

Veriye Dayalı Bulanık Mantık Tabanlı Dinamik Sistem Modelleme

Data Driven Dynamic System Modeling Based on Fuzzy Logic

Cihan KARAKUZU*, Abdoulaye Abdramane MAKHAÏLA¹

Özet-Bulanık mantık insan düşünüş tarzından esinlenerek bulunmuş bulanık küme teorisine dayanan genel bir hesaplama sistemidir. Bu sistem mantıksal ifadeler ve dilsel değişkenler arasındaki bağıntılara dayanmaktadır. Mühendislik açısından en önemli üstünlüklerinden biri ilgilenilen sistemin matematiksel modeline ihtiyaç duymamasıdır. Temel sorun kendisinden beklenen görevi yapacak şekilde parametrelerinin en uygun değerlerinin belirlenmesidir. Bu çalışmada, yaygın olarak kullanılan Takagi-Sugeno (TS) tipi bulanık sistemin parametrelerinin eldeki giriş-çıkış verilerine dayalı olarak belirlenmesi üzerine çalışılmıştır. Bu çalışmada verilen yöntem ile önce, bulanık sistemin giriş-çıkış değişkenleri belirlenerek girişe ait değişkenler ilgili uzayda yaklaşık olarak homojen dağıtılmış üyelik fonksiyonları ile bulandırılmaktadır. Böylece bulanık sistemin şart/öncül parametreleri belirlenir. Daha sonra, en küçük karesel kestirim (LSE) yöntemi ile eldeki giriş-çıkış örnek verilerine dayalı olarak bulanık sistemin sonuç/kural parametreleri belirlenir. Bu çalışmada, anılan bu yöntem beş farklı denektaşlı dinamik sistemin TS tipi birer bulanık sistem ile modellenmesi üzerinde irdelenmiştir. Elde edilen sonuçlar tasarımcının elinde giriş-çıkış örneklerinin bulunması durumunda yöntemin etkin bir şekilde kullanılabileceğini göstermektedir.

Anahtar Kelimeler- Bulanık mantık, Sistem modelleme, Dinamik sistem, TS bulanık sistem, En küçük karesel hata

Abstract-Fuzzy logic is a general computation system based on the fuzzy set theory, which is inspired by human thinking. This system is based on the relations between logical expressions and linguistic variables. One of the most important advantages in terms of engineering is that it does not need a mathematical model of the system of interest. The main problem is to determine the most suitable values of its parameters so as to perform the task expected from it. In this study, it has investigated that the parameters of commonly used Takagi-Sugeno (TS) type fuzzy system are determined based on input / output data at hand. First, the input-output variables of the fuzzy system are determined by the method given in this study, and the variables of the input are fuzzificated by the homogeneous distributed membership functions in the related input space. Thus, the premise/antecedent parameters of the fuzzy system are determined. Then, the consequent/rule parameters of the fuzzy system are determined based on the input-output sample data with the least square estimation (LSE) method. In this study, this method is discussed on the modeling of five different dynamical systems with fuzzy systems of TS type. The results show that the method can be used effectively if the designer has input-output samples.

Keywords- Fuzzy logic, System modeling, Dynamic system, TS fuzzy system, Least square estimation

I. GİRİŞ

Gerçek sistemlerin matematiksel modelleri, bir çok mühendislik ve bilim dalının temel ilgi alanlarından biri olagelmıştır. Sistem modelleri, sistem davranış analizi ve benzetiminde, yeni sistem tasarımında, sistemlerin denetlenmesinde vb. alanlarda kullanılır. Bu sistem modellerinin, gerçeğine mümkün olduğunca uygun olarak geliştirilmesi önemli bir görevdir. Eğer model yeterince doğru değil ise özellikle yeni bir sistem tasarım aşamasında ciddi sorunlar belirir. Gerçeği yeterince yansıtan model elde etmek ile modelin karmaşıklığı arasında doğrusal bir orantı vardır. Eğer model çok basit ise üzerinde çalışılan sistemi doğru bir şekilde temsil edemez bu da yukarıda zikredilen kullanım amaçlarına hizmet edemeyeceği sonucunu doğurur. Diğer taraftan, modelin çok karmaşık olması da uygulamada kullanılabilirliğini kısıtlar.

Çoğu alışlagelmiş sistem modelleme yaklaşımlarının ortak sakıncası, üzerinde çalışılan sistem hakkında deneyime sahip işletici ve/veya mühendislerin bilgi birikimlerini etkin bir şekilde kullanımını sağlayamamalarıdır [1]. İnsanın düşünüş tarzıyla karmaşık görevleri belirsizlik altında yönetebilme kabiliyeti, bu düşünüş tarzından esinlenerek değişik modelleme kipleri arayışını tetiklemiştir.

*Sorumlu yazar iletişim: cihan.karakuzu@bilecik.edu.tr

Bilgisayar Mühendisliği, Mühendislik Fakültesi, Bilecik Şeyh Edebali Üniversitesi, Gülümbe Yerleşkesi, Bilecik

¹İletişim: makailaabdoulaye@yahoo.fr

Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı, Fen Bilimleri Enstitüsü, Bilecik Şeyh Edebali Üniversitesi, Gülümbe Yerleşkesi, Bilecik

Bu tetikleyiş biyolojik sistemler ve insan zekâsından neşet eden teknikleri çalıştıran akıllı yöntemleri doğurmuştur. Bulanık modelleme de bu yöntemlerden biridir. Dilsel değişkenler -ya da daha anlaşılır olarak bulanık kümeler- kullanarak sistem modelleme kavramı ilk kez Zadeh [2] tarafından tanımlanmış olup günümüze kadar ciddi bir gelişme göstermiştir. Çok çeşitli alanlarda kendine kullanım alanı bulmuş olup [3-8] bunlara sadece birer örnektir.

