

YAPAY SİNİR AĞ MODELLERİNİN VALF DENETİMLİ HİDROLİK BİR SİSTEMİN UZUN SÜRELİ BASINÇ TAHMİNİNDE KULLANILMASI

Ergin Kılıç*

Arş. Gör., ODTÜ
Makina Mühendisliği Bölümü
kergin@metu.edu.tr

Hakan Çalışkan

Arş. Gör., ODTÜ
Makina Mühendisliği Bölümü
chakan@metu.edu.tr

Melik Dölen

Yrd. Doç. Dr., ODTÜ
Makina Mühendisliği Bölümü
dolen@metu.edu.tr

A. Buğra Koku

Yrd. Doç. Dr., ODTÜ
Makina Mühendisliği Bölümü
kbugra@metu.edu.tr

Tuna Balkan

Prof. Dr., ODTÜ
Makina Mühendisliği Bölümü
balkan@metu.edu.tr

ÖZET

Bu çalışmada valf denetimli bir hidrolik sistemin oda basınç değerlerinin yapay sinir ağ modelleri (YSAM) kullanılarak bulunması hedeflenmiştir. Oluşturulan yapay sinir ağlarının eğitiminde basınç algılayıcıları, hidrolik silindirin konum algılayıcısı ve valfe uygulanan denetim sinyalleri kullanılmış olup, hidrolik düzeneğin basınç dinamiği öğrenildikten sonra artık sistemde basınç algılayıcılarına ihtiyaç duyulmadan silindirdeki oda basınçlarının sadece konum algılayıcısı ve valfe uygulanan denetim sinyallerinin kullanılmasıyla tahmininin yapılması amaçlanmıştır. Genellikle kapalı bir kutu olan (yekpare yapay sinir ağ) modelleme yaklaşımıyla bu hidrolik sistemin basınç modelinin oluşturulmayacağı görüldükten sonra, bu sisteme ait ön bilgi kullanılarak yapılandırılmış yapay sinir ağ modeli (YYSAM) yaklaşımıyla bu doğrusal olmayan sistemin tam bir basınç modeli elde edilmeye çalışılmıştır. Yekpare yapıdaki yapay sinir ağlarının eğitim aşamasında karşılaştığı kararlılık ve yakınsama sorunlarının çözümü için böl ve parçalama yöntemleri kullanılarak valf denetimli hidrolik sistemlere özel bir YYSAM geliştirilmiştir. Bu önerilen YYSAM ile oda basınçlarının 0-80 bar arasında değiştiği gerçek bir hidrolik sistemde basınçların 3-5 bar ortalama hata değeriyle tahmin edilebildiği görülmüştür.

Anahtar Kelimeler: Valf denetimli hidrolik sistemler için basınç tahmini, sistem tanımlama, yapılandırılmış geri beslemeli sinir ağları.

Long-Term Pressure Prediction of a Valve Controlled Hydraulic System with Using Artificial Neural Networks

ABSTRACT

In this study, it is aimed to predict the pressure values in hydraulic cylinder chambers using artificial neural network models (ANNs). The signals which are used for the training of ANNs are the position transducer output connected to the hydraulic cylinder, control voltage input to the valve and the pressure sensor outputs connected to the cylinder chambers. After learning the pressure dynamics of the system by ANNs, the pressure sensors is removed from the hydraulic system. It is shown that the classical black-box modeling approaches (using monolithic networks) are not sufficient for long term prediction of pressures in the hydraulic cylinder chambers, and a structured neural network model (SRNN) is proposed to capture the exact pressure dynamics of that nonlinear hydraulic system. To solve the problem of stability and convergence of the monolithic network, divide and conquer methods are used to develop a special SRNN that is unique for valve controlled hydraulic systems. It is seen that the pressure dynamics could be predicted with a root mean square error on the order of 3 - 5 bar for a hydraulic system whose chamber pressures are changed between 0 - 80 bar.

Keywords: Pressure prediction for valve controlled hydraulic systems, system identification, structured recurrent neural networks

Bu makale, 12-15 Ekim 2011 tarihlerinde Makina Mühendisleri Odası tarafından İzmir’de düzenlenen 6. Hidrolik Pnömatik Kongresi’nde bildiri olarak sunulmuştur.

Kılıç, E., Çalışkan, H., Dölen, M., Koku, A. B., Balkan, T. 2012. “Yapay Sinir Ağ Modellerinin Valf Denetimli Hidrolik Bir Sistemin Uzun Süreli Basınç Tahmininde Kullanılması,” TMMOB MMO Mühendis ve Makina Dergisi, cilt 53, sayı 631, s. 50-61.

1. GİRİŞ

Doğrusal olmayan sistemlerin modellenebilmesi, bu karmaşık sistemlerin belli girişlere karşı ne gibi sistem çıktıları verebileceği açısından, değişik mühendislik alanlarında (ileri denetim tasarımı, en iyileme, hata bulma ve tanımlama gibi) her zaman önem kazanmıştır [1]. Literatürde, yapay sinir ağları (YSA) birçok kategoride doğrusal olmayan sistemler için evrensel modelleme araçları olarak önerilmektedir [2,3]. Ne yazık ki, geleneksel (bilindik) yapay sinir ağ modelleme yaklaşımları (yapay sinir ağ modellerini bir kapalı sistem olarak veya yekpare olarak düşünmek) bazı sorunlardan (kararlılık ve/veya yakınsama sorunları gibi) ötürü her zaman ele alınan sistemi tam olarak modelleyememektedir.

Ele alınan gerçek bir sistemin giriş-çıkış verilerini kullanarak bu sisteme özgü model geliştirmek, sistem tanımlama konu başlığı altında literatürde büyük önem kazanmıştır. Otomatik gerileyen dışkaynaklı (Auto Regressive eXogenous - ARX), otomatik gerileyen hareketli ortalamalar için dışkaynaklı (Auto Regressive Moving Average eXogenous - ARMAX) ve birim boylu temel süzgeç (orthonormal basis filters) modelleme yaklaşımları doğrusal sistemler için önerilmiş modelleme yöntemleridir [4]. Fakat gerçek hayatta ele alınan sistemler çok büyük bir çoğunlukla doğrusal olmadıkları için önerilen bu doğrusal modellerin performansları kullanıcılar için tatminkar olamamaktadır. Bu yüzden doğrusal olmayan sistemlerin modellenebilmesi için Yapay Sinir Ağları, Neuro-Fuzzy, Volterra Serileri, Hammerstein ve Weiner gibi modelleme metotları kullanılmaktadır. NARX, NARMAX modelleri yapay sinir ağ modelleri içerisinde en çok sıklıkla kullanılan ileri beslemeli model tipleridir. İleri beslemeli modellerin yanında yapısı gereği içinde geri besleme hatlarına sahip olan NOE (Nonlinear Output Error) veya Elman tipi yapay sinir ağ modelleri ise en çok kullanılan geri beslemeli YSA modelleridir. Modelleme konusunda bir diğer önemli konu ise modelin ihtiyaç duyacağı giriş sinyallerinin gerçek sistemin çıktılarına direk olarak ihtiyacı olup olmamasıdır. Mesela, NARX tipli modeller her zaman gerçek sisteme verilen giriş

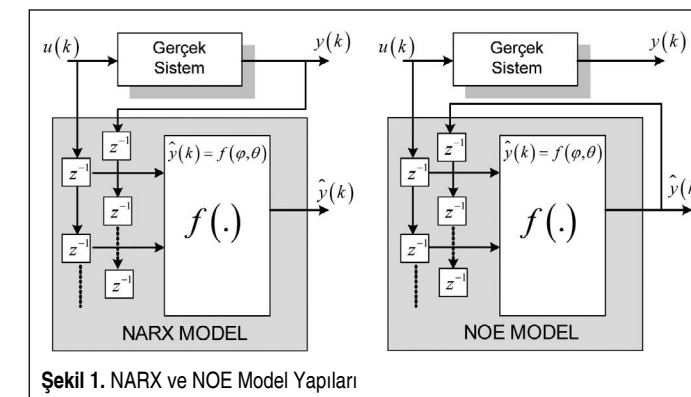
sinyalleri yanında gerçek sistemin çıkış sinyallerine de ihtiyaç duyarken, NOE tipli YSA’lar sadece gerçekte modellenmesi istenen sisteme hangi giriş sinyalleri verilmekte ise onlara bağımlı olmaktadır. Şekil 1 şematik olarak NARX ve NOE tipli modellerin çalışma prensiplerini göstermektedir.

