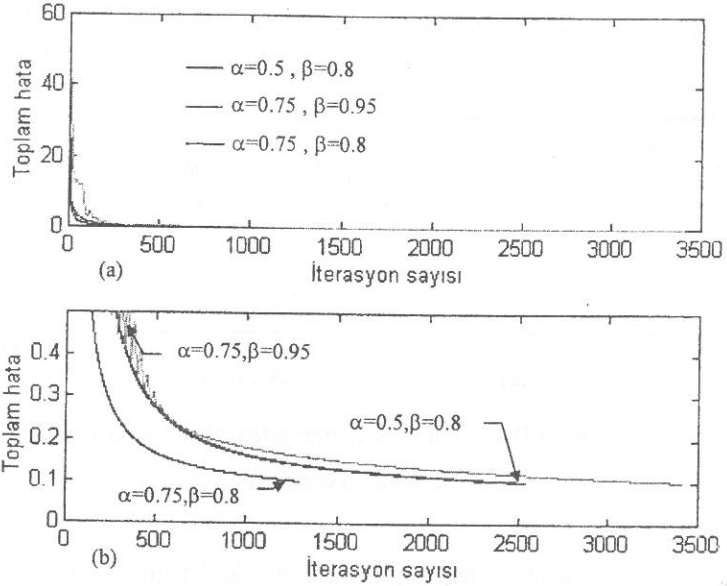
Şekil 4. FDAM' nın hız denetimi için deney düzeneği.

FDAM' nun deneysel olarak gerekleřtirilen YSA modeli ve denetim algoritması, C programlama dilinde hazırlanan programlarla PC de gerekleřtirilmiřtir. Gereksinim duyulan hız bilgisi iin, motor kartı zerindeki hız algılayıcı ıkıřı filtre edilip ykseltilerek PC ye alınmıřtır. AXIOM firması tarafından retilen AX5412 veri toplama kartı, 12 bit DAC ve 8 diferansiyel giriřli ADC portları ile birlikte 8 bit digital giriř - ıkıř portları ve zamanlayıcı portuna sahiptir. BASIC, C ve PASCAL gibi programlama dilleri ile portlardan bilgi alıř veriři kolayca yapılabilir. Benzetim alıřmalarında genellikle MATLAB-Neural Network Toolbox programı kullanılmıřtır. Ayrıca, C programlama dili kullanılarak deneysel alıřmalardan elde edilen ve veri dosyalarına kaydedilen verilerin grafiksel gsteriminde de MATLAB programından yararlanılmıřtır.

#### ***V. BENZETİM VE DENEYSEL SONULAR***

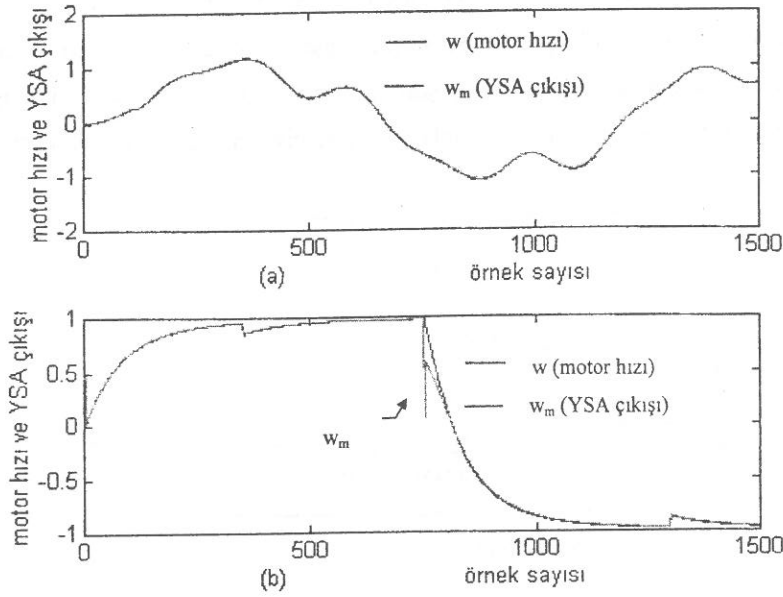
Benzetim ve deneysel alıřmalarda ncelikle blm IV. de modellenen FDAM iin YSA tanı modelinin geerlilięi ve genelleme yeteneęi incelenmiřtir. Motorun mekaniksel zaman sabitesinin byk olması nedeniyle rneklenmiř sinyallerin motoru doęru temsil etmesi aısından  $T_s=8$  msn. rnekleme periyodu yeterli grlmř ve YSA eęitim sinyalleri  $<1$  olacak řekilde normalize edilmiřtir. Bu nedenle, řekillerin genlik eksenindeki 1 deęeri, motor hızının nominal deęerine karřılık gelmektedir. Motoru  $u(k)=9*\sin(\pi.k/500)$  giriř gerilimi uygulanarak  $T_L(k)= 0.2*(\sin(\pi.k/160)+\sin(\pi.k/100))$  yk torku ile elde edilen 1500 adet eęitim rneęi, deneyde ise motora rastgele bindirilen yk torku altında llen 1190 adet eęitim rneęi ile YSA tanı modeli toplu ęrenme algoritmasına gre eęitilmiřtir. Herhangi bir uygulamada kullanılacak katmanlı YSA' nın katman sayısı ve gizli katmanlardaki hcre sayısı, en iyi performansı elde edecek řekilde ancak denemelerle belirlenebilmektedir ve bu alıřmada, motorun  $F(.)$  fonksiyonunu tanılamak iin 5 hcresi bulunan tek gizli katman denemelerle yeterli bulunmuřtur. YSA' nın eęitimini hızlandırma yntemleri bu alıřmanın kapsamına alınmadıęından bu alıřmada sadece sabit momentum terimi kullanılmıř ve  $\alpha=0.75$