Bulanık modellemenin yapay sinir ağları gibi bilinen diğer akıllı modelleme yöntemlerine kıyasla üstün yanları mevcuttur. Kısaca bu üstünlükler:

- Bulanık modeller, bilginin işlenmesini genel fonksiyon yaklaşımçıların matematiksel özellikleri ile birleştirebilirler.
- Bulanık modeller, kural tabanlı sistemler olarak üzerinde çalışılan sistem hakkında uzmanlık bilgisini model içine katmaya uygun esnek matematiksel yapıya sahiptir.
- Bulanık modeller, geleneksel regresyon yöntemleri ile birleştirilip veri-sürümlü öğrenme algoritmalarının kullanılmasını sağlayabilirler.

Bu makalede, bulanık modellemenin yukarıda verilen üstünlüklerini veri-sürümlü eğrisel dinamik sistem modelleme problemi üzerinde sergilemek amaçlanmıştır. Bu amaç için, öğrenme algoritmalarını işletmeye uygun esnek matematiksel yapıya sahip olması sebebiyle sıklıkla kullanılan Takagi-Sugeno (TS) bulanık modeli [9] kullanılmıştır. TS bulanık model ile örnek eğrisel dinamik sistemlerin geleneksel LSE öğrenme yöntemiyle modellenmesi irdelenmiştir.

II. VERİYE DAYALI BULANIK MODELLEME

Bu bölümde veriye dayalı modelleme için kullanılacak yöntem [1] [9] açıklanacaktır. Modelleme için kullanılmak üzere elimizde N adet giriş-çıkış çiftleri $(x_i, y_i) \mid i=1,2,\dots,N$ olduğunu düşünelim. Burada, $x_i \in R^p$ giriş vektörü ve y_i skaler çıkış olarak tanımlıdır. $X \in R^{N \times p}$ satırlarında x_k^T giriş vektörlerini barındıran matris, $\mathcal{Y} \in R^N$ modellemede kullanılacak istenen çıkış y_k örneklerini içeren bir vektörü gösterebilir.

$$X = [x_1, \dots, x_N]^T, \quad \mathcal{Y} = [y_1, \dots, y_N]^T \quad (1)$$

Bu çalışmada, modelleme aracı olarak kullanılacak TS yapısının sonuç (kural) parametrelerinin en küçük kareler yöntemiyle kestirimi kullanılmıştır. Bu yaklaşımda TS bulanık modelin şart parametreleri, girişlere ait üyelik fonksiyonlarının ilgili değişken değişim aralığında homojen bir şekilde yerleştirilmesiyle belirlenmektedir. Sıfırıncı dereceden (tek ton) ve birinci dereceden TS bulanık modellerinin sırasıyla eşitlik (2) ve eşitlik (3)'de verilen formüllerinden de görüleceği üzere a_i, b_i sonuç/kural parametrelerinin doğrusal bir ifadesi olduğu anlaşılır.

$$y = \frac{\sum_{i=1}^K \beta_i b_i}{\sum_{i=1}^K \beta_i} \quad (2)$$

$$y = \frac{\sum_{i=1}^K \beta_i y_i}{\sum_{i=1}^K \beta_i} = \frac{\sum_{i=1}^K \beta_i (a_i^T x + b_i)}{\sum_{i=1}^K \beta_i} \quad (3)$$

Bu nedenle bu parametreler mevcut veriden en küçük kareler tekniğiyle kestirilebilir. $\Gamma_i \in R^{N \times N}$, k diyagonal elemanı olarak eşitlik (4)'de tanımlanan k ncı giriş için normalleştirilmiş üyelik derecesini $(\gamma_i(x_k))$ içeren diyagonal matrisini gösterebilir. X giriş matrisine birim kolon ekleyerek genişletilmiş $X_e = [X, 1]$ matrisi oluşturulur. Bu işlemin sonrasında, eşitlik (5)'te tanımlanan $X' \in R^{N \times KN}$ matrisi elde edilir.

$$\gamma_i(x) = \beta_i(x) / \sum_{j=1}^K \beta_j(x) \quad (4)$$

$$X' = [\Gamma_1 \times X_e \quad \Gamma_2 \times X_e \quad \dots \quad \Gamma_k \times X_e] \quad (5)$$

TS modelinin sonuç/kural parametreleri (a_i, b_i) tek parametre vektöründe $(\theta \in R^{K(p+1)})$ eşitlik (6)'da verildiği gibi toplanmış olsun.

$$\theta = [a_1^T b_1, a_2^T b_2, \dots, a_k^T b_k]^T \quad (6)$$

X, \mathcal{Y} verileri verildiğinde, (2) ve (3) denklemleri $\mathcal{Y} = X'\theta + \varepsilon$ matris formunda yazılabilir. Bilinen doğrusal cebir işlemleriyle θ parametre vektörü eşitlik (7) ile çözülebilir.

$$\theta = [(X')^T X']^{-1} (X')^T y \quad (7)$$

Eşitlik (7) en az tahmin hatası veren en uygun (optimal) en küçük kareler çözümüdür. Bununla birlikte bu çözüm, yerel modellerin parametreleri olarak bulanık sistem sonuç parametrelerinin tahminlerini sapmalı olarak tutabilir. Yerel model parametrelerinin doğru bir tahmini isteniyorsa, kural başına uygulanan eşitlik (8)'deki ağırlıklı en küçük kareler yaklaşımı kullanılabilir.

$$[a_i^T, b_i]^T = [X_e^T \Gamma_i X_e]^{-1} X_e^T \Gamma_i y \quad (8)$$

Bu durumda, her bir kuralın parametreleri birbirinden bağımsız olarak tahmin edilir ve böylece kuralların etkileşimleri tarafından herhangi bir sapma belirlenmez. Eşitlik (7) ve (8), K adet kurala sahip TS bulanık modeli için doğrudan uygulanabilir.

Yukarıda verilen yöntemde eşitlik (5) ve (8)'de kullanılan $\Gamma_i \in R^{N \times N}$ diyagonal bir matris olup eşitlik (9)'da verildiği gibi bir yapıya sahiptir.