Dikkat edilirse bütün modeller $y(k) = f(\varphi(k), \theta)$ biçiminde yazılabilmektedir. Burada $\varphi(k)$ regresyon vektörü olup, modele verilecek bütün giriş sinyallerini içerir. θ vektörü ise yapay sinir ağ modelinin eğitimi sonunda bulunması gereken bütün parametrelerini (neronlar arasında ki bağlantı katsayıları, giriş sinyallerinin neronlara bağlanma katsayıları gibi) vektörel biçimde belirtmektedir. NOE tipli modeller gerçek sistem çıktılarına ihtiyaç duymadıkları için pratik uygulamalarda faydaları da büyük olmaktadır. Mesela ele alınan gerçek bir sistemin NOE modeli oluşturulabildiği takdirde sadece gerçek sisteme verilen giriş sinyallerini kullanarak bu sistemle ilgili çıkış sinyallerine uzun süreli ve yüksek hassasiyetli erişim donanımsal olarak herhangi bir algılayıcı bağlamadan mümkün olabilmektedir. Ne yazık ki, yüksek performanslı NOE tipli model oluşturmak her zaman mümkün değildir [5]. Zaten mümkün olsaydı birçok sistemde donanımsal algılayıcıların yerini bu tipli modellerin alması beklenirdi. Bu çalışmada bilindik yöntemlerle YSA modeli oluşturulamayan sistemler için sisteme ait ön bilgi kullanılarak yapılandırılmış yapay sinir ağ modellerinin (YYSA) nasıl tasarlanabileceği gösterilmiştir. YYSA modelleri böl ve parçala yöntemlerini kullanarak ele alınan sisteme özel yüksek hassasiyetli modeller geliştirmeyi amaçlar. Seidl [6] ve Dölen [7] üzerinde çalıştıkları sistemler için bir takım YYSA modelleri geliştirip, YYSA tipli modellerin nasıl geliştirilebileceği hakkında yöntemler de sunmuşlardır.

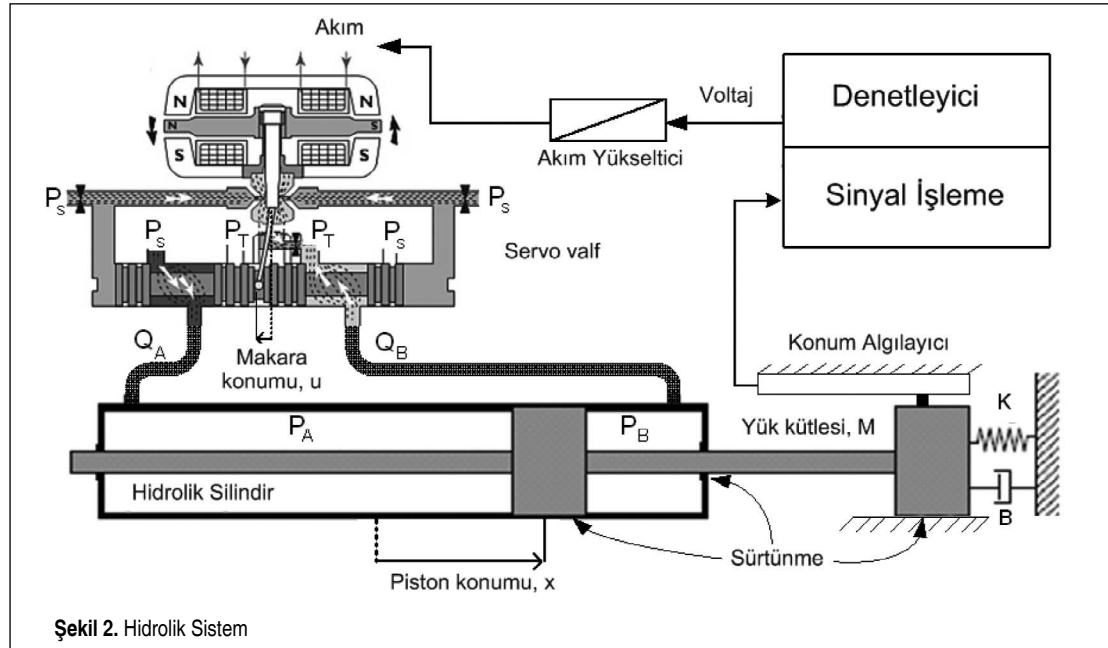
Bütün bu bahsi geçen modelleme yaklaşımlarının gerçek bir sisteme uygulamasını yapabilmek için ilk önce valf denetimli hidrolik bir sistem ele alınmış olup, bu sistemin fiziksel modeli bilgisayar ortamında oluşturulmuştur. Oluşturulan bu benzetim çalışması yardımıyla ilgili sistemin basınç dinamiğini öğrenen yüksek hassasiyetli yapılandırılmış yapay sinir ağ modeli geliştirilmiştir. Daha sonra benzetim ortamında geliştirilen bu YYSA modeli gerçek bir hidrolik sisteme uygulanmış ve silindir oda basınçlarının herhangi bir basınç algılayıcısına ihtiyaç duyulmadan uzun vadeli ve %5 hata payı ile tahmin edilebileceği görülmüştür.

2. HİDROLİK SİSTEM VE MODELİ

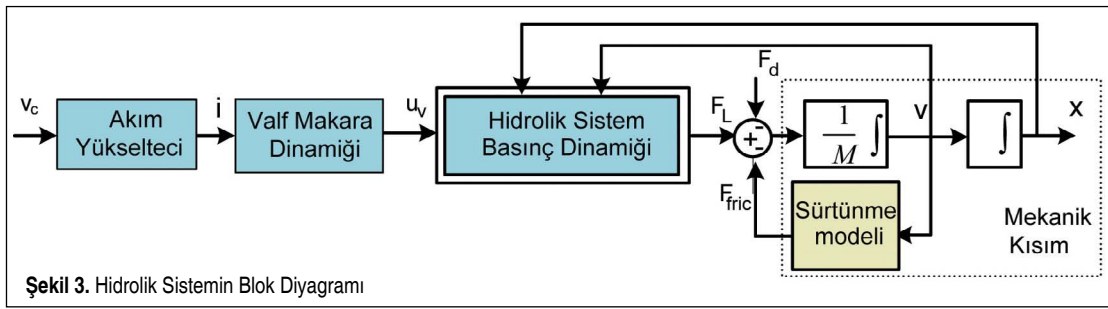
Bu çalışmada ele alınan hidrolik sistemde 2 kademeli ve sıfır merkez açıklığa sahip 4-yollu bir valfle eşit alanlı hidrolik silindir denetlenmektedir. Hidrolik pistonun bir ucu boşta durmakta iken diğer ucu bir kütleyle bağlı bulunmaktadır. Ayrıca, bu kütle diğer taraftan yay ve damper elemanlarıyla sabit bir noktaya bağlanmış olup hayli sürtünmeli bir ortamda hareket etmektedir. Şekil 2’de modeli oluşturulan hidrolik sistem



Şekil 1. NARX ve NOE Model Yapıları



Şekil 2. Hidrolik Sistem



Şekil 3. Hidrolik Sistemin Blok Diyagramı

gösterilirken, Şekil 3'te ise sistemin blok diyagramı sunulmuştur.

Şekil 2'de gösterilen hidrolik sistemin basınç dinamiği matematiksel olarak;

$$(P_A - P_B) A_p = M \ddot{x} + B \dot{x} + Kx + F_{fric} \quad (1)$$

$$P_A = \frac{\beta}{V_A(x)} (Q_A - A_p \dot{x}) \quad (2a)$$

$$P_B = \frac{\beta}{V_B(x)} (-Q_B + A_p \dot{x}) \quad (2b)$$

şeklinde yazılabilir. Bu denklemlerde M hidrolik silindirin ucuna bağlı yük kütlelerini, B damper viskos sürtünme katsayısını, K yük kütlesine bağlı yayın yay sabitini, A_p hidrolik silindirin piston alanını, β ise hidrolik yağın esneklik modülünü, P_A ve P_B ise hidrolik silindirin A odasındaki ve B odasındaki basınçları belirtmektedir. Dikkat edilirse, hidrolik yağın iki odadaki hacimleri ise V_A(x) ve V_B(x) biçiminde hidrolik pistonun konumunun bir fonksiyonu olarak yazılmıştır. Hidrolik sistemdeki sızıntıların çok düşük olduğu varsayımı yapılsa valften hidrolik silindirin odalarına olan debiler;

$$Q_A = \begin{cases} K_v u_v \sqrt{P_s - P_A}, & u_v > 0 \\ K_v u_v \sqrt{P_A}, & u_v < 0 \end{cases} \quad (3a)$$

$$Q_B = \begin{cases} K_v u_v \sqrt{P_B}, & u_v > 0 \\ K_v u_v \sqrt{P_s - P_B}, & u_v < 0 \end{cases} \quad (3b)$$

$$K_v = C_d w \sqrt{2/\rho} \quad (4)$$

biçiminde yazılır. (3) ve (4) eşitliklerinde P_s hidrolik pompa basıncını, K_v valfin akış kazancını, C_d valfin boşaltma katsayısını, ρ hidrolik yağın yoğunluğunu, w orifisin makara çevresi boyunca genişliğini, u_v ise valf makarasının merkez konumundan uzaklığını belirtmektedir. Son olarak sistemdeki sürtünme kuvveti ise literatürde bulunan LuGre modelden faydalanılarak;

$$F_{fric} = \sigma_0 z + \sigma_1 \dot{z} + \sigma_2 v \quad (5)$$

$$\frac{dz}{dt} = v - \frac{|v|}{g(v)} z, \quad g(v) = \frac{1}{\sigma_0} (F_c + (F_s - F_c) e^{-(v/v_s)^2}) \quad (6)$$

şeklinde hesaplanmaktadır. (5) ve (6) eşitliklerinde v hidrolik pistonun hızını, z sürtünme modelinin durum değişkenlerinden birinin ortalama deplasmanını, v_s Stribeck hızını, F_s statik sürtünme kuvvetini, F_c Coulomb sürtünme kuvvetini, σ_0 , σ_1 ve σ_2 ise yine sürtünme modeliyle ilgili bir takım parametreleri göstermekte olup, bu parametrelerin detaylı açıklaması [8] numaralı kaynakta bulunmaktadır.

