

YAPAY SİNİR AĞLARI TABANLI GENELLEŞTİRİLMİŞ KESTİRİMLİ KONTROL

Serdar İPLİKÇİ

Pamukkale Üniversitesi, Elektrik - Elektronik Mühendisliği,
e-mail: iplikci@pamukkale.edu.tr

Anahtar sözcükler: Genelleştirilmiş Kestirimli Kontrol, Yapay Sinir Ağları

ABSTRACT

In this study, a Neural Network (NN) based Generalized Predictive Control (GPC) scheme is investigated. GPC is a well-established robust control structure that has been applied to control various industrial processes. Since the most important component of GPC is the model of the system, the higher modeling capabilities of NN's have been exploited to obtain an accurate model of the unknown plant. Simulations have confirmed that the NN-based GPC scheme can provide a noticeably high control performance, in other words, an unknown non-linear plant controlled by NN-based GPC can accurately track the reference input even under noisy conditions.

1. GİRİŞ

Genelleştirilmiş Kestirimli Kontrol (Generalized Predictive Control - GPC) [1-3], Model Tabanlı Kontrol (Model-Based Predictive Control - MPC) veya Gerileyen Ufuklu Kontrol (Receding Horizon Control - RHC) teknikleri sınıfına giren ve yaygın kullanılan bir yöntemdir. MPC teknikleri, açık-çevrim kararsız olan, değişken ölü zamanlı veya değişken parametrelili sistemleri kontrol etmeyi sağlayan oldukça dayanıklı kontrol teknikleri sunmuştur[4-5], sadece endüstriyel süreçleri değil [6-7], aynı zamanda kimya alanından havacılığa kadar pek çok alanda uygulanmıştır [8].

Model Kestirimli Sezgisel Kontrol (Model Predictive Heuristic Control) tekniği, 1978'de Richalet ve arkadaşları [9] tarafından önerilmiş olup literatürdeki ilk MPC tekniğidir. Daha sonra, pek çok MPC yöntemi önerilmiştir [10-12] ve bunların içinde en yaygın olanı Clarke ve arkadaşları [1-3] tarafından önerilen GPC'dir. Yine de, tüm MPC teknikleri aynı fikri paylaşırlar: sistemin modelinin ürettiği gelecekteki kestirimlere dayalı olarak bir dizi kontrol vektörü, her bir adımda, bir sonlu-ufuklu açık-çevrim optimal kontrol problemi çözülerek bulunur ve kontrol vektörünün ilk elemanı sisteme uygulanır.

Model tabanlı yöntemlerde kontrol edilecek sistemin doğru bir modelinin elde edilmesi çok kritik bir önem taşıdığından, literatürde pek çok doğrusal ve doğrusal olmayan modelleme teknikleri önerilmiştir. Son zamanlarda, işlemsel zeka araştırma alanındaki gelişmelere paralel olarak, pek çok esnek bilgi işlem araçları, örneğin Yapay Sinir Ağları (YSA) [13-15], Bulanık Sistemler (BS) [16-17], hibrid sistemler [18] ve Genetik Algoritmalar (GA) [19], GPC döngüsü içindeki sistemin modelini elde etmede kullanılmıştır.

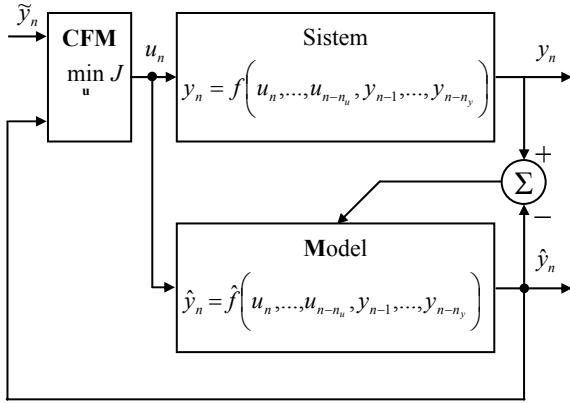
Bu çalışmada, GPC kontrol döngüsünde yapay sinir ağlarından yararlanılmıştır. YSA ile elde edilen model ile, sistemin aday kontrol vektörüne olan cevabı tahmin edilmiş ve bu tahmine dayalı olarak yine YSA modeli kullanılarak aday kontrol vektörü optimal hale getirilmeye çalışılmıştır. Bu makale şu şekilde organize edilmiştir: bir sonraki bölümde, GPC yönteminin bileşenleri olarak sistemin modeli ve amaç fonksiyonunu en aza indirme (Cost Function Minimization - CFM) bloğu anlatılmıştır. 3. bölümde ise YSA mimarisi ve YSA-tabanlı GPC yaklaşımı ele alınmıştır. Son olarak, bölüm 4'te incelenen doğrusal olmayan sisteme ilişkin benzetim sonuçları verilmiştir.