sabit öğrenme katsayısı ve  $\beta=0.8$  değerinde sabit momentum teriminin YSA' nın eğitimi için uygun olduğu belirlenmiştir. Şekil 5(a) da, FDAM için önerilen YSA modelin, benzetim çalışmasında çeşitli öğrenme oranı ve momentum katsayılarındaki eğitim başarısı, Şekil 5(b) de ise toplam 0.1 hata civarındaki kesiti verilmiştir.



Şekil 5. (a) Çeşitli öğrenme oranı ve momentum katsayılarında FDAM' nun YSA modelinin eğitim yeteneği ve (b) toplam 0.1 hata civarındaki kesit görünümü.

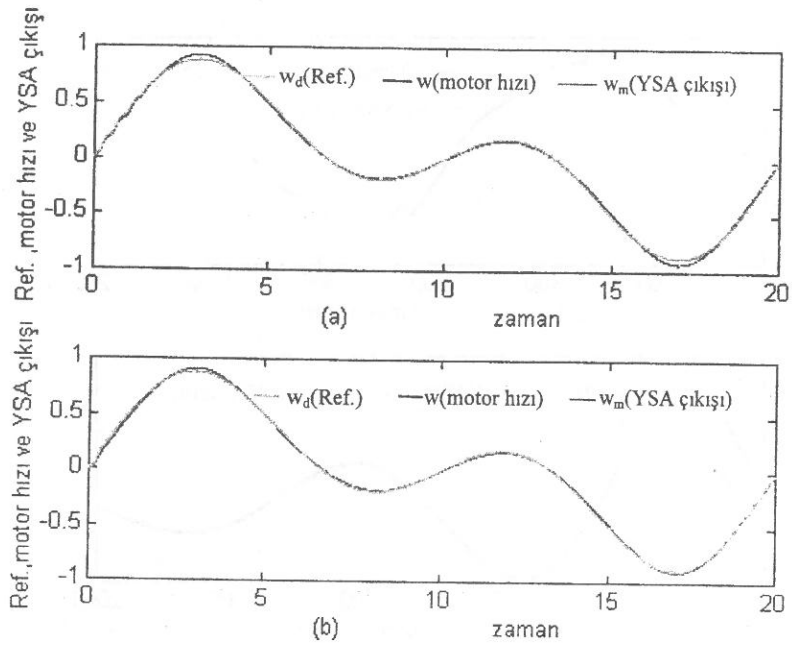
Şekil 5 de verilen en uygun öğrenme oranı artırıldığında YSA modelin eğitiminin gerçekleşmediği - hata yüzeyinin en azından uzaklaşıldığı - belirlenmiştir. En iyi öğrenme oranı ve momentum katsayısının belirlenebilmesi için bu katsayıların da her eğitim iterasyonunda uyarlandığı öğrenme algoritmaları kullanılmalıdır. Ayrıca, Şekil 5. (b) den görüldüğü gibi YSA' nın eğitimi ilerledikçe toplam hata yavaş da olsa sifira doğru gitmektedir. Bu nedenle, YSA' nın eğitimi, belirli bir iterasyonda ya da arzu edilen bir hata değerinde kesilmelidir. Bu çalışmada, YSA modelin eğitimi toplam 0.1, denetim yapısında ise 0.57 değerinde kesilerek sistemin davranışı verilmiştir. Şekil 6. (a) da, benzetim çalışmasında 0.1 toplam hataya (bireysel hataların kareleri toplamı) kadar eğitilmiş YSA' nın çıkışı ve motor hızı ( YSA için arzu edilen çıkış) verilmiştir.