Bilindiği üzere servovalfler çok karmaşık bir içyapıya (tork veya kuvvet motorları, kanat-nozul elemanları, kademe sayısına göre değişebilen sürgü sayısı) sahip olup, bu cihazların doğrusallaştırılmış modelleri belirli bir frekansa kadar (genellikle 100 Hz) üretici firmaları tarafından verilmektedir. Bu benzetim çalışmasında da seçilen servovalfe ait akım yükselticisi ve valf makarası dinamiği denklemlerinin Laplace dönüşümü alınmış şekli;

$$\frac{I(s)}{V_c(s)} = \frac{1}{L_c s + R_c} \quad (7)$$

$$\frac{U_v(s)}{I(s)} = \frac{K_h \omega_n^2}{s^2 + 2\zeta \omega_n s + \omega_n^2} \quad (8)$$

biçimindedir. (7) ve (8) eşitliklerinde L_c valfin bobin endüktansını, R_c bobin direncini, V_c denetim voltajını, I bobin akımını, K_h ise valfin birinci kademe kazancını belirtmektedir. ζ ve ω_n ise sırasıyla valfin sönüm oranını ve doğal frekansını göstermektedir. Bütün bu parametre değerleri valfin üretici firma kataloglarından kolaylıkla bulunabilir. Daha sonra (1)'den (8)'e kadar yazılan eşitlikler ve Tablo 1'de verilen parametre değerleri kullanılarak detaylı bir benzetim çalışması MATLAB/Simulink ortamında oluşturulmuştur.

Tablo 1. Benzetim Ortamında Oluşturulan Hidrolik Modelin Parametre Değerleri

Parametre	Değeri	Parametre	Değeri
M	9 kg	σ_1	300 Ns/m
B	2000 Ns/m	σ_2	60 Ns/m
K	10 Nm	F_c	100 N
A_p	645x10 ⁻⁶ m ²	F_s	130 N
P_s	2x10 ⁷ Pa	v_s	0.1 m/s
K_v	3.2x10 ⁻⁵ [m ^{5/2} /kg ^{1/2}]	K_h	0.0401 m/A
C_d	0.625	ω_n	1256 rad/s
w	1.08 mm	ζ	0.7
ρ	890 kg/m ³	L_c	0.59 Henry
u_vmax	0.6x10 ⁻³ m	R_c	100 Ω
V_A0	0.0005 m ³	Q_max	6.15x10 ⁻⁵ m ³ /s
V_B0	0.0005 m ³	u_v,max	0.6x10 ⁻³ m
β	1.4x10 ⁹ Pa	v_max	0.123 m/s
σ_0	12x10 ⁵ N/m	x_max	0.1 m

3. YAPAY SINIR AĞ MODELİ

Bu bölümde, klasik yöntemler uygulanarak 2. Bölümde matematiksel modeli verilen hidrolik sistemin basınç dinamiğini öğrenebilecek yapay sinir ağ modellerinin (NARX ve/veya NOE) tasarımı gösterilmiştir. Yapay sinir ağ modelleri eğitim aşamasında basınç algılayıcılarından veri alabilecek; fakat eğitim tamamlandıktan sonra silindirin oda basınçlarını sadece servovalfe uygulanan denetim sinyalini ve silindirin konum algılayıcı sinyalini kullanarak tahmin etmektedir.

YSA modellerini geliştirmeye başlamadan önce Şekil 1'den de gözüktüğü üzere regresyon vektörünün elemanlarının belirlenmesi gerekmektedir. Regresyon vektörü;

$$\phi(k) = [x(k), \dots, x(k-m), v_c(k), \dots, v_c(k-n), P_A(k-1), \dots, P_A(k-p), P_B(k-1), \dots, P_B(k-p)]^T \quad (9)$$

biçiminde yazılabilir. Eşitlik (9)'da görüldüğü üzere m, n ve p parametre değerlerinin ne olacağına karar verilmesi gerekmektedir. Bu parametrelerin değerleri her ne kadar Lipschitz [9] yöntemiyle bulunabilmekte ise de pratik yaklaşım deneme yanılma yöntemini kullanmaktır. Sistem hakkında zaten bir ön bilgiye sahip olduğundan deneme yanılma yöntemi bile kullanılmaksızın, eşitlik (2), (3), (7) ve (8)'in ayrı zamana yazılmasıyla regresyon vektörünün temel elemanları;

$$\phi_x(k) = [P_x(k-1), u_v(k), x(k), x(k-1)]^T \quad (10)$$

şeklinde bulunur. Eşitlik (10)'daki alt indis x, A ve B harfleri için yertutucu görevi üstlenmektedir. Örnek vermek gerekirse, hidrolik silindirin A odasındaki basıncı tahmin edecek YSA model denklemi;

$$P_A(k) = f_A(\phi_A(k), \theta_A) \quad (11a)$$

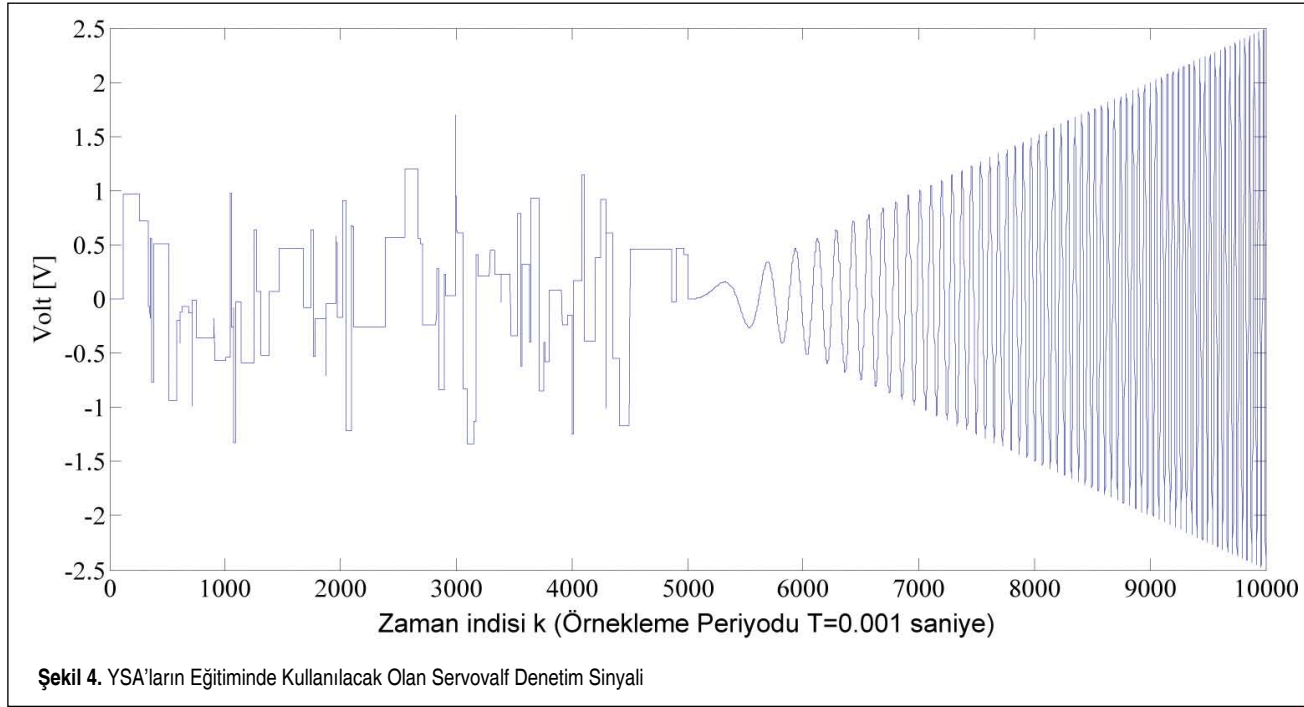
$$\phi_A(k) = [P_A(k-1), u_v(k), x(k), x(k-1)]^T \quad (11b)$$

biçiminde yazılırken, silindirin B odasındaki basıncı tahmin edecek YSA model denklemi ise;

$$P_B(k) = f_B(\phi_B(k), \theta_B) \quad (12a)$$

$$\phi_B(k) = [P_B(k-1), u_v(k), x(k), x(k-1)]^T \quad (12b)$$

şeklinde yazılır. Eşitlik (11) ve (12)'deki k indisi ayrı zaman değerini belirtmektedir. Hiç şüphesiz YSA modellerinin eğitiminde regresyon vektöründe konum sinyalini k ve k-1 zamanlarındaki değerlerini kullanmak yerine k anındaki ortalama hız sinyalini kullanmak daha uygun olacaktır.