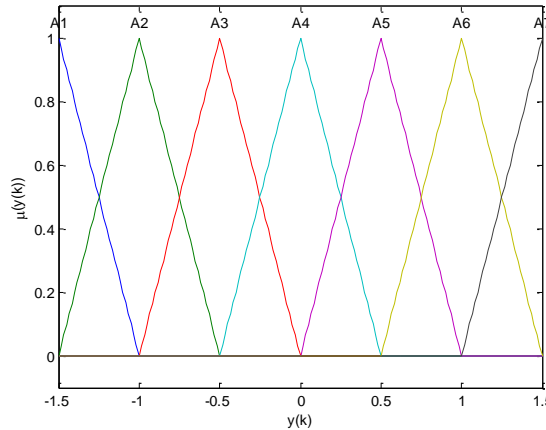
$$\Gamma_i = \begin{bmatrix} \gamma_i(x_1) & 0 & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \gamma_i(x_N) \end{bmatrix}_{N \times N} \quad (9)$$

Yukarıda açıklanan yöntemi [9]'da de verilen bir örnek üzerinde açıklayalım: Birinci dereceden fark denklemi ile eşitlik (10)'daki gibi tanımlanan doğrusal olmayan bir dinamik sistemi [9] ele alalım.

$$y(k+1) = y(k) + u(k)e^{-3|y(k)|} \quad (10)$$

Bu sistemde Şekil 2'de verilen $u(k)$ giriş dizisi kullanılarak 300 adet giriş-çıkış veri çifti kümesi oluşturulmuştur. Bu veri kümesi eşitlik (9)'da verilen sistemi modellemek için kullanılacak TS bulanık sistemin kural parametrelerinin belirlenmesinde kullanılmıştır. Bulanık sistemin işlediği kural yapısı eşitlik (11)'de verildiği gibidir. Bu örnek için kullanılacak bulanık sistem tek giriş-tek çıkışlı bir sistem olup, giriş değişkeni ($y(k)$) yedi eşit aralıklı üçgen üyelik fonksiyonları ile (A_1, \dots, A_7) Şekil 1'de gösterildiği gibi ilgili uzayda homojen olarak bulandırılmıştır.

$$\text{Eğer } y(k)A_i \text{ ise } y(k+1) = a_i y(k) + b_i u(k) \text{ dir.} \quad (11)$$



Şekil 1. $y(k)$ girişi için belirlenmiş üçgen üyelik fonksiyonları.

Örnek sistemimiz eşitlik (10)'daki türden 7 adet bulanık kural içerdiğinden, kural parametre vektörü $\theta = [a_1 b_1 a_2 b_2 a_3 b_3 \dots a_7 b_7]^T_{K(p+1)=7 \times (1+1)=14}$ şeklindedir. Eşitlik (8)'de verilen ağırlıklı en küçük kareler kestirimi ile TS bulanık sistemin kural/sonuç parametreleri $a^T = [0.8992 \ 1.0184 \ 1.1399 \ 0.5092 \ 1.1689 \ 0.9973 \ 0.9924]$, $b^T = [-0.1076 \ 0.0206 \ 0.1813 \ -0.0214 \ -0.1253 \ 0.0045 \ 0.0101]$ değerlerinde elde edilmiştir. Elde edilen bu parametreler ile eğitim verisi için bulanık sistemin başarımı Şekil 2'de verilmiştir. Şekilden de görüleceği üzere, eğitim verisi için bulanık sistemin başarımı oldukça

iyidir. Parametreleri yukarıda anlatıldığı şekilde elde edilen bulanık sistemin başarımını test etmek için başka bir $u(k)$ giriş dizisi ile test veri kümesi elde edilmiş ve bu veri kümesi ile yukarıda verilen parametrelerle kurulmuş bulanık sistemin Şekil 3'de verilen başarımı verdiği gözlenmiştir. Şekil 2 ve Şekil 3'de verilen karşılaştırmalı başarımlardan da görüleceği üzere; mavi renkle verilmiş olan kural parametreleri belirlenen bulanık sistemin cevabı ile siyah düz çizgi ile verilmiş olan ise istenen sistem cevabı birbirleriyle örtüşmüştür. Şekil 3'de verilen başarımın eğitimde kullanılmayan giriş örnekleri için olduğunu özellikle vurgulamak gerek. Bu açıklayıcı örnek için kullanılan yöntemde $p=1$, $K=7$, $N=300$ alınmıştır. Bu örnek için kullanılan MATLAB program kodları aşağıda verildiği gibidir.

```
load ukkadata.mat
x= [0.5 ytrain(1:299)]';%eğitim için giriş
y= ytrain';%eğitim için çıkış
xt= [0.5833 ytest(1:299)]'; %test için giriş
yt=ytest'; %test için çıkış

Xe= [x ones(size(x))]; %%% genişletilmiş giriş

%% üyelik fonksiyonu tanımları
mA1= trapmf (x, [-1.5 -1.5 -1.25 -1]);
mA2= trimf (x, [-1.5 -1 -0.5]);
mA3= trimf (x, [-0.5 -0.5 0]);
mA4= trimf (x, [-0.5 0 0.5]);
mA5= trimf (x, [0 0.5 1]);
mA6= trimf (x, [0.5 1 1.5]);
mA7= trapmf (x, [1 1.25 1.5 1.5]);

%% EĞİTİM İŞLEMLERİ
%% gamma değerleri hesabı
for n= 1:length(x)
    gamma1(n)= mA1(n)/(mA1(n)+ mA2(n)+mA3(n)+mA4(n)+mA5(n)+mA6(n)+mA7(n));
    gamma2(n)= mA2(n)/(mA1(n)+ mA2(n)+mA3(n)+mA4(n)+mA5(n)+mA6(n)+mA7(n));
    gamma3(n)= mA3(n)/(mA1(n)+ mA2(n)+mA3(n)+mA4(n)+mA5(n)+mA6(n)+mA7(n));
    gamma4(n)= mA4(n)/(mA1(n)+ mA2(n)+mA3(n)+mA4(n)+mA5(n)+mA6(n)+mA7(n));
    gamma5(n)= mA5(n)/(mA1(n)+ mA2(n)+mA3(n)+mA4(n)+mA5(n)+mA6(n)+mA7(n));
    gamma6(n)= mA6(n)/(mA1(n)+ mA2(n)+mA3(n)+mA4(n)+mA5(n)+mA6(n)+mA7(n));
    gamma7(n)= mA7(n)/(mA1(n)+ mA2(n)+mA3(n)+mA4(n)+mA5(n)+mA6(n)+mA7(n));
end

Gama1= diag(gamma1); Gama2= diag(gamma2);Gama3= diag(gamma3);Gama4= diag(gamma4);
Gama5= diag(gamma5); Gama6= diag(gamma6);Gama7= diag(gamma7);

%%Ağırlıklı en küçük kareler yaklaşımı
teta=[inv(Xe'*Gama1*Xe)*Xe'*Gama1*y inv(Xe'*Gama2*Xe)*Xe'*Gama2*y...
    inv(Xe'*Gama3*Xe)*Xe'*Gama3*y inv(Xe'*Gama4*Xe)*Xe'*Gama4*y...
    inv(Xe'*Gama5*Xe)*Xe'*Gama5*y inv(Xe'*Gama6*Xe)*Xe'*Gama6*y...
    inv(Xe'*Gama7*Xe)*Xe'*Gama7*y];
a=teta(1,:);% "a" kural parametreleri için çözüm vektörü
b=teta(2,:);% "b" kural parametreleri için çözüm vektörü
%% EĞİTİMİN SONU

load uk_lar.mat;

%% Eğitim verisi için bulunan kural parametreleri ile BAŞARIM
for i= 1:length(x)
    p1= a(1)*x(i)+ b(1)*uktrain(i);
    p2= a(2)*x(i)+ b(2)*uktrain(i);
    p3= a(3)*x(i)+ b(3)*uktrain(i);
    p4= a(4)*x(i)+ b(4)*uktrain(i);
    p5= a(5)*x(i)+ b(5)*uktrain(i);
    p6= a(6)*x(i)+ b(6)*uktrain(i);
    p7= a(7)*x(i)+ b(7)*uktrain(i);

    w1= mA1(i); w2= mA2(i);w3= mA3(i); w4= mA4(i);
    w5= mA5(i); w6= mA6(i); w7= mA7(i);
    train_result(i)=(w1*p1+w2*p2+w3*p3+w4*p4+w5*p5+w6*p6+w7*p7)/ ...
        (w1+w2+w3+w4+w5+w6+w7);
end
```

