

## Wiener Model Kullanarak Sistem Kimliklendirme System Identification Using Wiener Model

aban Özer<sup>1</sup>, Hasan Zorlu<sup>1</sup>, Selçuk Mete<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Bölümü  
Erciyes Üniversitesi  
sozer@erciyes.edu.tr, hzorlu@erciyes.edu.tr

<sup>2</sup>Türk Telekom A.Ş.  
Kayseri Bölge Müdürlüğü  
selcuk.metes@gmail.com

### Özet

Sistem kimliklendirmede amaç, bilinmeyen bir sistemin transfer fonksiyonu yani iç yapısının belirlenmesidir. Literatürde sistemlerin kimliklendirilmesi için birçok do rusal ve do rusal olmayan model yapısı bulunmaktadır. Sistemin giri -çıkı ili kisinin do rusal e itliklerle ifade edildi i durumlarda Sonlu Darbe Cevaplı (Finite Impulse Response-FIR), Sonsuz Darbe Cevaplı (Infinite Impulse Response-IIR) ve Özba lanımlı (Autoregressive-AR) model gibi do rusal modeller kullanılır. Ancak gerçek hayattaki birçok sistemin do rusal olmayan yapıya sahip olması nedeniyle do rusal olmayan modeller geli tirilmi tir. Do rusal olmayan model yapılarına örnek olarak Volterra, Bilineer ve Polinomsal Özba lanım (PAR) gibi modeller verilebilir. Literatürde do rusal ve do rusal olmayan modellerin kaskat ba lanarak elde edildi i Wiener, Hammerstein, Wiener-Hammerstein gibi blok odaklı modeller de bulunmaktadır. Bu modeller uygulamalardaki kullanı lılı n yanı sıra, geni bir do rusal olmayan süreci tahmin etmede etkili oldukları için tercih edilmektedir. Bu çalı mada, do rusal FIR model ile do rusal olmayan Volterra modelin birbirine kaskat ba lanması ile elde edilen Wiener modelin sistem kimliklendirme alanına uygulamaları yapılmı tir. Elde edilen Wiener model parametrelerinin tespiti için en küçük ortalama kareler (Least Mean Squares - LMS) ve özyineli en küçük kareler (Recursive Least Squares -RLS) uyarlanı r algoritmaları kullanılmı tir. Ayrıca Wiener model ba arımının tespiti için elde edilen sonuçlar, FIR model ve Volterra modellere ait sonuçlarla karıla tırılmı tir.

### Abstract

The aim of the system identification is to determine the transfer function, the internal structure of an unknown system. In literature, various linear and nonlinear model structures are defined to identify the systems. Linear models such as Finite Impulse Response (FIR), Infinite Impulse Response (IIR) and Autoregressive (AR) are used in the situations that the input-output relation is signified through linear equivalence. However because of the nonlinear structure of

the systems in real life, nonlinear models are developed. Volterra, Bilinear and polynomial autoregressive (PAR) are the examples of nonlinear models. In literature, there are also block oriented models to cascade the linear and nonlinear systems such as Wiener, Hammerstein and Wiener-Hammerstein. These models are preferred because of practical use and effective prediction of wide nonlinear process. In this study, system identification applications of Wiener model that is cascade of linear FIR model and nonlinear Volterra model. Least mean Square (LMS) and Recursive Least Square (RLS) algorithms are used to identify the Wiener model parameters. Furthermore, The results are compared with the FIR model and Volterra model results to identify the success of Wiener model.

### 1. Giri

Sistemin etkin bir şekilde kontrol edilebilmesi, çıkış değeri hakkında her zaman bilgi sahibi olunabilmesi ve geliştirilebilmesi açısından sistem modelinin ve tahmin edilen parametre değerlerinin mümkün olan en az hata ile belirlenmesi gerekir [1]. Sistem kimliklendirme işlemi, sistemin doğrusallık durumuna göre doğrusal ve doğrusal olmayan modeller ile yapılmaktadır [2-8]. Sistemin giriş-çıkış ilişkisinin doğrusal eşitliklerle ifade edildiği doğrusal modelleme, teorik altyapısının gelişmiş olmasından dolayı yaygın bir şekilde kullanılmaktadır [4,5]. Hâlbuki gerçek hayatta karşılaşılan birçok sistem doğrusal olmayan davranışlara sahiptir. Bu tür sistemlerin kimliklendirilmesinde doğrusal modelleme yöntemleri yetersiz kalmakta ve doğrusal olmayan modelleme yöntemlerinin kullanılması gerekmektedir [2,3,6-8]. Doğrusal olmayan modellemede, sistemin giriş-çıkış ilişkisi, diferansiyel denklemler, üstel ve logaritmik fonksiyonlar gibi doğrusal olmayan matematiksel ifadelerle sağlanır [9].