Şekil 6. (a) YSA' nın FDAM' nu modelleme yeteneği ve (b) basamak giriş için eğitilmiş YSA modelin genelleme yeteneği.

YSA modelin geçerli olabilmesi için eğitim sırasında kullanılmayan girişler için de uygun davranışı göstermesi, yani genelleme başarısının da yeterli olması gerekir. Şekil 6. (b) de, eğitilmiş YSA' nın basamak giriş gerilimi için motor dinamiklerini genelleme yeteneği verilmiştir. Motora ani olarak bindirilen darbe yük torqlarına rağmen YSA tanı modelin çıkışı, motor hızını doğru olarak yaklaştırabilmektedir. Şekil 6 da verilen sonuçlardan, önerilen YSA modelin, 1500 örnek için 0.1 toplam hatada eğitimleri kesilmesine rağmen FDAM' nın dinamiklerini doğru olarak temsil ettiği vurgulanabilir. Şekil 7. (a) da benzetim çalışmasında eğitilen YSA modelden yararlanarak denklem (16) ya göre FDAM' nın bir referans hız girişini  $[ w_d(k) = 50 * (\sin(\pi.k/1250) + \sin(\pi.k/625)) ]$  izleme başarısı verilmiştir. YSA modelin çıkışı, referansı tam olarak izlerken motor hızında küçük farklılıklar görülmektedir. Denetim sırasında da YSA' nın eğitimine devam edildiğinde motor hızı referansı tam olarak izleyebilmektedir. Şekil 7. (a) dan, eğitilmiş YSA model kullanılarak denetim başlatıldığında iyi bir izleme başarısının sağlandığı görülmektedir. Rastgele ağırlıklarla başlatılan YSA model önceden eğitilmeksizin denklem (16) ya göre YSA' nın  $F_m(\cdot)$

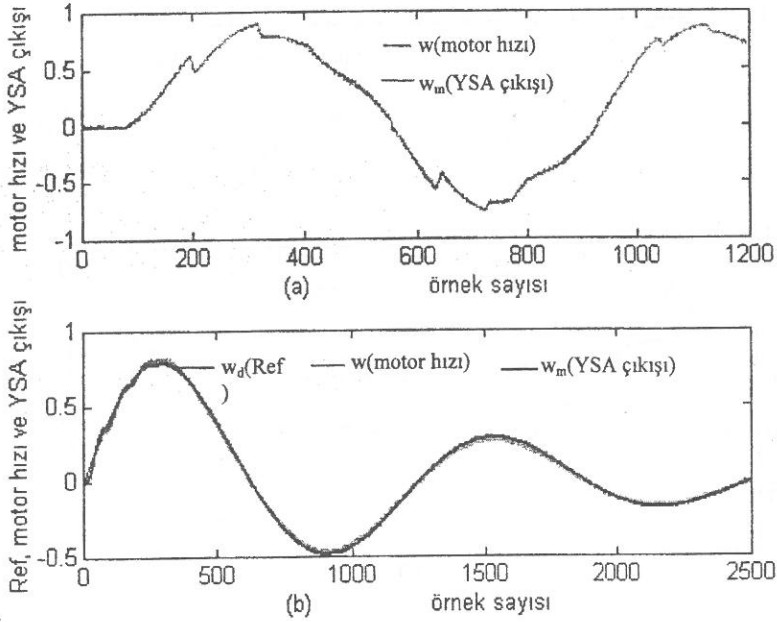
fonksiyonu ile sabit Gm parametresi, gerçek motorun doğrusal olmayan  $F(\cdot)$  fonksiyonu ve G parametresini doğru olarak yaklaştırmadığı halde doğrudan denetim gerçekleştirilmiş ve denetim sırasında YSA eğitilerek sisteminin yakınsayıp yakınsamayacağı belirlenmiştir. Toplam hata 0.57 ye düştüğünde eğitimi durdurulan YSA tanı modelin ve motorun referans girişi izleme başarısı Şekil 7. (b) de verilmiştir. Gerçek sistemlerin denetiminde, YSA modelin rastgele ağırlıklarla başlatılması nedeniyle sisteme, uygun olmayan giriş sinyalleri uygulanabilir. Bu nedenle, Şekil 7. (a) da yapıldığı gibi YSA model belirli bir süre gerçek zaman dışı eğitildikten sonra denetim algoritmasının başlatılması ve denetim sırasında YSA' nın gerçek zamanda eğitimine devam edilmesi uygun bir yöntem olarak görülmektedir.