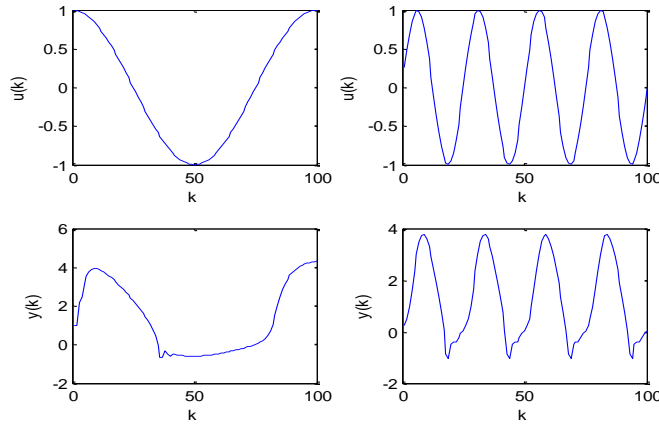

bulanık sistemin başarımını gözlemek amacıyla eşitlik (14)'de verilen giriş dizisi kullanılarak test verisi elde edilmiştir. Elde edilen eğitim ve test verileri Şekil 4'de grafiksel olarak verilmiştir.

$$y(k) = \frac{y(k-1).y(k-2).(y(k-1)+2.5)}{1+y^2(k-1)+y^2(k-2)} + u(k) \quad (12)$$

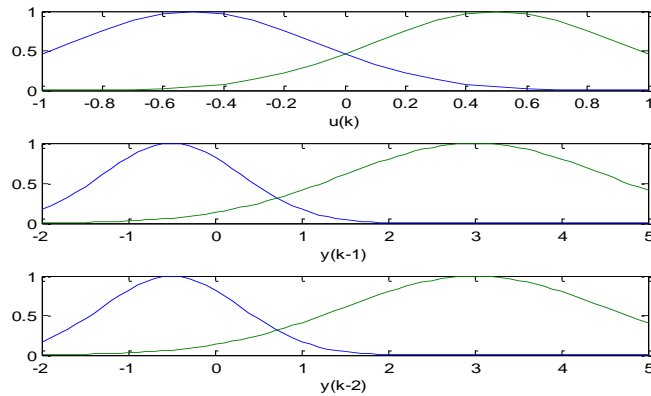
$$u(k) = \cos \frac{2\pi k}{100} \quad (13)$$