Literatürde yapılan çalışmalar analiz edildiğinde, doğrusal modellerin kimliklendirilmesi için çoğunlukla AR, Kayan Ortalamalı (Moving Average-MA), Özbağlanımlı Kayan Ortalamalı (Autoregressive Moving Average-ARMA) veya bunların türevleri olan FIR, IIR model yapıları tercih

edilirken, doğrusal olmayan sistemlerin kimliklendirilmesinde ise genellikle Volterra, Bilineer, PAR gibi model tiplerinin kullanıldığı tespit edilmiştir [8-13]. Ayrıca son zamanlarda Wiener, Wiener-Hammerstein, Hammerstein-Wiener gibi doğrusal ve doğrusal olmayan modellerin kaskat bağlanarak elde edildiği blok odaklı modellere ilginin de arttığı görülmektedir [14]. Bunun sebebi ise, bu modellerin basit ve etkili kontrol sistemlerinde kullanışlı olmasıdır. Uygulamalarda kullanışlılığın yanı sıra, geniş bir doğrusal olmayan süreci tahmin etmede de etkili oldukları için tercih edilmektedirler [15-16]. Bu modellerden Wiener model ilk defa 1966 yılında Narendra ve Gallman tarafından önerilmiş ve günümüze kadar modeli geliştirmek için Parçacık Sürü Optimizasyonu[17], Genetik[18], Bakteriyel Besin Arama[19], Diferansiyel Gelişim[20] ve Yapay Sinir Ağları[21] gibi bir çok metod denenmiştir.

Bu çalışmada, doğrusal FIR model ile doğrusal olmayan Volterra modelin birbirine kaskat bağlanması ile elde edilen Wiener modelin sistem kimliklendirme alanına uygulamaları üzerinde durulmuştur. Sunulan Wiener modelin başarımı ve parametre tahmini için LMS ve RLS uyarlanırlar algoritmaları kullanılmıştır. Ayrıca Wiener modelin başarımının tespiti için elde edilen sonuçlar, doğrusal FIR model ve doğrusal olmayan Volterra modellere ait sonuçlarla karşılaştırılmıştır.

## 2. Model Yapıları

### 2.1. Doğrusal FIR Model

FIR model yapısı; birim geciktirme elemanı, çarpıcı ve toplayıcı olmak üzere üç temel elemandan oluşmaktadır [12]. FIR modelin giriş çıkış ilişkisi,

$$y(n) = \sum_{k=0}^{N-1} a_k x(n-k) \quad (1)$$

şeklinde. Burada  $x(n)$  giriş işaretini,  $y(n)$  ise model çıkışını temsil etmektedir. FIR modelin katsayılarını temsil eden  $w$  ağırlık vektörü ise,

$$w = [a_0 \ a_1 \ \dots \ a_{N-1}]^T \quad (2)$$

şeklinde tanımlanmaktadır[12].

### 2.2. Doğrusal Olmayan Volterra Model

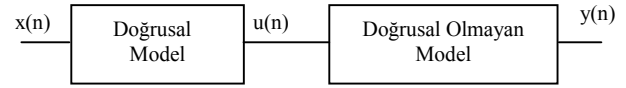
Doğrusal olmayan sistemlerin kimliklendirilmesinde en çok kullanılan yöntem, Volterra yapısıdır[6,13]. Volterra serileri;

$$y_n = \sum_{i=0}^N h_i x_{n-i} + \sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^N q_{i,j} x_{n-i} x_{n-j} + \sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^N \sum_{k=0}^N q_{i,j,k} x_{n-i} x_{n-j} x_{n-k} + \dots \quad (3)$$

şeklinde. Burada  $y_n$  çıkış,  $x_n$  giriş dizisini,  $h_i$  doğrusal kısma ait,  $q_{i,j}$  ise doğrusal olmayan kısma ait kuadratik parametreleri göstermektedir. Literatürde genelde sadece  $h_i$  ve  $q_{i,j}$  değerlerinin göz önüne alındığı ikinci dereceden Volterra yapılar sistem kimliklendirmede kullanılır [13,22]. Çünkü bundan büyük yapılar çok fazla işlem gerektirmektedir. Birçok araştırmacı Volterra modellerin blok ve uyarlanırlar uygulamaları üzerine çalışmıştır. Volterra modelleri, kanal denkleştirme, yankı bastırımı ve uyarlanırlar gürültü bastırımı gibi gerçek hayat problemlerini çözmede kullanılmaktadır [7,8,13].