2. GENELLEŞTİRİLMİŞ KESTİRİMLİ KONTROL

Dinamiği aşağıdaki NARX modeliyle verilen doğrusal olmayan bir sistemi ele alalım,

$$y_n = f\left(u_n, \dots, u_{n-n_u}, y_{n-1}, \dots, y_{n-n_y}\right), \quad (1)$$

burada u_n , n zaman indeksinde sisteme uygulanan kontrol işareti ve y_n de ona karşı düşen sistem çıkışıdır, n_u ve n_y ise sırasıyla modelde yer alan geçmiş kontrol ve çıkış sayıdır. doğrusal olmayan f fonksiyonunun bilinmediği varsayılmıştır.



Şekil 1. Genelleştirilmiş Kestirimli Kontrol şeması

Şekil 1 GPC kontrol döngüsünü göstermektedir, burada \hat{y}_n n zaman indeksindeki model çıkışı ve \tilde{y} de sistem tarafından takip edilmesi istenen referans işaretidir. GPC yapısı iki bileşenden oluşmaktadır. İlki, aday kontrol vektörü \mathbf{u} uygulandığında sistemin vereceği cevabı tahmin etmede kullanılan modeldir. Ayrıca, bu model ile, diğer bir bileşen olan CFM bloğunda kullanılacak bazı türevsel bilgiler elde edilmektedir. CFM bloğunun amacı, (2)'de verilen başarımler indeksini J aday kontrol vektörü \mathbf{u} 'ne göre en aza indirmektir.

$$J = \sum_{j=N_1}^{N_2} (\tilde{y}_{n+j} - \hat{y}_{n+j})^2 + \sum_{j=1}^{N_u} \lambda_j (\Delta u_{n+j})^2 + \sum_{j=1}^{N_u} \left(\frac{\mu}{u_{n+j} + \frac{\rho}{2} - \mathcal{G}} + \frac{\mu}{\frac{\rho}{2} + \mathcal{G} - u_{n+j}} - \frac{4}{\rho} \right), \quad (2)$$

burada N_1 en kısa tahmin ufku, N_2 en uzun tahmin ufku, N_u kontrol ufku, λ ağırlık faktörü, μ kontrol işaretinin sınırlarının keskinlik faktörü, ρ kontrol işaretinin aralığı, \mathcal{G} ise bu aralığı ön-gerilim değeridir, son olarak Δu_{n+j} terimi de $\Delta u_{n+j} = u_{n+j} - u_{n+j-1}$ şeklindedir [13].

CFM algoritmasında, aday kontrol vektörü

$$\mathbf{u} = \begin{bmatrix} u_{n+1} & u_{n+2} & \dots & u_{n+N_u} \end{bmatrix}^T, \quad (3)$$

şeklinde olup bu vektörün elemanları izin verilen aralık içerisinde aşağıdaki genel güncelleme kuralı ile değiştirilirler:

$$\mathbf{u} \leftarrow \mathbf{u} + \mathbf{s}\mathbf{p}, \quad (4)$$

burada \mathbf{p} ilerleme yönü ve s ise adım-uzunluğu'dur. Her bir örnekleme anında, kontrol işareti ve sistem çıkışı üzerindeki kısıtlamalar göz önüne alınarak en iyi ilerleme yönü belirlendikten sonra, en iyi adım-uzunluğu bulunan bu ilerleme yönü ile belirlenir. Daha sonra, kontrol vektörü \mathbf{u} güncellenir ve ardından vektörün ilk elemanı sisteme uygulanır.