$$u(k) = \sin \frac{2\pi k}{100} \quad (14)$$

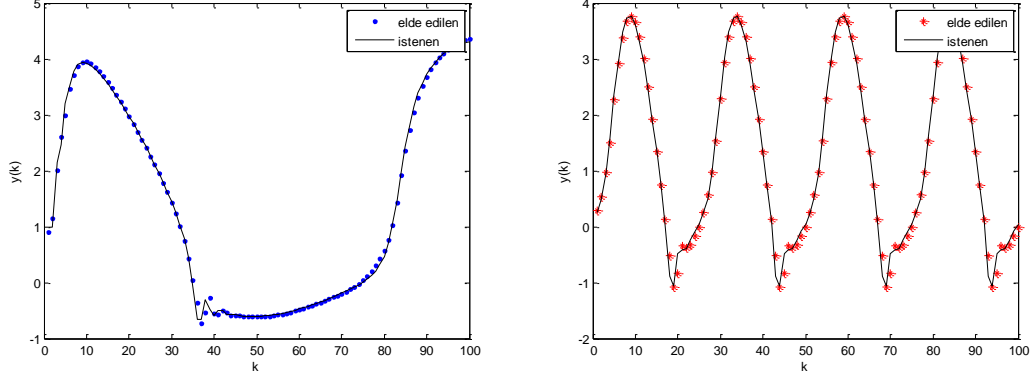
Bu sistemin modellenmesinde $u(k), y(k-1), y(k-2)$ girişleri kullanılmıştır. Her bir giriş ikişer üyelik fonksiyonu ile bulandırılmıştır. Bu sistemin modellenmesinde 8 kural kullanılmış olup toplam 32 belirlenmesi gerekli parametre vardır. Şekil 5'de bu değişkenler için kullanılan üyelik fonksiyonları verilmiştir. Şekilden de görüleceği üzere girişlere ait üyelik fonksiyonları ilgili değişkenin değişim aralığında yaklaşık olarak homojen olacak şekilde tasarımcı tarafından önceden belirlenmiştir. Bu üyeliklik fonksiyonları ile eğitim verisi kullanılarak 3 giriş 1 çıkışı olan TS bulanık sistemin 32 adet kural/sonuç parametrelerinin değerleri eşitlik (8) ile tanımlanan yöntem ile belirlenmiştir. Belirlenen bu parametreler kullanılarak oluşturulan TS bulanık sistemin cevabı hem eğitim ve hem de test verileri için elde edilmiştir. Şekil 6'da edilen başarımlar kıyaslamalı olarak verilmiştir. Şekilden de görüleceği üzere hem eğitim hem de test verisi için istenilen cevaba çok yakın bir başarımlar elde edilmiştir. Test verisinin parametre belirleme aşamasında hiçbir şekilde kullanılmadığı göz önüne alındığında, Şekil 6'nın sağ tarafında verilen başarımlar yöntemin uygun bir şekilde parametre belirlediğini göstermektedir.



Şekil 4. ÖDS 1 için eğitim (sol) ve test (sağ) giriş $u(k)$ ve çıkış $y(k)$ dizileri.



Şekil 5. ÖDS 1'in modellenmesinde kullanılan giriş değişkenlerinin üyelik fonksiyonları.



Şekil 6. Eğitim (sol) ve test (sağ) verisi için elde edilen modelleme başarımları.

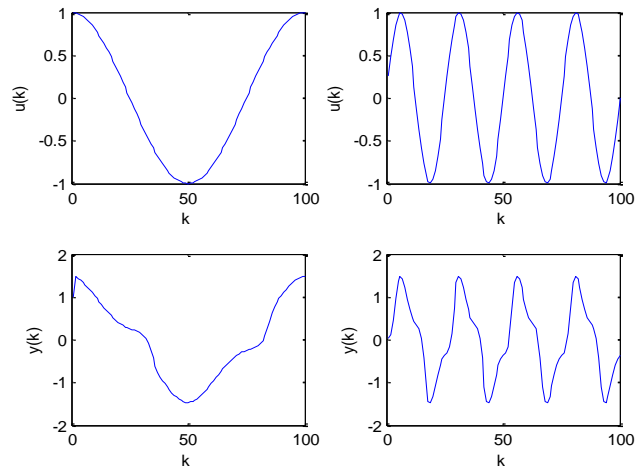
B. Örnek Dinamik Sistem 2 (ÖDS-2)

Sistemin matematiksel tanımı eşitlik (15)'de [10] verilmiştir. Bu sistemin modellenmesinde kullanılmak üzere eşitlik (16)'de verilen giriş dizisi kullanılarak eğitim verisi Şekil 7'de sol sütunda verildiği şekilde elde edilmiştir. Modelleme sonucu elde edilen bulanık sistemin başarımlarını gözlemek amacıyla eşitlik (17)'de verilen giriş dizisi kullanılarak test verisi Şekil 7'de sağ sütunda verildiği şekilde elde edilmiştir. Bu sistem, girişleri $u(k)$, $y(k)$, $y(k-1)$ olan her girişin için ikişer üyelik fonksiyonu (Şekil 8) ile bulandırıldığı sekiz kural ve toplam 32 parametreye sahip TS bulanık sistemi ile modellenmiştir. Modelleme başarımları eğitim ve test veri seti için Şekil 9'da verildiği şekilde olmuştur. Şekil 9'da sağ tarafta verilen başarımlar incelendiğinde yöntemin hiç kullanmadığı verileri içeren test verileri için de istenen ile uyumlu bir başarımlar verecek şekilde parametre belirlediği bir kez daha görülmüştür. Sadece negatif alt çukur bölgelerinde az da olsa sapmalar mevcuttur. Bu sistem için literatürdeki diğer yöntemlerle elde edilen cevaplarda da bu durumun olduğunu özellikle belirtmek değerlendirme için faydalı olacaktır.

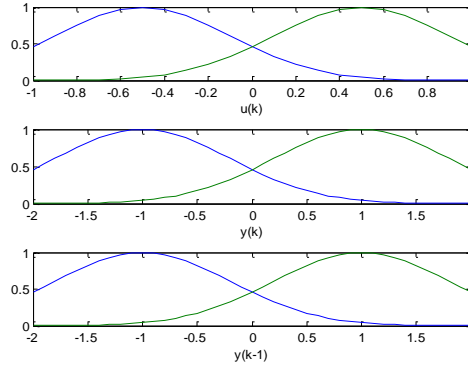
$$y(k+1) = \frac{y(k)}{1+y^2(k)} + u^3(k) \quad (15)$$

$$u(k) = \cos \frac{2\pi k}{100} \quad (16)$$

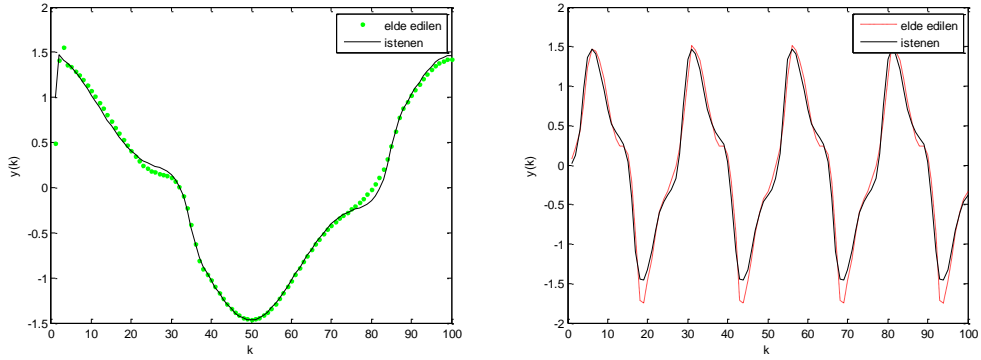
$$u(k) = \sin \frac{2\pi k}{100} \quad (17)$$



Şekil 7.ÖDS 2 için eğitim (sol) ve test (sağ) giriş $u(k)$ ve çıkış $y(k)$ dizileri.