Şekil 4. YSA'ların Eğitiminde Kullanılacak Olan Servovalf Denetim Sinyali

YSA modellerinin eğitimine başlamadan önce bu modeller için bir eğitim senaryosu seçilmesi gerekmektedir. Şekil 4, tasarlanacak olan YSA modellerin eğitiminde kullanılacak olan ve bu amaçla servovalfe uygulanacak denetim sinyalini göstermektedir. Şekil 4'ten görüldüğü üzere bu denetim sinyalinin ilk 5 saniyelik kısmı rastgele birden çok seviyede sinyal girişinden oluşurken son 5 saniyelik periyodu ise hem seviyesi hem de frekansı artan (0.1 Hz – 20 Hz) özel bir sinyal türünü (chirp signal) içermektedir.

Kolay eğitilebilmesi açısından ilk başta NARX yapısında bir YSA modeli geliştirilmiştir. Daha iyi bir eğitim yapılabildiğinden ötürü regresyon vektörü;

$$\phi_x(k) = [P_x(k-1), P_x(k-2), u_v(k), v(k), v(k-1)]^T \quad (13)$$

şeklinde güncellenmiştir. Tasarlanan NARX yapısındaki bu model her ne kadar eğitim aşamasında çok iyi bir performans sergilese de, model doğrulama aşamasında tatminkar bir performans sergileyememiştir. Şüphesiz bu beklenen bir sonuçtur. Çünkü Şekil 1'de gösterilen NARX modelin yapısı incelenirse, bu model eğitim aşamasında basınç algılayıcılarından bilgi alabildiği için kendini çok iyi eğitebilmekte fakat model doğrulama aşamasında artık basınç algılayıcılarını kullanamayacağı için performansının düşmesi (hatta kararsız bir model olması) doğal bir sonuç olarak karşılanmalıdır. Bir sonraki adım NARX modelin çıktı sinyalinin kendisine geri beslenerek eğitiminin gerçekleştirilmesidir. Böylelikle NARX model artık NOE model yapısına dönüşmüş olacak ve eğitim aşamasında basınç algılayıcılarından bilgi almadan kendini

eğitmeye çalışacaktır. Basınç algılayıcılarından bilgi almadan kendisini eğitmeye çalışacağı için, hiç şüphesiz eğitim performansı NARX modeli kadar iyi olamayacak; fakat en azından model doğrulama aşamasında NARX modeline göre performansı daha yüksek olabilecektir. Tablo 2'de NARX ve NOE modellerin ne gibi bir mimari yapıya sahip oldukları ve eğitimleriyle ilgili bilgiler sunulmuştur. Dikkat edilirse NOE model eğitim aşamasında bile basınç algılayıcılarından veri almamaktadır. Onun yerine sadece kendi model çıktısını kendisine geri beslemektedir.

Tablo 2. NARX ve NOE Modellerinin Mimari Yapıları ve Eğitim Performansları*

	NARX	NOE
Giriş Sinyalleri	$u_v(k), v(k), v(k-1), P_x(k-1), P_x(k-2)$	$u_v(k), v(k), v(k-1), \hat{P}_x(k-1), \hat{P}_x(k-2)$
Çıkış Sinyalleri	$P_x(k)$	$P_x(k)$
Eğitim verisi	10001 numune	
Eğitim hatası	5×10^{-10}	2.3×10^{-7}
Eğitim devri	1000	50
1. Katman Hücreleri	10	10
Aktivasyon Fonksiyonu	Tanjant Sigmoid	

[*] Çıkış katmanlarında doğrusal aktivasyon fonksiyonları kullanılmıştır.

4. YAPILANDIRILMIŞ YAPAY SİNİR AĞ MODELİ

2. Bölümde ele alınan hidrolik sistemin matematiksel denklemlerine bakılacak olursa, bu fiziksel sistemin kabaca iki kısımdan oluştuğu söylenebilir. Eşitlik (3a) ve (3b) kullanılarak akış debileri hesaplanmakta ve bu hesaplanan akış debileri ile birlikte hidrolik silindirin hız bilgisi kullanılarak silindir oda basınç dinamiklerinin eşitlik (2a) ve (2b) ile çözüldüğü görülmektedir. Bu yüzden böl ve parçalama yöntemi kullanılarak bu iki kısım için ayrı birer YSA tasarlanacak ve daha sonra bu YSA'lar birleştirilerek YYSA modeli elde edilecektir. Şekil 5 en sonunda tasarlanan YYSA modelini şematik olarak göstermektedir. Şekil 5'te görülen G parametresi ise;

$$G = K_v u_{v_max} \sqrt{P_s} / Q_{max} \quad (14)$$

olarak tanımlanmış olup, ayrı ayrı tasarlanan YSA modellerinin birbirlerine bağlanma katsayısını belirtmektedir. Şekil 5'ten görüldüğü üzere önerilen YYSA modeli sadece valfe uygulanan denetim sinyalini ve hidrolik silindirin hız bilgisini kullanarak silindir oda basınçlarını ayrı ayrı tahmin edebilmektedir. Akış modelini çözen YSA ile basınç dinamiğini çözen YSA'nın nasıl tasarlandığı hemen bir sonraki alt bölümlerde açıklanmıştır.

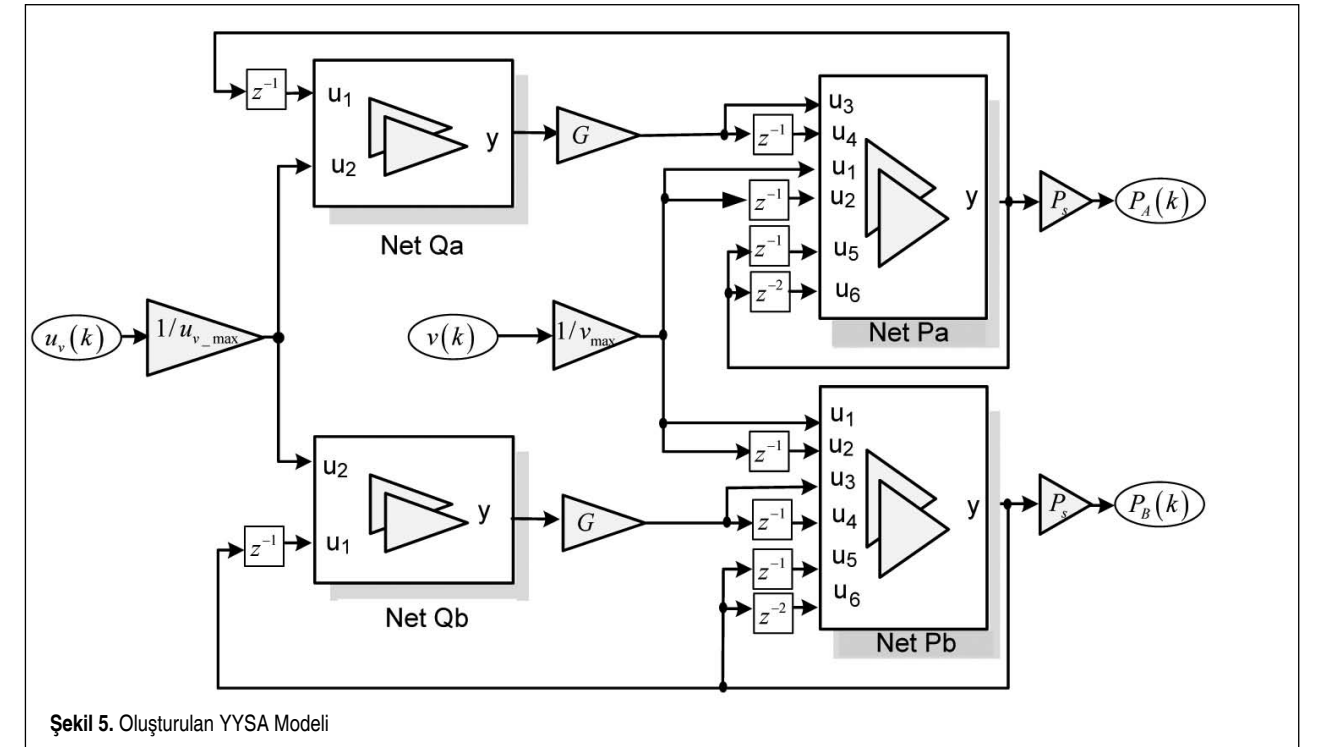
4.1 Akış Modeli İçin Oluşturulan YSA

Eğer eşitlik (3)'teki basınç değerleri maksimum pompa basıncı (P_s) ile valf makara konumu ise maksimum izin verilen valf makara konumu ile (u_{v_max}) normalize edilirse, bu doğrusal olmayan eşitlik için bir YSA tasarlanabilir. Tablo 3 deneme yanılma yoluyla tasarlanan YSA'ları belirtmekte olup #4 (en küçük eğitim hatasına sahip olan YSA) bundan sonra akışları modellemek için kullanılacak YSA mimarisini belirtmektedir. Böylece #4 ile aynı mimariye sahip iki YSA eğitilmiş olup

Tablo 3. Akış Modelleri İçin Geliştirilen YSA Mimarileri ve Eğitim Performansları

Deneme	# 1	# 2	# 3	# 4	# 5
1. katman hücreleri	10	30	5	10	15
2. katman hücreleri	-	-	5	10	15
Çıkış katman hücreleri	1	1	1	1	1
Eğitim hatası	1.6×10^{-5}	1×10^{-6}	2×10^{-5}	5×10^{-8}	1.7×10^{-5}
Eğitim verisi	9801 numune				
Eğitim yöntemi	Levenberg-Marquardt				
Aktivasyon fonksiyonu	Tanjant Sigmoid				
Eğitim devri	500				

[*] Çıkış katmanlarında doğrusal aktivasyon fonksiyonları kullanılmıştır.