En iyi ilerleme yönünü belirlemek için literatürdeki optimizasyon tekniklerin herhangi bir tanesi kullanılabilir [20-21]. CFM algoritmasında kullanılan optimizasyon tekniğine bağlı olarak, ikinci dereceye kadar Taylor açılımıyla bazı türevsel bilgilerin elde edilmesi gerekebilir. birinci-dereceden algoritmalar, örneğin Dik İniş (Gradient Descent ($\mathbf{p} = -\mathbf{g}$)), gradyant vektörü (5),

$$\mathbf{g} = \frac{\partial J}{\partial \mathbf{u}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial J}{\partial u_{n+1}} & \frac{\partial J}{\partial u_{n+2}} & \dots & \frac{\partial J}{\partial u_{n+N_u}} \end{bmatrix}^T, \quad (5)$$

hesabını gerektirirken, ikinci-dereceden olanlarda ise, örneğin Newton-Raphson ($\mathbf{p} = -\mathbf{H}^{-1}\mathbf{g}$), ayrıca Hessian

matrisi $\mathbf{H} = \frac{\partial^2 J}{\partial \mathbf{u}^2}$ (6) gerekir.

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 J}{\partial u_{n+1} \partial u_{n+1}} & \frac{\partial^2 J}{\partial u_{n+1} \partial u_{n+2}} & \dots & \frac{\partial^2 J}{\partial u_{n+1} \partial u_{n+N_u}} \\ \frac{\partial^2 J}{\partial u_{n+2} \partial u_{n+1}} & \frac{\partial^2 J}{\partial u_{n+2} \partial u_{n+2}} & \dots & \frac{\partial^2 J}{\partial u_{n+2} \partial u_{n+N_u}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial^2 J}{\partial u_{n+N_u} \partial u_{n+1}} & \frac{\partial^2 J}{\partial u_{n+N_u} \partial u_{n+2}} & \dots & \frac{\partial^2 J}{\partial u_{n+N_u} \partial u_{n+N_u}} \end{bmatrix}. \quad (6)$$

Gradyant vektörü \mathbf{g} için h^{nci} eleman (7) ile verilmiştir.

$$\frac{\partial J}{\partial u_{n+h}} = -2 \sum_{j=N_1}^{N_2} [\tilde{y}_{n+j} - \hat{y}_{n+j}] \frac{\partial \hat{y}_{n+j}}{\partial u_{n+h}} + 2 \sum_{j=1}^{N_u} \lambda_j [\Delta u_{n+j}] [\delta(h, j) - \delta(h, j-1)] + \sum_{j=1}^{N_u} \delta(h, j) \left[\frac{-\mu}{\left(u_{n+j} + \frac{\rho}{2} - \mathcal{G}\right)^2} + \frac{\mu}{\left(\frac{\rho}{2} + \mathcal{G} - u_{n+j}\right)^2} \right] \quad (7)$$

$h = 1, \dots, N_u$

burada $\delta(\cdot)$ Kronecker Delta fonksiyonudur. Benzer şekilde, Hessian matrisi \mathbf{H} için $m^{\text{inci}}, h^{\text{inci}}$ eleman olan

$$[\mathbf{H}]_{m,h} = \frac{\partial^2 J}{\partial u_{n+m} \partial u_{n+h}}, \quad (8) \text{ de verildiği gibidir.}$$

$$[\mathbf{H}]_{m,h} = 2 \sum_{j=N_1}^{N_2} \left\{ \frac{\partial \hat{y}_{n+j}}{\partial u_{n+m}} \frac{\partial \hat{y}_{n+j}}{\partial u_{n+h}} - \frac{\partial^2 \hat{y}_{n+j}}{\partial u_{n+m} \partial u_{n+h}} [\hat{y}_{n+j} - \hat{y}_{n+j}] \right\} + 2 \sum_{j=1}^{N_u} \lambda_j [(\delta(m,j) - \delta(m,j-1))(\delta(h,j) - \delta(h,j-1))] \quad (8)$$