Şekil 8. ÖDS 2'nin modellenmesinde kullanılan giriş değişkenlerinin üyelik fonksiyonları.

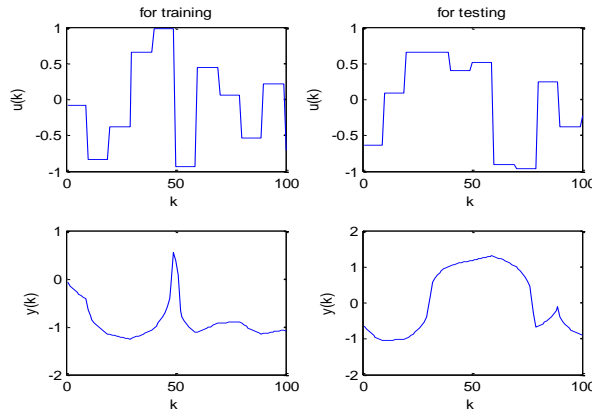


Şekil 9. Eğitim (sol) ve test (sağ) verisi için elde edilen modelleme başarımı.

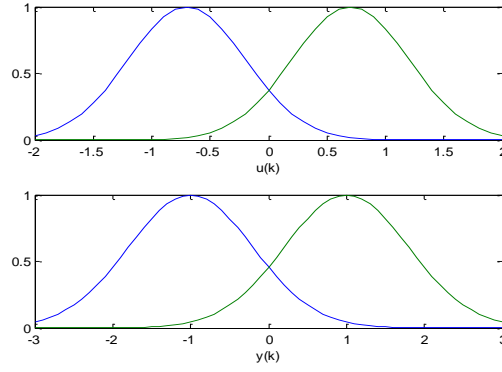
C. Örnek Dinamik Sistem 3 (ÖDS-3)

Sistemin matematiksel tanımı eşitlik (18)'de [9] verilmiştir. Bu sistemin modellenmesinde kullanılmak üzere $[-1 \ 1]$ aralığında rasgele genlikli 10 örnekleme periyodu süreli darbelerden oluşan $u(k)$ giriş dizileri ile eğitim ve test verisi Şekil 10'da verildiği şekilde hazırlanmıştır. TS ile bu sistemin modellenmesinde giriş olarak $u(k)$ ve $y(k)$ giriş olarak kullanılmış olup bu girişler Şekil 11'de verilen üyelik fonksiyonları ile bulandırılmıştır. Bu sistemin modellenmesinde toplam 12 parametre değeri eğitim verisi kullanılarak belirlenmiştir. Belirlenen parametreleriyle TS bulanık sisteminin başarımı hem eğitim hem de test veri kümesi için Şekil 12'de kıyaslamalı olarak verilmiştir.

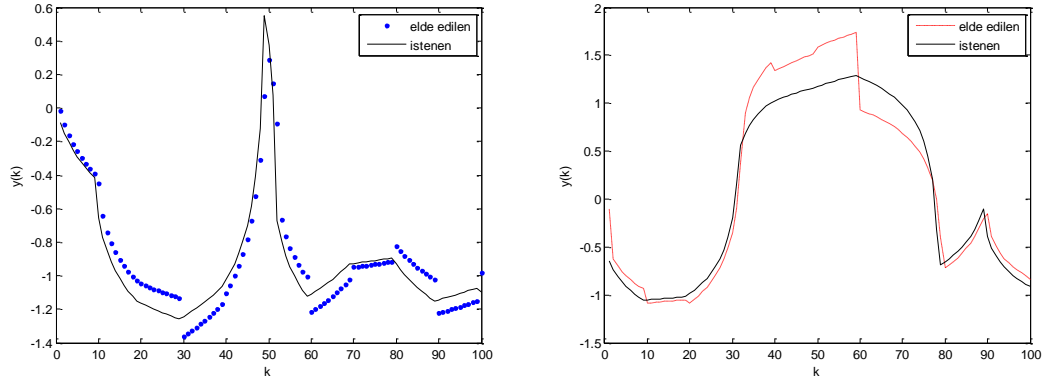
$$y(k + 1) = y(k) + u(k)e^{-3|y(k)|} \quad (18)$$



Şekil 10. ÖDS 3 için eğitim (sol) ve test (sağ) giriş $u(k)$ ve çıkış $y(k)$ dizileri.



Şekil 11. ÖDS 3'in modellenmesinde kullanılan giriş değişkenlerinin üyelik fonksiyonları.



Şekil 12. Eğitim (sol) ve test (sağ) verisi için elde edilen modelleme başarımı.

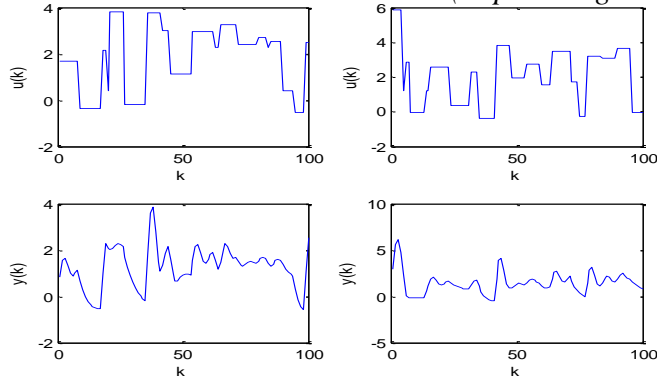
Şekil 12'de kıyaslamalı olarak verilen başarımların özellikle de test verisi çok uyumlu olmadığı gözlenmektedir. Bu başarım eksikliğinin sistemin eğriliğinin yüksekliği, modelleme için kullanılan giriş değişkeni türlerinin yetersizliği, kullanılan $u(k)$ giriş dizilerinin sistemin davranışı bakımından modellemeyi zorlaştırıcı etkisinin olduğu gibi sebeplere bağlı olduğu değerlendirilmiştir.