Şekil 5. Oluşturulan YYSA Modeli

silindirin A oda hacmine giren debiyi çözen YSA Net Qa olarak adlandırılmış olup, silindirin B oda hacmine giren debiyi çözen YSA'ya ise Net Qb ismi verilmiştir.

4.2 Basınç Modeli İçin Oluşturulan YSA

Eşitlik (2) incelenip hidrolik sistemin basınç dinamiği ayrık zamanda yazılırsa bu kısım için tasarlanacak YSA modelinin genel denklemlerinin;

$$y(k) = W_3 \Psi [W_1 \varphi_1(k) + B_1] + W_2 \varphi_2(k) + b_2 \quad (15)$$

$$\varphi_1(k) = [v(k), v(k-1), Q_x(k), Q_x(k-1)]^T \quad (16a)$$

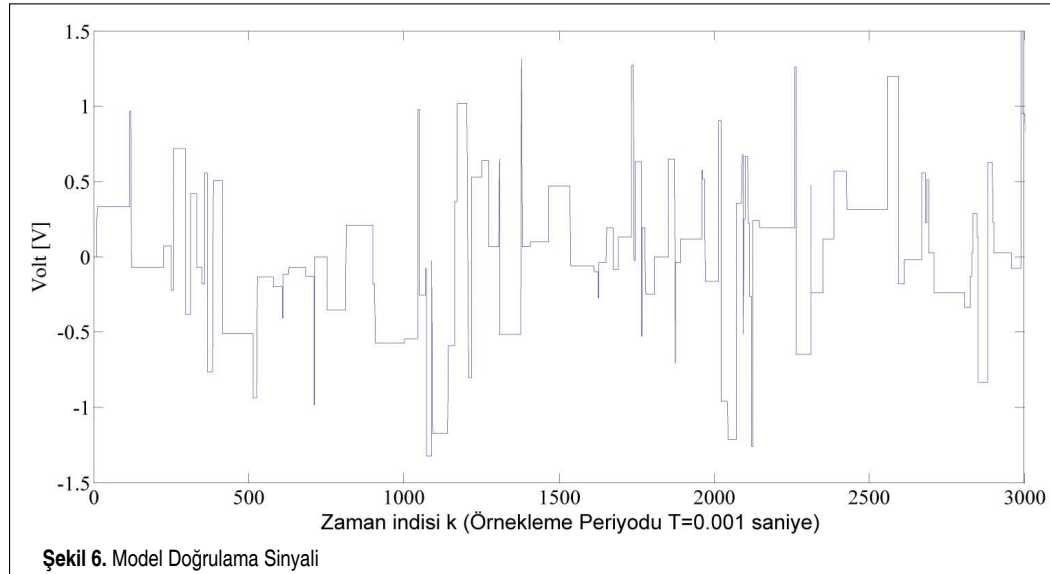
$$\varphi_2(k) = [P_x(k-1), P_x(k-2)]^T \quad (16b)$$

şeklinde olabileceği görülür. Eşitlik (15)'de $\Psi(\cdot)$ aktivasyon

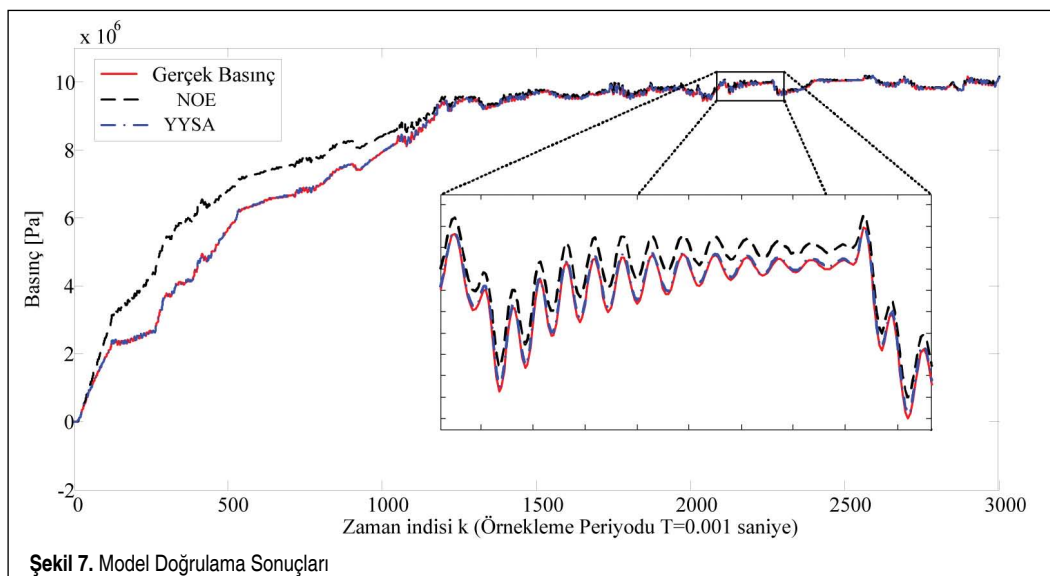
fonksiyon vektörünü; $W_1 \in \mathcal{R}^{5 \times 4}$, $W_2 \in \mathcal{R}^{1 \times 2}$, $W_3 \in \mathcal{R}^{1 \times 5}$, $B_1 \in \mathcal{R}^{5 \times 1}$, $b_2 \in \mathcal{R}$ ise YSA modelinin sinir hücrelerine ait vektörel ağırlık katsayılarını temsil etmektedir. Yine eşitlik (15) ve (16) denklemlerinde açıklanan YSA mimarisini kullanarak iki adet YSA tasarlanıp (Net Pa ve Net Pb) silindirin A odası ve B odasının basınç dinamikleri ayrı ayrı tasarlanan YSA'lara öğretilmiştir. YSA'ların eğitiminde basınç algılayıcılarından gelen veri kullanılmış olup (eşitlik (16b)'den gözüktüğü üzere) model doğrulama aşamasında artık basınç verileri donanımsal algılayıcıdan değil oluşturulan modelin kendisinden gelmektedir (Şekil 5'ten gözüktüğü üzere).

5. MODEL DOĞRULAMA SONUÇLARI

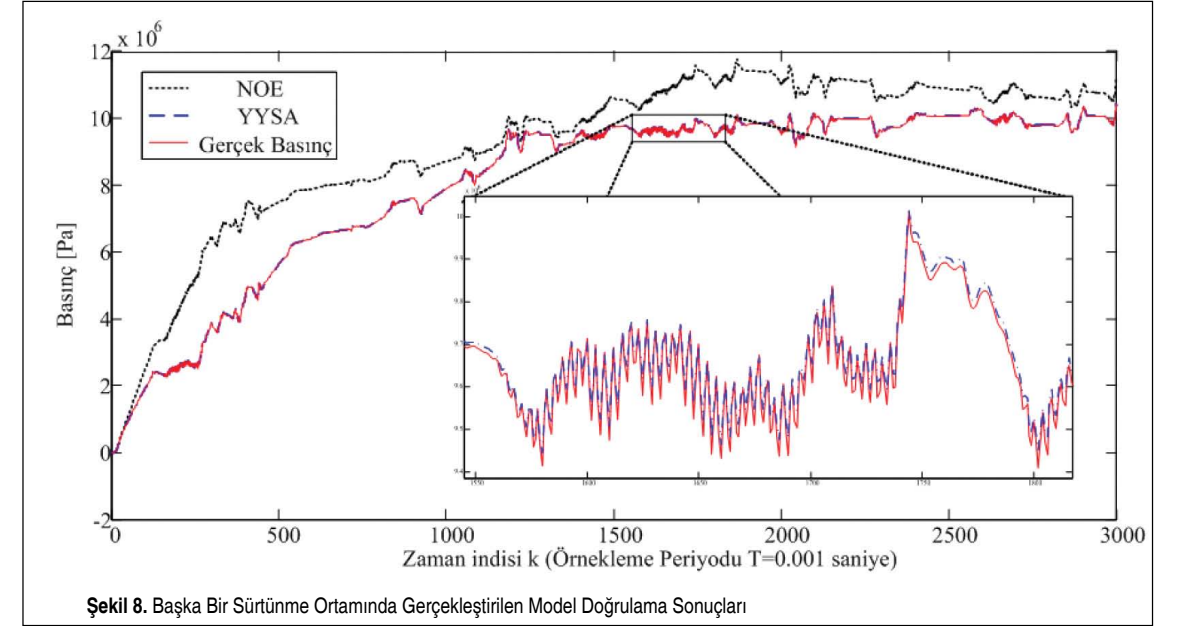
Bu benzetim çalışması için geliştirilen modellerin performanslarını karşılaştırmadan önce bir model doğrulama senaryosuna ihtiyaç bulunmaktadır. Şekil 6 bu amaç için valfe uygulanması düşünülen denetim sinyalini göstermektedir.