Şekil 7. (a) Eğitilmiş YSA model ile (b) denetim sırasında eğitimine devam edilen YSA model ile motorun bir referans hızı izleme yeteneği.

Şekil 8. (a) da, benzetim çalışmasında eğitilen YSA' nın parametreleri saklanarak rastgele yük torku altında motordan deneysel olarak ölçülen örnekler için ( motor giriş gerilimi ve motor hızı ) eğitilmiş YSA modelin, gerçek motoru tanıma başarısı verilmiştir. Az da olsa gürültülü ölçmelere rağmen benzetimde eğitilerek elde edilen

YSA modelin, gerçek motor dinamiklerini genelleme başarısı kötüleşmemiştir. Eğitilmiş YSA model parametreleri kullanılarak sönümlü sinüsoidal bir referansı izlemek üzere denetim algoritması başlatılmış ve her bir örnekte denklem (16) ile denetim girişi üretilerek gerçek zamanda AX5412 veri toplama kartının DAC portu üzerinden motora uygulanmış ve ADC portu üzerinden de motor hızı ölçülmüştür. Denetim algoritmasının yürütülmesi sırasında da YSA modelin eğitime devam edilmiştir. Buna göre motor hızının, seçilen referans hızı izleme başarısı Şekil 8. (b) den görüldüğü gibi oldukça iyidir.

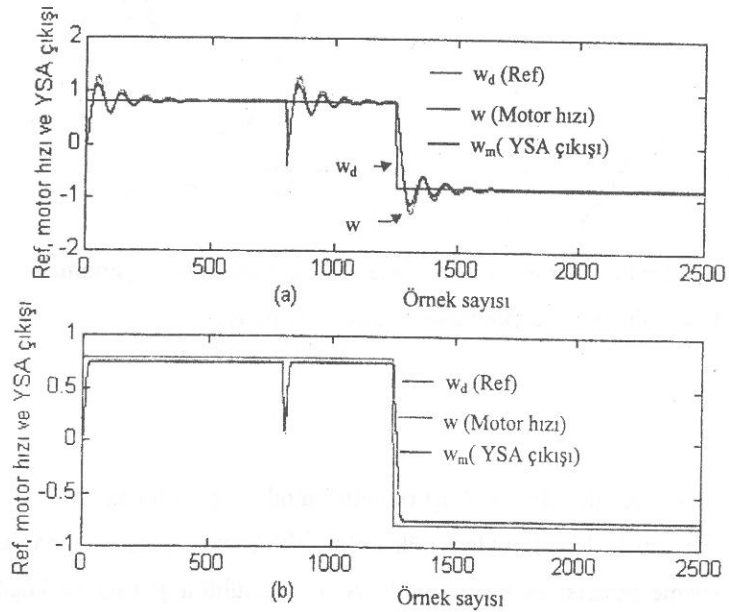


Şekil 8. (a) Eğitilmiş YSA' nın, motordan ölçülen örnekleri kullanarak gerçek motor verilerine göre modelleme ve (b) denetim yeteneği.

Yukarıda verilen sonuçlardan görüldüğü gibi benzetim ve deney çalışmalarında, motorun denetimi sırasında yük torku bindirilmediğinde çok iyi bir denetim başarısı elde edilmiştir. Denklem (16) ya göre belirlenen statik denetim algoritması nedeniyle