D. Örnek Dinamik Sistem 4 (ÖDS-4)

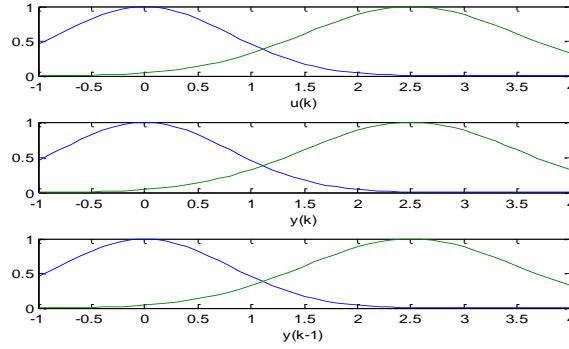
Sistemin matematiksel tanımı eşitlik (19)'de [11] verilmiştir. Bu sistemin modellenmesinde kullanılmak üzere $[-5, 5]$ aralığında rasgele genlikli (0-10) aralığında rasgele örnekleme periyodu süreli darbelerden oluşan $u(k)$ giriş dizileri ile eğitim ve test verisi Şekil 13'da verildiği şekilde hazırlanmıştır. TS ile bu sistemin modellenmesinde giriş olarak $u(k)$, $y(k)$ ve $y(k-1)$ giriş olarak kullanılmış olup bu girişler Şekil 14'de verilen üyelik fonksiyonları ile bulandırılmıştır. Bu sistemin modellenmesinde toplam 32 parametre değeri eğitim verisi kullanılarak belirlenmiştir. Belirlenen parametreleriyle TS bulanık sisteminin başarımı hem eğitim hem de test veri kümesi için Şekil 15'de kıyaslamalı olarak verilmiştir.

Şekil 15'de kıyaslamalı olarak verilen başarımların son derece uyumlu olduğu gözlenmektedir. Bu çalışmada sunulan yöntemin etkinliği verilen bu başarım ile bir kez daha teyit edilmiştir.

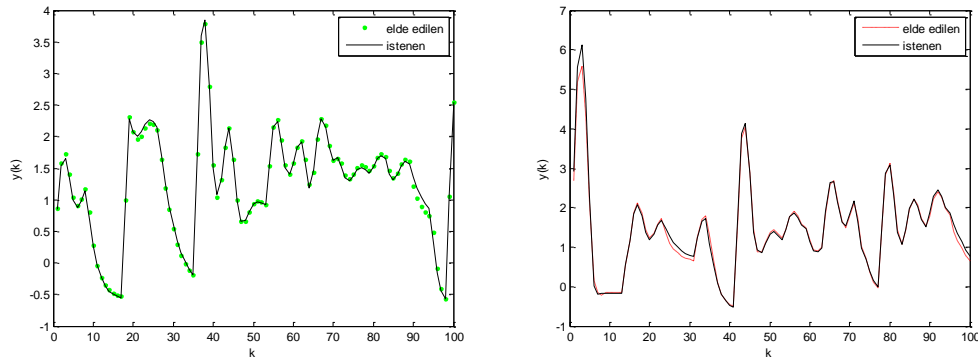
$$y(k+1) = \frac{24+y(k)}{30} + y(k) - 0.8 \frac{u(k)^2}{1+u(k)^2} y(k-1) + 0.5u(k) \quad (19)$$



Şekil 13. ÖDS 4 için eğitim (sol) ve test (sağ) giriş $u(k)$ ve çıkış $y(k)$ dizileri.



Şekil 14. ÖDS 4'ün modellenmesinde kullanılan giriş değişkenlerinin üyelik fonksiyonları.



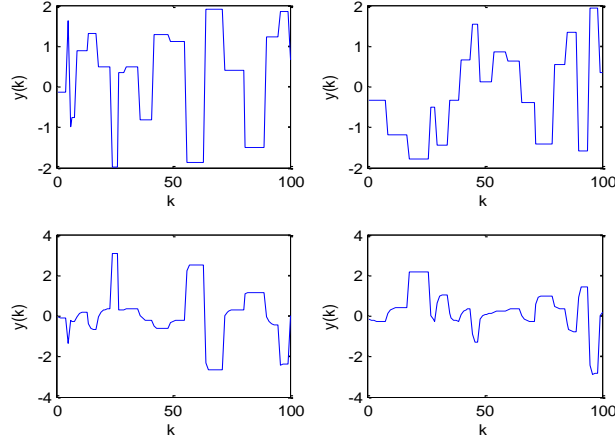
Şekil 15. Eğitim (üst) ve test (alt) verisi için elde edilen modelleme başarımı.