Şekil 6. Model Doğrulama Sinyali



Şekil 7. Model Doğrulama Sonuçları



Şekil 8. Başka Bir Sürtünme Ortamında Gerçekleştirilen Model Doğrulama Sonuçları

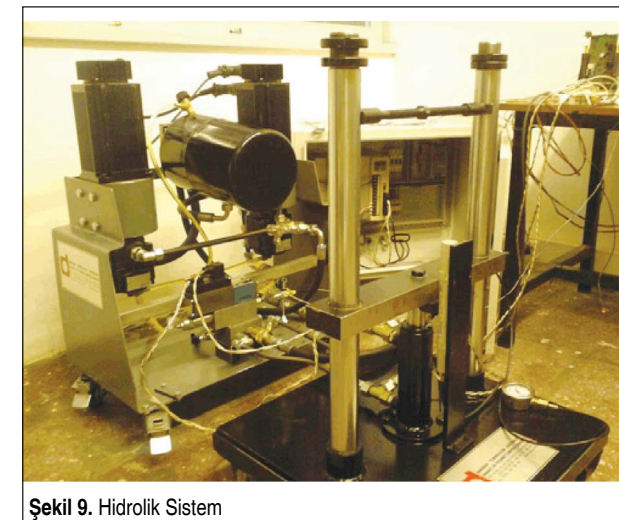
Bu benzetim çalışmasının daha gerçekçi sonuçlar verebilmesi için bir takım algılayıcı ve veri dönüştürme hataları da model doğrulama çalışmalarına dahil edilmiştir. Bu amaç kapsamında hidrolik silindirin konumunun 5 micron çözünürlüklü bir doğrusal cetvel ile okunduğu ve böylelikle hız bilgisinin birinci dereceden fark denklemi vasıtasıyla hesaplandığı $v(k) = [x(k) - x(k-1)]/T$ varsayımı yapılmaktadır. Bir başka varsayım ise servovalfe uygulanan denetim sinyalinin 12-bit analog - sayısal dönüştürücüyle okunabilmesi olmuştur.

Şekil 7, şimdiye kadar önerilen modellerin (NOE ve YYSAs), Şekil 6'da verilen doğrulama sinyaline karşı hidrolik silindirin A oda basıncını tahmin edebilme performanslarını göstermektedir. Görüldüğü üzere YYSAs modeli hidrolik silindirin A oda basıncını çok yüksek hassasiyetiyle tahmin edebilirken, NOE modelinin hata çıktısı YYSAs model çıktısı kadar hassas değildir. Şekil 8 ise yine bu iki modelin, hidrolik silindirin

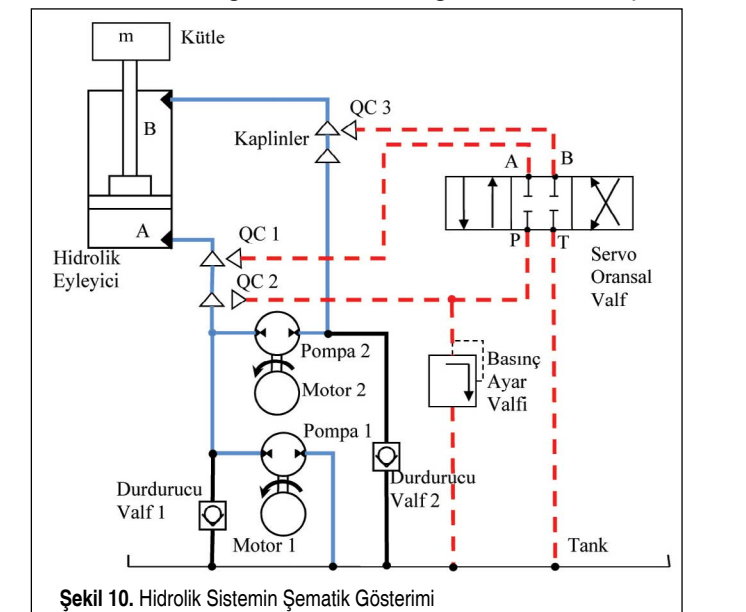
daha sürtümlü bir ortamda çalışması durumunda (benzetim çalışmasında LuGre sürtünme modeli parametreleri değiştirilir), silindirin A odası basıncını çözebilme performanslarını göstermektedir. Yine görüldüğü üzere YYSAs modeli basınç dinamiğini birebir tahmin edebilirken, NOE modelinin çıktısında olması gereken basınç değerlerine göre ciddi sapmalar bulunmaktadır.

6. YYSAs MODELİNİN GERÇEK BİR HİDROLİK SİSTEME UYGULANMASI

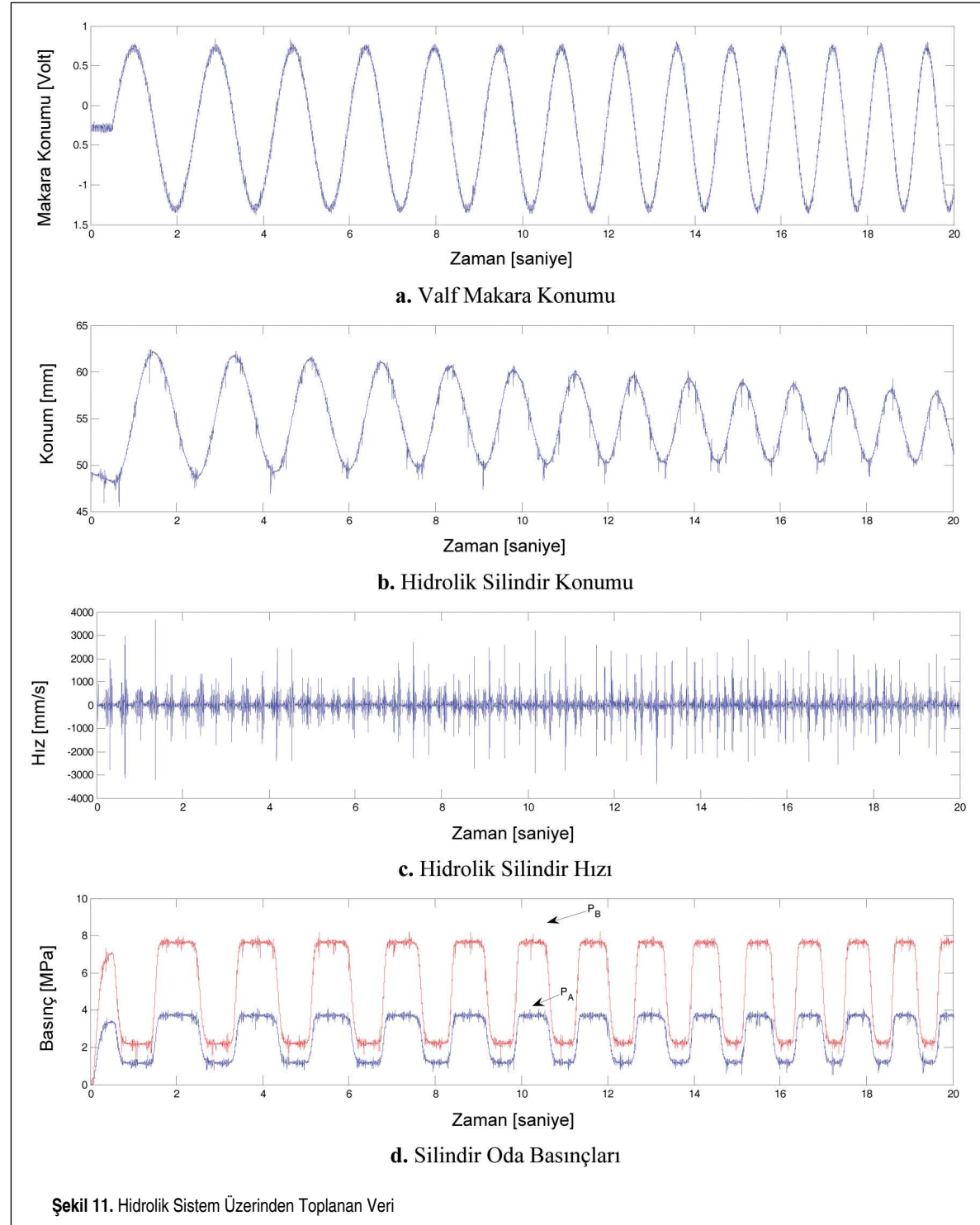
Bu bölümde servovalf denetimli hidrolik sistemlere özel olarak geliştirilmiş olan YYSAs modelinin gerçek bir hidrolik sisteme uygulaması anlatılmıştır. Şekil 9, YYSAs modelinin üzerinde deneneceği hidrolik sistemi göstermekte iken Şekil