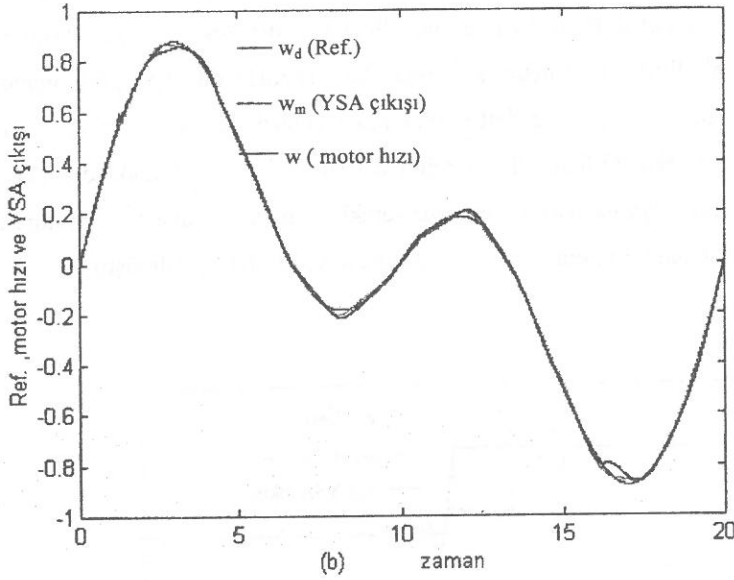
ortaya çıkan küçük salınımları önlemek amacıyla denetim girişinin filtre edilme gereksinimi duyulmuştur. Ancak, Şekil 9. (a) da verilen benzetim sonucundan görüldüğü gibi basamak referans giriş ve motora bir darbe yük torku binmesi durumunda önemli derecede salınım meydana geldiği ve basit bir filtrenin yeterli olmadığı görülmüştür. Denetim sırasında YSA modelin gerçek zamanda eğitimine devam edilerek kısmen bir iyileşme sağlanmakla birlikte bilinmeyen nitelikteki bozucu girişlere karşın uyarlamalı bir filtre tasarımına ihtiyaç vardır. Şekil 9. (b) de, tasarlanan sabit katsayılı bir filtre ile denetim sisteminin başarısındaki düzelme görülmektedir. Şekil 9. (b) de, motora uygulanan darbe yük torkunun etkisi, denetleyici çıkışındaki bir filtre ile düzeltilmekle birlikte sürekli rejim hatasına da neden olmaktadır. Ayrıca, sürekli bir yük torku uygulanması durumunda sürekli rejim hatasının arttığı, motorun ve YSA modelin, seçilen bir referansı izleme başarısının kötüleştiği görülmüştür.



Şekil 9. (a) Yük torkunun denetim sistemi üzerindeki bozucu etkisi ve (b) filtre edilmiş denetim girişi ile başarılı düzeltme.

Sürekli rejim hatasını gidermek üzere ayrı bir PI denetleyici kullanılarak sistemin denetim girişi, denklem (16) da verilen ve filtre edilmiş denetim girişi ile PI denetleyici

çıkışının toplamından elde edilmiştir. Bu durumda, Şekil (10) dan görüldüğü gibi motora uygulanan sinüsoidal -  $T_L=0.02.[\sin(0.75.\pi.t)+\sin(1.25.\pi.t)]$ - yük torkuna rağmen motor, seçilen bir referansı yük torkunun bindirildiği yerlerde küçük ve yavaş salınımlarla doğru olarak izleyebilmektedir.



Şekil 10. Paralel bir PI denetleyici ile birlikte YSA kullanarak öz-uyarlamalı denetimin, bozucu yük torkunu düzeltme başarısı.

#### IV. SONUÇ

FDAM' nın geri besleme ile doğrusallaştırılabilir modeli çıkarılarak YSA ile gerçekleştirilen öz-uyarlamalı denetiminden, yük torku gibi bozucu girişler olmaması durumunda iyi bir izleme başarısı sağlanmıştır. YSA' nın gürültülü girişler ve küçük parametre değişimleri gibi hataları tolere etme yeteneği nedeniyle denetim sistemi küçük bozucu sinyallere karşı duyarsızdır. Ancak, sisteme yük torku gibi bozucu girişler uygulanması durumunda statik denetim algoritmasının geliştirilmesine ihtiyaç duyulmaktadır. Denetleyici çıkışında uygun bir filtre ve yardımcı bir PI denetleyici ile sistemin başarısında önemli derecede bir iyileşme sağlanmıştır. Öz-uyarlamalı

denetimde, motorun sadece düz YSA modeline gereksinim duyulması nedeniyle gerçekleşmesi ve YSA modelin eğitimi kolaydır ancak, bozucu girişlerin etkisini daha iyi düzeltebilecek yardımcı denetim algoritmalarının geliştirilmesi gereklidir. Ayrıca, büyük güçlü FDAM' larının vektör denetimleri arzu edilir. Bu nedenle, vektör denetimli FDAM' nın çeşitli YSA yapıları kullanılarak öz-uyarlamalı denetimlerinin gerçekleştirilmesi ve sayısal işaret işlemcilerle deneysel sonuçların belirlenmesi önemli bir araştırma alanı olarak görülmektedir.