E. Örnek Dinamik Sistem 5 (ÖDS-5)

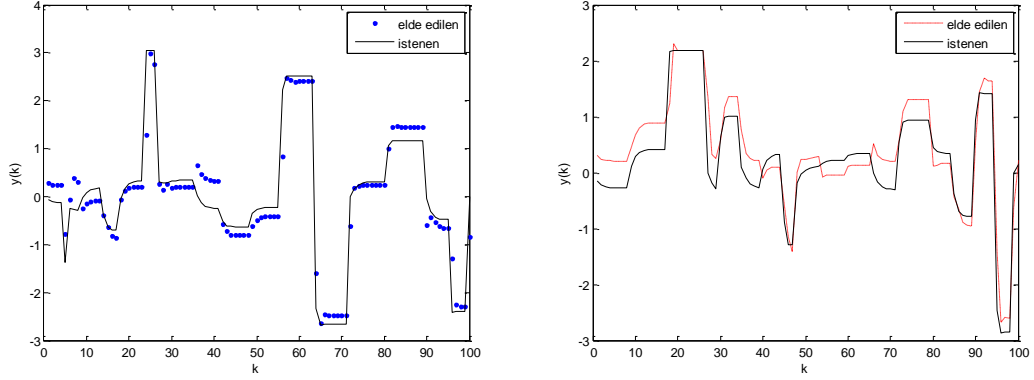
Sistemin matematiksel tanımı eşitlik (20)'de [12] verilmiştir. Bu sistemin modellenmesinde kullanılmak üzere $[-2 \ 2]$ aralığında rasgele genlikli $(0 \ 10]$ aralığında rasgele örnekleme periyodu süreli darbelerden oluşan $u(k)$ giriş dizileri ile eğitim ve test verisi Şekil 16'da verildiği şekilde hazırlanmıştır. TS ile bu sistemin modellenmesinde giriş olarak $u(k)$ ve $y(k)$ giriş olarak kullanılmıştır. Bu sistemin modellenmesinde toplam 12 parametre değeri eğitim verisi kullanılarak belirlenmiştir. Belirlenen parametreleriyle TS bulanık sisteminin başarımı hem eğitim hem de test veri kümesi için Şekil 17'de kıyaslamalı olarak verilmiştir.

Şekil 17'de kıyaslamalı olarak verilen başarımların istenen eğitim ve test verisi ile çok uyumlu olmadığı gözlenmektedir. Bu başarım eksikliğinin sebebinin ÖDS-3 için de geçerli olan sebepler olduğu değerlendirilmiştir. Bu örnek için de ÖDS-3'de olduğu gibi giriş olarak sadece $u(k)$ ve $y(k)$ giriş olarak kullanılmasının etkili olduğu baskın sebep olduğu söylenebilir. Giriş değişkeni olarak $y(k-1)$ gibi ilave bir değişkenin kullanılması dinamik sistemlerin doğasına uygun olarak başarımı yükseltebilir.

$$y(k+1) = 0.5 * \left(\frac{y(k)}{1 + y^2(k)} + (1 + u(k))u(k)(1 - u(k)) \right) \quad (20)$$



Şekil 16. ÖDS 5 için eğitim (sol) ve test (sağ) giriş u(k) ve çıkış y(k) dizileri.



Şekil 17. Eğitim (üst) ve test (alt) verisi için elde edilen modelleme başarımı.

IV. SONUÇ

Bu makalede, veriye dayalı bulanık modelleme için şablon bir öğrenme yöntemi tanımlanmış olup bu yöntemin kullanımı kod bazında bir örnek ile açıkça gösterilmiştir. Tanımlanan modelleme yönteminin başarımı beş farklı eğrisel örnek dinamik sistem modellemesi problemi üzerinde de ayrıca kapsamlı olarak gösterilmiştir. Verilen grafiksel karşılaştırmalı sonuçlardan görüleceği üzere yöntemin başarımı oldukça tatmin edici seviyede bulunmuştur. Burada verilen şablon modelleme yöntemi ile yeteri sayıda giriş-çıkış örneği bulunan muhtelif problemler için TS tipi bulanık bir modelin elde edilebilir olduğu gösterilmiştir.

KAYNAKLAR

- [1] Babuska, R., *Fuzzy Modeling for Control*, ser. International Series in Intelligent Technologies, New York, USA, Springer Science+Business Media, 1998.
- [2] Zadeh, Lotfi A., "Outline of a new approach to the analysis of complex systems and decision processes," *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.*, vol. 3, pp. 28-44, 1973.
- [3] Takagi, T. and Sugeno, M., "Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control," *IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics*, vol. 1, pp. 116-132, 1985.

- [4] Aydın, M., Karakuzu, C., Uçar, M., Cengiz, A., & Çavuşlu, M. A., “Prediction of surface roughness and cutting zone temperature in dry turning processes of AISI304 stainless steel using ANFIS with PSO learning,” *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 67, pp. 957–967, 2013.
- [5] Karakuzu, C., Öztürk, S., “A Comparison of fuzzy, neuro and classical control techniques based on an experimental application,” *Journal of Quafqaz University*, vol. 6, pp. 189-198, 2000.
- [6] Karakuzu, C., Öztürk, S., Türker, M. “Design and simulation of a fuzzy substrate feeding controller for an industrial scale fed-batch baker yeast fermentor,” *Lecture Notes in Artificial Intelligence*, vol. 2715, pp. 458-465, 2003.
- [7] Karakuzu, C., Gürbüz, G., “Moving target tracking via adaptive one step ahead neuro-fuzzy estimator,” *Lecture Notes in Artificial Intelligence*, vol. 4114, pp. 1222-1227, 2006.
- [8] Öztürk, S., Karakuzu, C., Kuncan, M. and Erdil, A., “Fuzzy Neural Network Controller as a Real Time Controller Using PSO”, *Academic Platform Journal of Engineering and Science - APJES*, vol 5, no 1, pp. 15–22, 2017.
- [9] Babuska, R., Fuzzy Systems, Modeling and Identification. [Online]. Available: https://www.researchgate.net/profile/Robert_Babuska/publication/228769192_Fuzzy_Systems_Modeling_and_Identification/links/02e7e5223310e79d19000000.pdf?origin=publication_list&ev=srch_pub_xdl, 2016.
- [10] Narendra, K. S., and Parthasarathy, K., “Identification and control of dynamical systems using neural networks,” *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 1, no. 1, pp. 4-27, 1990.
- [11] Oussar, Y., Rivals, I., and Dreyfus, L., “Training wavelet networks for nonlinear dynamic input output modeling,” *Neurocomputing*, vol. 20, pp. 173-188, 1998.
- [12] Sastry, P. S., Santharam, G. and Unnikrishnan, K. P., “Memory neuron networks for identification and control of dynamical systems,” *IEEE Transaction on Neural Networks*, vol. 5, no. 2, pp. 306 - 319, 1994.