Şekil 9. Hidrolik Sistem



Şekil 10. Hidrolik Sistemin Şematik Gösterimi



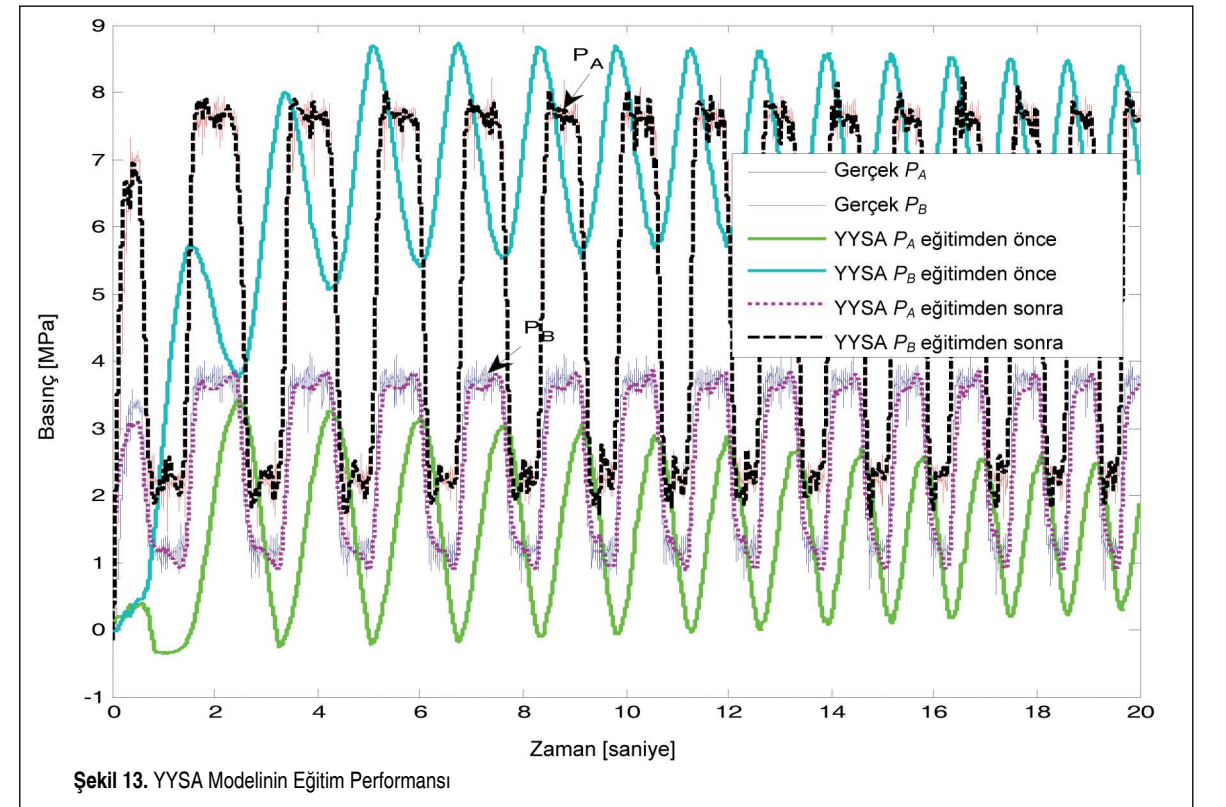
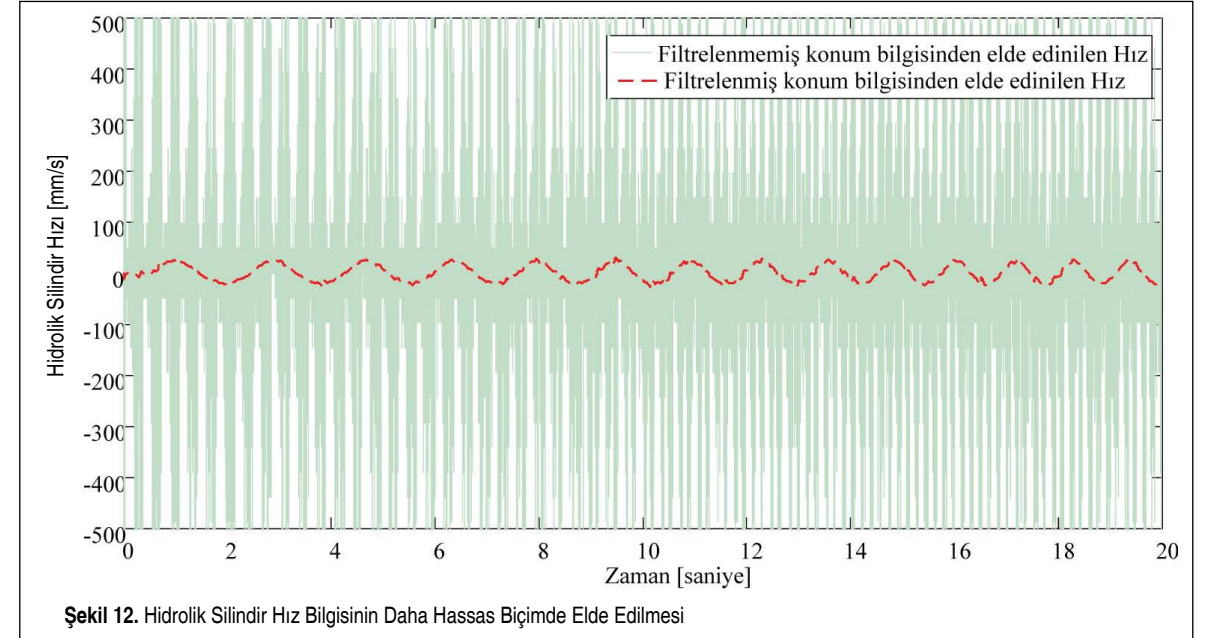
10 ise bu sistemin şematik gösterimini sunmaktadır. Şekil 10'dan da görüldüğü üzere bu hidrolik sistem valf denetimli ve değişken hızlı pompa denetimli olmak üzere iki ayrı konfigürasyonda çalışabilmektedir. Bu yüzden hidrolik devrenin gösterimi için Şekil 10'da sunulan kırmızı ve kesikli çizgiler dikkate alınmalıdır. Bu hidrolik sistem hakkında daha detaylı bilgi [10] numaralı kaynakta bulunmaktadır.

Bu hidrolik sistemde kullanılan servovalf, sıfır merkez açıklığına sahip olduğundan daha önce 4. bölümde tasarlanan YYSAs modeli aynen kullanılabilir. Eğer servovalfın yapısı farklı olsaydı (kapalı merkezli veya açık merkezli) Şekil 5'te gösterilen Net Qa ve Net Qb YYSAs modellerinin değişmesi gerekirdi. Bir başka önemli konu ise Şekil 5'teki YYSAs eşit alanlı hidrolik piston için tasarlanmış olup şimdi ele alı-

nan gerçek hidrolik sistemdeki piston Şekil 10'da görüldüğü üzere farklı alanlara sahiptir. Eşit alanlı olmayan bu hidrolik piston sistemin doğrusal olmayan davranışını daha da arttıracığından, ilk başta YYSAs modelinden yüksek performans beklenmesi hata olur. O yüzden önerilen YYSAs modeli bu gerçek sistem üzerinden veri toplanarak suretiyle son bir kez daha eğitilmeli ve modelin performansı bu eğitim aşamasından sonra irdelenmelidir. Şekil 11, bu gerçek hidrolik sistem

üzerinden toplanan ve YYSAs'ın eğitiminde kullanılacak olan verileri göstermektedir.

Şekil 11.b'den görüldüğü üzere hidrolik silindire bağlı konum algılayıcısı üzerindeki gürültü, Euler yöntemi kullanarak hesaplanana hız bilgisinin doğruluğunu ciddi oranda etkilemektedir. Şekil 11.c'den gözüktüğü üzere hız bilgisi istenilen doğrulukta hesaplanamamaktadır. Doğruluğu yüksek bir hız



bilgisi tasarlanan YYSAs için çok önemli olduğundan silindirin konum bilgisi ilk önce düşük geçiren bir süzgeçten geçirildikten sonra Euler yöntemiyle hız hesaplanacaktır. Band genişliği 20 Hz olan düşük geçiren bir filtre tasarlanmış ve böylelikle hız bilgisi Şekil 12'den gözükeceği üzere daha düzgün bir biçimde (belirli bir faz gecikmesi göz önüne alınarak) elde edilmektedir.