## KAYNAKLAR

- [1] K. S. Narendra, A. M. Annaswamy, " *Stable Adaptive Systems* ", Prentice Hall, 1986.
- [2] K.J. Aström, B. Wittenmark, " *Adaptive Control* ", Addison-Wesley Publishing Company Inc., 1995.
- [3] H.K. Khalil, " *Nonlinear Systems* ", Macmillan Publishing Company, New York, 1992.
- [4] J. Tanomaru and S.Omatu, "Process Control by On-Line Trained Neural Controllers," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol. 39, No: 6, pp. 511-521, 1992.
- [5] K.J.Hunt, D.Sbarbaro and R.Zbikowski," Neural Networks for Control Systems-A Survey", *Automatica*, Vol,28, No: 6, pp. 1083-1112, 1992.
- [6] K.S.Narendra and K.Parthasarthy ," Identification and Control of Dynamical System Using Neural Networks", *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol.1, No: 1, pp. 4-27, 1990.
- [7] F.C. Chen, "Back-Propagation Neural Networks for Nonlinear Self-Tuning Adaptive Control", *IEEE Control Systems Magazine*, Vol 10 (3), pp. 44-48, 1990.
- [8] F.C. Chen, and H.K. Khalil, " Adaptive Control of Nonlinear Systems Using Neural Networks", *Int. Journal of Control*, Vol. 55, No: 6, pp.1299-1317, 1992.
- [9] F.C.Chen, and H.K. Khalil, " Adaptive Control of A Class of Nonlinear Discrete-Time Systems Using Neural Networks", *IEEE Transactions on Automatic Control*, Vol. 40, No: 5, pp. 791-801, 1995.
- [10] R.B. Sepe and J.H. Lang, "Real-Time Adaptive Control of Permanent Magnet Synchronous Motors," *IEEE Transactions on Industrial Applications*, Vol.27, No: 4, pp. 706-714, 1991.
- [11] E. Cerretu, A. Consoli and A.Raciti, "A Robust Adaptive Controller for Permanent Magnet Motor Drives in Robotic Applications", *IEEE Transactions on Power Electronics*, Vol. 10, No: 1, pp. 62-71, 1995.
- [12] S. Weerasooriya and M.A. El-Sharkawi, "Identification and Control of a DC Motor Using Back-Propagation Neural Networks," *IEEE Transactions on Energy Conversion*, Vol. 6, No: 4, pp. 663-669, 1991.

- [13] M.A. El-Sharkawi, A.A. El-Samahy and M.L. El-Sayed, "High Performance Drive of DC Brushless Motors Using Neural Networks," *IEEE Transactions on Energy Conversion*, Vol. 9, No: 2, pp. 317-322, 1994.
- [14] S. Haykin, "*Neural Networks - A Comprehensive Foundation*", Macmillan College Publishing Company, Inc. , 1994.
- [15] P. J. Werbos, " Backpropagation Through Time: What It Does and How to Do It?", *Proceedings of the IEEE*, Vol: 78 No:10 pp.1550-1560, 1990.
- [16] G. P. Drago, M. Morando and S. Ridella, "An Adaptive Momentum Backpropagation AMBP ", *Neural Computing & Applications*, Vol: 3 pp. 213-221, 1995.
- [17] A. G. Parlos, B. Fernandez, A. F. Atiya and et. al. "An Accelerated Learning Algorithm for Multilayer Perceptron Networks" , *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol: 5, No: 3, pp. 493-497, 1994.
- [18] S. Z. Qin, H. T. Su and T. J. McAvoy, " Comparison of Four Neural Net Learning Methods for Dynamic System Identification ", *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol: 3 No: 1, pp. 122-130, 1992.
- [19] P.C.Krause, "*Analysis of Electric Machinery*", McGraw-Hill Book Company, 1986.
- [20] S. A. Nasar, I. Boldea and L. E. Unnewehr, "*Permanent Magnet, Reluctance and Self-Synchronous Motors*", CRC Press, 1993.