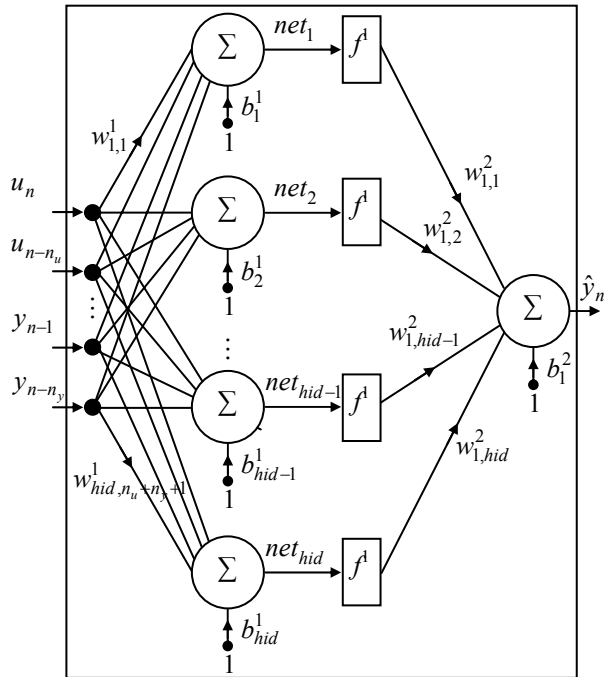
$$+ \sum_{j=1}^{N_u} \delta(m,j) \delta(h,j) \left[\frac{2\mu}{\left(u_{n+j} + \frac{\rho}{2} - \vartheta\right)^3} + \frac{2\mu}{\left(\frac{\rho}{2} + \vartheta - u_{n+j}\right)^3} \right]$$

$h=1, \dots, N_u$ and $m=1, \dots, N_u$

Denklem (7) ve (8)'de görüldüğü gibi birinci-dereceden terimler olan $\left(\frac{\partial \hat{y}_{n+j}}{\partial u_{n+h}}\right)$ 'ler ve ikinci

dereceden terimler olan $\left(\frac{\partial^2 \hat{y}_{n+j}}{\partial u_{n+m} \partial u_{n+h}}\right)$ 'ler her bir

adımda pek çok kereler hesaplanmaktadır. Dolayısıyla, modele dayalı olarak bu terimlerin hesaplanması işlemsel yük anlamında GPC yönteminin uygulanabilirliği veya pratikliğini doğrudan etkiler.



Şekil 2. Yapay Sinir Ağı mimarisi

En iyi ilerleme yönü belirlendikten sonra, en iyi adım-uzunluğu'nun belirlenmesi bir çeşit bir-boyutlu optimizasyon problemine dönüşür ki bu da literatürdeki çizgi-arama tekniklerinden biri ile çözülebilir [20-21].

3. YSA-TABANLI GENELLEŞTİRİLMİŞ KESTİRİMLİ KONTROL

Bu çalışmada, Şekil 2'de görüldüğü gibi, ileri-beslemeli çok-katmanlı bir YSA yapısı kullanılmıştır. Ağın girişine karşı düşen çıkış büyüklüğü (9)'daki gibidir .

$$\hat{y}_n = \mathbf{W}^2 \mathbf{f}^1(\mathbf{W}^1 \mathbf{c}_n + \mathbf{b}^1) + b_1^2. \quad (9)$$

burada $\mathbf{c}_n = [u_n \ \dots \ u_{n-n_u+1} \ y_{n-1} \ \dots \ y_{n-n_y}]^T$ olup o anki

durum vektörüdür, \mathbf{W}^1 giriş katmanı ağırlık matrisi, \mathbf{W}^2 çıkış katmanı ağırlık matrisi, \mathbf{b}^1 giriş katmanı ön-gerilim vektörü, b_1^2 çıkış katmanı ön-gerilim terimi ve hid ise gizli katmandaki sinir sayısıdır.

YSA modeli kullanarak aday kontrol işaretine karşı düşen sistem çıkışlarını tahmin etmek için [13]'te verilen formüller kullanılabilir.

$$\hat{y}_{n+k} = \sum_{j=1}^{\#hid} w_j^2 f^1(net_j^{n+k}) + b_1^2, \quad k = N_1, 2, \dots, N_2, \quad (10)$$

burada

$$net_j^{n+k} = \sum_{i=0}^{n_u} w_{j,i+1}^1 \begin{cases} u_{n+k-i}, & k - N_u < i \\ u_{n+N_u}, & k - N_u \geq i \end{cases} + \sum_{i=1}^{\min(k, n_y)} w_{j, n_u+i+1}^1 \hat{y}_{n+k-i} + \sum_{i=k+1}^{n_y} w_{j, n_u+i+1}^1 y_{n+k-i} \quad (11)$$