Daha sonra bu gerçek sistem üzerinden toplanan 20 saniye-

lik eğitim senaryosu verileri kullanılarak YYSAs modeli bir kez daha eğitilmiştir. Şekil 13, YYSAs modelinin eğitiminden önceki ve sonraki performansını göstermektedir. Eğitimden önce YYSAs modeli bu gerçek sistemin basınç dinamiğini tam olarak tahmin edemezken, eğitimden sonra 0.3 MPa (3 bar) ortalama hata değeriyle eğitim senaryosunu öğrenebildiği görülmüştür. Önceden de bahsedildiği üzere yapay sinir ağ modellerinin gerçek performans testleri eğitim senaryosu dışın-

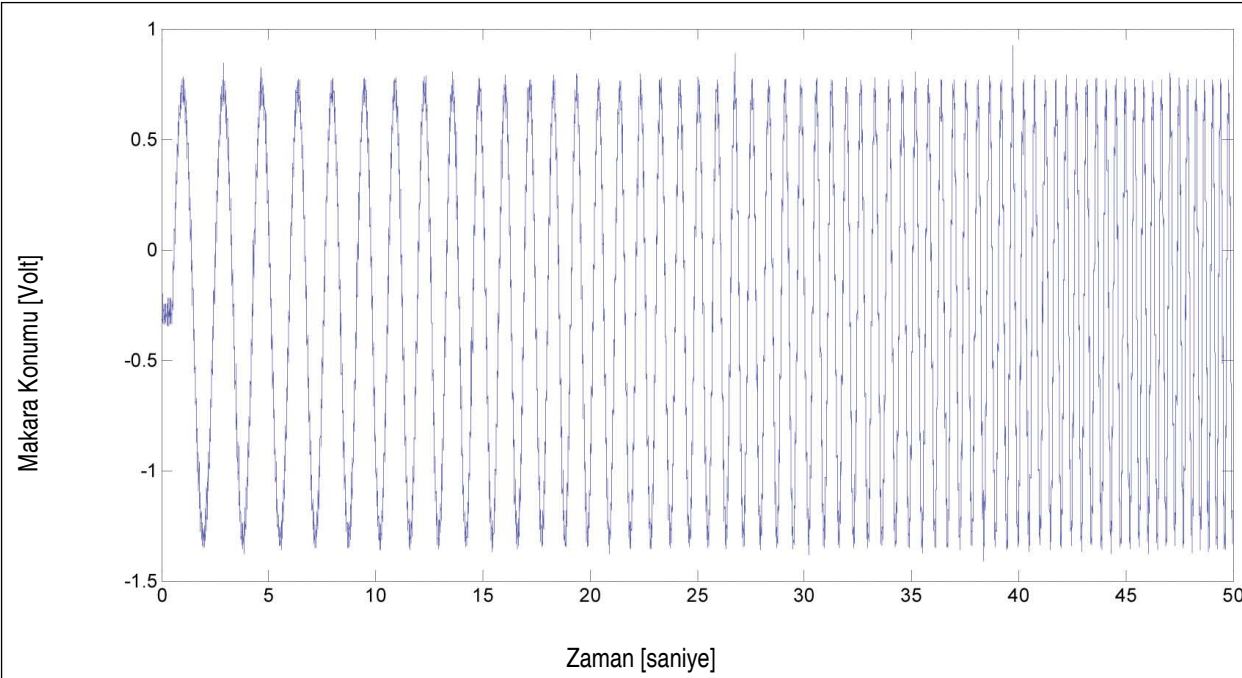
daki bir sinyal girişiyle yapılmalıdır. Bu amaç doğrultusunda servovalfe Şekil 14'te verilen denetim sinyali uygulanmış olup, Şekil 15'te ise YYSAs modelinin gerçek performansı 50 saniye boyunca gözlemlenmiştir. YYSAs modeli bu 50 saniyelik doğrulama testi boyunca hidrolik silindirin A oda basıncını 0.41 MPa (4.1 bar), B oda basıncını ise 0.31 Mpa (3.1 bar) ortalama hata değeriyle tahmin edebildiği görülmüştür.

SONUÇ

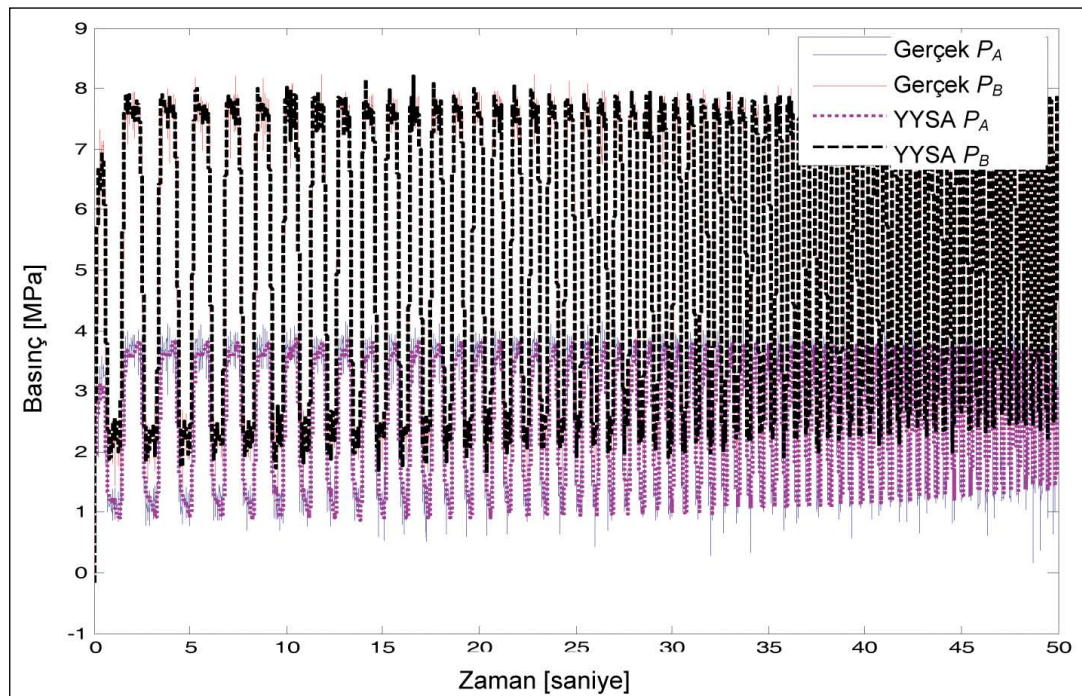
Bu çalışmada doğrusal olmayan sistemler için bilindik yapay sinir ağ modelleri (YSA) geliştirmenin her zaman mümkün olunamayacağını fakat bu gibi durumlarda eğer sistem hakkında bazı ön bilgiler mevcut ise sisteme ait temel fiziksel ilişkilerden yararlanılıp ilgili sisteme özel yapılandırılmış yapay sinir ağ modellerinin (YYSAs) geliştirilebileceği gösterilmiştir. Bu yöntemin uygulama alanı olarak ise servovalf denetimli hidrolik bir sistem seçilmiş ve bu sistemin karmaşık olan basınç dinamiğinin modellenmesi hedeflenmiştir. Bilindik YSA modelleme teknikleriyle bu doğrusal olmayan hidrolik sistemin basınç dinamiğinin öğrenilemediği görüldükten sonra YYSAs yöntemiyle sistemin basınç modeli, benzetim ortamında oluşturulmuş ve gerçek bir hidrolik sisteme pratik uygulaması da sağlanmıştır. Böylelikle servovalf denetimli hidrolik sistemlere özel geliştirilen bu YYSAs modeli, sonsuz çözüm uzayında en iyi çözüm noktasına yakın bir yerden eğitime başlayabildiği için, bilindik YSA eğitim sorunlarına (çok uzun eğitim süreleri, kararsızlık ve yakınsama) takılmadan eğitilebilmekte ve başarılı sonuçlar verebilmektedir. Ele alınan gerçek bir hidrolik düzenekte silindir oda basınçları herhangi bir basınç algılayıcısına ihtiyaç duymadan uzun vadeli ve %5 hata payı ile tahmin edilebileceği görülmüştür.

KAYNAKÇA

1. **Lemma, D.T., Ramasamy, M., Shuhaimi, M.** 2010. "System Identification Using Orthonormal Basis Filters," Journal of Applied Sciences, Cilt 10, Sayı 21.
2. **Seidl, D.R., Lorenz, R.D.** 1991. "A Structure By Which a Recurrent Neural Network Can Approximate a Nonlinear Dynamic System," Proc. of Int'l Joint Conf. on Neural Networks, Cilt 2, Sayı 709-714.
3. **Narendra, K.S., Parthasarathy, K.** 1990. "Identification and Control of Dynamical Systems Using Neural Networks," IEEE Trans. Neural Networks, Cilt 1, Sayı 4-27.
4. **Ljung, L.** 1999. "System Identification: Theory for the User," Prentice Hall, London.
5. **Nelles, O.** 2001. "Nonlinear System Identification" Springerlink, New York.
6. **Seidl, D.R.** 1996. "Motion and Motor Control Using Structured Neural Networks," Phd Dissertation, Univ. of Wisconsin-Madison.
7. **Dölen, M., Lorenz, R.D.** 2002. "General Methodologies for Neural Network Programming," Smart Engineering System Design, Cilt 4, Sayı 63-73.
8. **Canudas, W., Olsson, H., Astrom, K.J., Lischinsky, P.** 1995. "A New Model for Control of Systems with Friction," IEEE Trans. On Automatic Control, Cilt 40, Sayı 419-425.
9. **He, X., Asada, H.** 1993. "A New Method For Identifying Orders of Input-Output Models For Nonlinear Dynamical Systems," Amerikan Kontrol Konferansı, San Francisco, USA, Sayı 2520-2523.
10. **Çalışkan, H.** 2007. "Modeling and Experimental Evaluation Of Variable Speed Pump and Valve Controlled Hydraulic Servo Drives," Yüksek Lisans Tezi, Orta Doğu Teknik Üniversitesi.



Şekil 14. Model Doğrulama Sinyali



Şekil 15. Model Doğrulama Performansı