Bu tanımlar kullanılarak birinci-dereceden kısmi türevler şu şekilde bulunabilir:

$$\frac{\partial \hat{y}_{n+k}}{\partial u_{n+h}} = \sum_{j=1}^{\#hid} w_j^2 \frac{\partial f^1(net_j^{n+k})}{\partial u_{n+h}}, \quad (12)$$

burada

$$\frac{\partial f^1(net_j^{n+k})}{\partial u_{n+h}} = \frac{\partial f^1(net_j^{n+k})}{\partial net_j^{n+k}} \frac{\partial net_j^{n+k}}{\partial u_{n+h}}, \quad (13)$$

ve

$$\frac{\partial net_j^{n+k}}{\partial u_{n+h}} = \sum_{i=0}^{n_u} w_{j,i+1}^1 \left\{ \begin{array}{l} \delta(k-i, h), k - N_u < i \\ \delta(N_u, h), k - N_u \geq i \end{array} \right. \quad (14)$$

$$+ \sum_{i=1}^{\min(k, n_y)} w_{j, i+n_u+1}^1 \frac{\partial \hat{y}_{n+k-i}}{\partial u_{n+h}} \delta_1(k-i-1)$$

burada $\delta_1(\cdot)$ birim basamak fonksiyonudur. İkinci- dereceden kısmi türevlerse aşağıdaki gibi verilmiştir.

$$\frac{\partial^2 \hat{y}_{n+k}}{\partial u_{n+h} \partial u_{n+m}} = \sum_{j=1}^{\#hid} \alpha_j \frac{\partial^2 f^1(net_j^{n+k})}{\partial u_{n+h} \partial u_{n+m}}, \quad (15)$$

burada

$$\frac{\partial^2 f^1(net_j^{n+k})}{\partial u_{n+h} \partial u_{n+m}} = \frac{\partial f^1(net_j^{n+k})}{\partial net_j^{n+k}} \frac{\partial^2 net_j^{n+k}}{\partial u_{n+h} \partial u_{n+m}} + \frac{\partial^2 f^1(net_j^{n+k})}{\partial (net_j^{n+k})^2} \frac{\partial net_j^{n+k}}{\partial u_{n+h}} \frac{\partial net_j^{n+k}}{\partial u_{n+m}}, \quad (16)$$

ve

$$\frac{\partial^2 net_j^{n+k}}{\partial u_{n+h} \partial u_{n+m}} = \sum_{i=1}^{\min(k, n_y)} w_{j, n_u+i+1}^1 \frac{\partial^2 \hat{y}_{n+k-i}}{\partial u_{n+h} \partial u_{n+m}} \delta_1(k-i-1) \quad (17)$$

4. ÖRNEK BİR SİSTEM ve BENZETİM SONUÇLARI

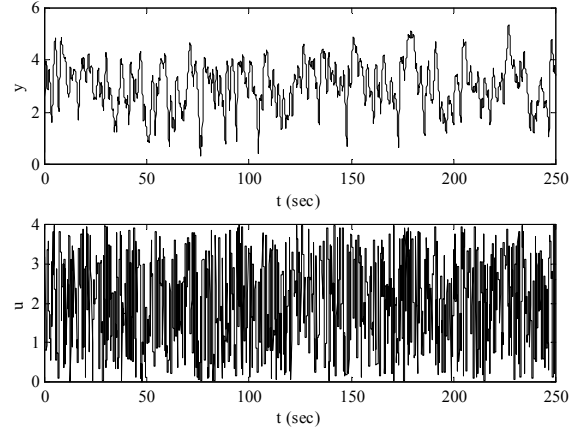
Benzetimlerde, incelenen sistemin davranışını matematiksel olarak modelleyen diferansiyel denklem takımı nümerik olarak 4^{üncü} dereceden Runge-Kutta tekniği ile zaman adımı 10 msn alınarak çözülmüştür. Kontrol aşamasında her bir adımda, en iyi ilerleme yönü Newton-Raphson algoritmasıyla bulunduktan sonra, en iyi adım-uzunluğunu belirlemek için Golden-Section metodu kullanılmıştır. Ayrıca GPC yapısının ölçüm hatalarından kaynaklanan gürültüye karşı dayanıklılığını ölçmek için hem YSA'nın eğitimi hem de kontrol aşamasında sistemin çıkış büyüklüğüne ortalaması sıfır olan bir Gauss gürültüsü eklenmiştir. İşaret-gürültü oranı (signal-to-noise ratio - SNR) aşağıdaki gibi verilmiştir;

$$SNR = 10 \log_{10} \left(\frac{\sigma_y^2}{\sigma_\kappa^2} \right), \quad (18)$$

burada σ_y^2 ve σ_κ^2 sırasıyla işaretin ve gürültünün varyanslarıdır.

Şekil 3'te görülen eğitim verisini elde etmek için sistem uzunca bir süre çalıştırılır. Bu süre boyunca giriş

işareti, genlikleri $[u_{\min}, u_{\max}]$ arasında ve süreleri de $[\tau_{\min}, \tau_{\max}]$ arasında rasgele değişen bir dizi darbelerden oluşmaktadır. Daha sonra, n_u ve n_y için uygun değerler alınarak eğitim verisi kümesi oluşturulur ve ardından her bir giriş ve çıkış değişkeni $[0, 1]$ aralığına normalize edilir.



Şekil 3. Eğitim verisi

Çokça kullanılan bir sistem olan manyetik havaya kaldırma sistemi bu çalışmada YSA-tabanlı GPC'nin başarımının ölçümünde kullanılacaktır. Manyetik havaya kaldırma sistemlerinin kontrolü, onların açık-çevrim kararsızlıkları ve elektro-mekanik dinamikleri sonucu doğrusal olmama özellikleri nedeniyle meydan okuyucu bir problem olmuştur. amaç, elektro-mıknatısın üzerinde duran ve sadece dikey olarak hareket edebilen mıknatısın pozisyonunu kontrol etmektir. Bu çalışmada, ikinci- dereceden bir manyetik havaya kaldırma sistemi incelenmiştir. Bir mıknatıs ve elektromıknatıstan oluşan bu sistemdeki mıknatısın elektromıknatıstan geçen akıma bağlı olarak dikey hareketinin matematiksel ifadesi aşağıdaki gibidir:

$$\frac{d^2 y(t)}{dt^2} = -g + \frac{\alpha u^2(t) \text{sign}(u(t))}{M y(t)} - \frac{\beta}{M} \frac{dy(t)}{dt} \quad (19)$$

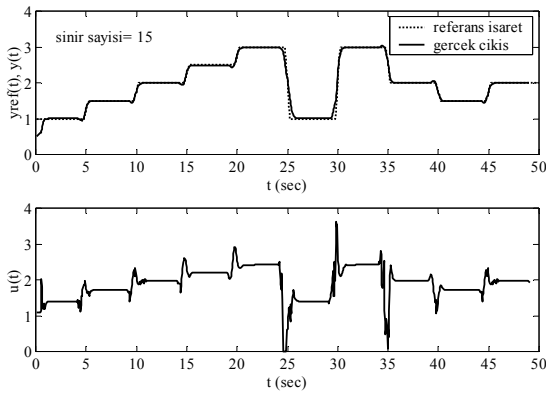
burada $y(t)$ mıknatısın elektromıknatıstan dikey uzaklığı, $u(t)$ elektromıknatıstan geçen akım, M mıknatısın ağırlığı ve g de yerçekimi sabitidir. Denklemdaki sabitler $\beta=12$, $\alpha=15$, $g=9.8$ ve $M=3$ olarak verilmiştir [14]. Benzetimlerde, parametre değerleri $\beta=12$, $\alpha=15$, $g=9.8$ ve $M=3$ olarak alınmıştır.

Manyetik havaya kaldırma sistemi için akımın $u_{\min}=0$ ile $u_{\max}=4$ A arasında akmasına izin verilerek veriler, $\tau_{\min}=0.05$ sn ve $\tau_{\max}=1$ sn alınarak toplanmıştır. Eğitim seti oluşturulurken $n_u=3$ ve $n_y=3$ alınmıştır.

Başarım indeksi (2)'de görülen parametreler ise $N_1=1$, $N_2=15$, $N_u=3$, $\lambda_j=0.01, j=1, \dots, N_u$ ve $\mu=10^{-20}$ olarak seçilmiştir.

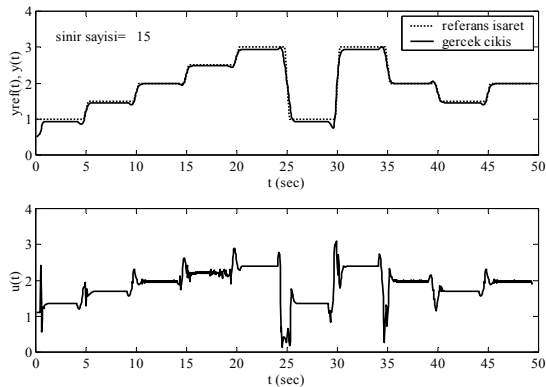
Gizli katmanında 15 sinir bulunan ileri-beslemeli bir YSA yapısı, Şekil 3'teki eğitim verisinin bir kısmı (3000 adet) kullanılarak, bazı önemli avantajlarından dolayı Levenberg-Marquardt (LM) algoritmasıyla eğitilmiştir. Daha sonra, eğitilen YSA yapısı, GPC döngüsü içinde kullanılmıştır.

Şekil 4'ten de görüleceği gibi, sistemdeki miknatsın pozisyonu yapay sinir tabanlı genelleştirilmiş kestirimli kontrolör ile kontrol edilebilmektedir. Miknats, önceden belirlenen basamak şeklindeki referans işaretini, referans işaretinin ani değiştiği anlar dışında, oldukça küçük bir geçici-zaman ve sürekli-hal hatası ile takip edebilmektedir. kontrol işaretinin genişliğinin sifıra yakın olmasına rağmen, miknatsın pozisyonu, fiziksel sınırlamalardan dolayı referans işaretiyle aynı derecede dik bir şekilde azalamamaktadır.



Şekil 4. Basamak referans işareti ve sistem çıkışı

Diğer bir benzetimde ise, ölçme hatalarının benzetimi için ölçülen miknats pozisyonu büyüklüğüne her ölçümde SNR=50 db olacak şekilde gürültü eklenmiştir. Şekil 5'ten de görüleceği gibi, YSA tabanlı GPC mekanizması, kontrol işaretini sürekli değiştirerek pozisyon bilgisindeki gürültüye rağmen iyi bir kontrol gerçekleştirmeye çalışmıştır.



Şekil 5. Gürültülü durumdaki sistem çıkışı

5. SONUÇLAR

Bu çalışmada, YSA-tabanlı bir GPC uygulaması yapılmış ve mekanizmanın belli sınıra kadar gürültüye dayanıklılığı gösterilmiştir.

YSA yapılarıyla, doğrusal olmayan regresyon problemlerinin çözümünde oldukça başarılı sonuçlar elde edilebilmektedir. Matematiksel modeli bilinmeyen bir sistemin modelinin elde edilmesi sonuçta bir regresyon problemine dönüşmektedir. GPC yapılarında ise sistem modelinin rolü oldukça önemli olduğundan, GPC döngüsünde YSA yapılarının kullanımı çok elverişlidir.

Benzetim sonuçlarından da görüleceği gibi, YSA-tabanlı GPC ile kabul edilebilir bir kontrol kalitesi elde etmek mümkün olmaktadır, başka bir deyişle, kontrol edilecek sistem, önceden belirlenmiş referans işaretini geçici- ve sürekli-halde çok küçük hatalarla takip edebilmektedir.

Diğer taraftan YSA yapısının parametresi olan sinir sayısı ve eğitim verisinin uzunluğu gibi tasarım parametrelerinin belirlenmesinde henüz kabul görmüş analitik bir yöntem yoktur. Deneme-yanılma ve geçmiş tecrübelerle en iyi parametre değerleri bulunmaya çalışılmıştır. Bir diğer problem ise uzun süren eğitim zamanıdır. Bu problem de, bazı hızlandırma algoritmaları veya çevrim-içi eğitim algoritmalarıyla veya çevrim-içi yaklaşımına alternatif olan "warm start" teknikleriyle aşılmaya çalışılmaktadır.

Sonuç olarak, YSA-tabanlı GPC yapısı, doğrusal olmayan bir sistemin kontrolü işinde oldukça iyi bir performans sergilemektedir ve bu performans, YSA tekniklerindeki ilerlemelere paralel olarak daha da iyileşecektir.

KAYNAKLAR

- [1] D. W. Clarke, C. Mohtadi and P. C. Tuffs, Generalized Predictive Control - Part 1: The Basic Algorithm, Automatica 23 (1987) 137-148.
- [2] D. W. Clarke, C. Mohtadi and P. C. Tuffs, Generalized Predictive Control - Part 2: The Basic Algorithm, Automatica 23 (1987) 149-163.
- [3] D. W. Clarke, Advances in model-based predictive control, in Advances in Model-Based Predictive Control, ed. by D. W. Clarke, Oxford University Press. (1994)
- [4] D.W. Clarke and C. Mohtadi, Properties of Generalized Predictive Control, Automatica 25(6) (1989) 859-875.
- [5] E. F. Camacho, Constrained Generalized Predictive Control, IEEE Transactions on Automatic Control 38(2) (1993) 327-332.
- [6] J. Richalet, Industrial applications of Model-Based Predictive Control, Automatica 29 (1993) 1251-1274.
- [7] D. W. Clarke, Application of Generalized Predictive Control to Industrial Processes, IEEE Control Systems Magazine 122 (1988) 49-55.
- [8] S. J. Qin and T. A. Badgwell, An overview of

- industrial model predictive control technology. In Chemical Process Control-AICHE Symposium Series (J. Kantor, C. Garcia and B. Carnahan, Eds. New York:AICHE), (1997) 232-256.
- [9] J. A. Richalet, A. Rault, J. L. Testud and J. Papon, Model predictive heuristic control: applications to an industrial process, *Automatica* 14 (1978) 413-428.
- [10] C. R. Cutler and B. L. Ramaker, Dynamic matrix control – A computer control algorithm, Proc. Joint Automatic Control Conference (1980) San Francisco, USA.
- [11] R. M. C. De Keyser and A. R. Van Cauwenberghe, Extended Prediction Self – adaptive Control, Proc. 7th IFAC Symposium on Identification and System Parameter Estimation, York, U.K. (1985) 1255 – 1260.
- [12] R. Soeterboek, Predictive Control: A Unified Approach, Prentice Hall, Englewood Cliffs, New York (1992).
- [13] D. Soloway and P. J. Haley, Neural Generalized Predictive Control: A Newton-Raphson Algorithm, Proceedings of the IEEE Int'l Symposium on Intelligent Control, Dearborn, MI, (1996) 277-282.
- [14] M. T. Hagan, H. B. Demuth and O. De Jesus, An introduction to the use of neural networks in control systems, *Int. J. Robust Nonlinear Control* 12 (2002) 959–985.
- [15] K.J. Hunt, D. Sbarbaro, R. Zbikowski and P. J. Gawthrop, Neural networks for control systems - a survey, *Automatica* 28 (1992) 1083-1112.
- [16] S. C. Ahn, Y. H. Kim and W. H. Kwon, A fuzzy generalized predictive control using affine fuzzy predictors for nonlinear systems, *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems* 6 (1998) 185-.
- [17] Z. Huaguang and L. Cai, Multivariable Fuzzy Generalized Predictive Control *Cybernetics and Systems* 33 (2002) 69-99.
- [18] J. Q. Hu and E. Rose, Generalized Predictive Control Using a Neuro-Fuzzy Model, *Int'l. J. of Systems Science* 30 (1999) 117-122.
- [19] X. B. Ferragud, M. Iranzo, S. Espanol and J. Sanchis, Generalized Predictive Control Using Genetic Algorithms: An Application to Control of a Non-linear Process with Model Uncertainty, Proc. of the 11th Int'l. Conf. on Ind. And Eng. App. Of Art. Int. and Exp. Syst. (1998) 428-437.
- [20] J. Nocedal and S. J. Wright, Numerical Optimization, Springer Series in Op. Res., Springer-Verlag, N.Y (1999).
- [21] P. Venkataraman, Applied Optimization with MATLAB[®] Programming, John Wiley and Sons, N.Y (2002).