### 2.3. Wiener Model

Birçok sistem, doğrusal ve doğrusal olmayan yapıardan oluşan modellerle temsil edilebilir [23]. Şekil 1'de gösterilen Wiener model yapısı, doğrusal model ile doğrusal olmayan modelin kaskat bağlanması ile elde edilir[17,21].



ekil 1: Wiener model yapısı

Wiener model bir çok önemli uygulamada kullanılmıştır; PH kontrolü, akış kontrolü, biyolojik sistemlerin tanımlanması, doğrusal olmayan sensörler ile doğrusal sistemleri tanımlama vb.[17] Şekil 1'de gösterilen Wiener model yapısında,  $x(n)$  doğrusal blok girişi,  $u(n)$  doğrusal olmayan blok girişi ve  $y(n)$  ise sistem çıkışıdır. Yapılan bu çalışmada doğrusal olmayan blok olarak ikinci derece Volterra model ve doğrusal model olarak ise FIR model yapısı kullanılmıştır.

Doğrusal FIR model çıkışı;

$$u(n) = \sum_{k=0}^{N2} a_k x(n-k) \quad (4)$$

şeklinde ifade edilmekte olup, doğrusal olmayan ikinci derece Volterra model çıkışı;

$$y(n) = \sum_{i=0}^{M1} h_i u(n-i) + \sum_{i=0}^{M1} \sum_{j=0}^{M1} q_{i,j} u(n-i) u(n-j) \quad (5)$$

şeklinde ifade edilmektedir.  $y(n)$  aynı zamanda sistem çıkışıdır.

Bu çalışmada önerilmiş olan Wiener modelin dezavantajı kaskat yapıya sahip olması sebebi ile diğer model tipleri olan FIR ve Volterra modellerden daha karmaşık bir matematiksel altyapı ile oluşturulabilmesidir.

## 3. Uyarlanırlar Algoritmalar

### 3.1. En Küçük Kareler (Least Mean Square-LMS) Algoritması

Türeve dayalı bu yöntemde parametreler her iterasyonda hatayı en aza indirecek şekilde değişmekte olup hesaplama kolaylığı ve basit yapısından dolayı sıklıkla kullanılmaktadır. Sistem kimliklendirme yapılarında hata, bilinmeyen sistem çıkışı ile model çıkışı arasındaki fark,

$$e(n) = y(n) - y_m(n) \quad (6)$$

şeklinde tanımlanmaktadır. Burada  $y(n)$  bilinmeyen sistem çıkışı,  $y_m(n)$  ise model çıkışıdır. Optimum sistem parametrelerini bulmak için LMS algoritması,

$$w_{k+1} = w_k + -e_k \cdot x_k \quad (7)$$

şeklinde ifade edilebilir. Burada  $w$  model parametresi,  $\mu$  adım büyüklüğü,  $x$  ise giriş verisidir [24].

### 3.2. Özyineli En Küçük Kareler (Recursive Least Square-RLS) Algoritması

Bu yöntemde de parametreler her iterasyonda hatayı en aza indirecek şekilde değişmektedir. RLS algoritmasının en önemli özelliği, algoritmanın başlangıç anına kadar olan giriş

verisindeki tüm bilgiyi kullanmasıdır. Burada  $e$  hata değeri,  $d$  gerçek sistem çıkışının,  $x$  giriş işareti ve  $w$  model parametre vektörünün çarpımı sonucunda elde edilen model çıkışından çıkarılması ile elde edilir,

$$e(n) = d(n) - w^H(n)x(n) \quad (8)$$

ardından  $k$  kazanç vektörü,

$$k(n) = \frac{\lambda^{-1}P(n-1)x(n)}{1 + \lambda^{-1}x^H(n)P(n-1)x(n)} \quad (9)$$

$w$  yeni sistem parametreleri,

$$w(n) = w(n-1) + k(n)e(n) \quad (10)$$

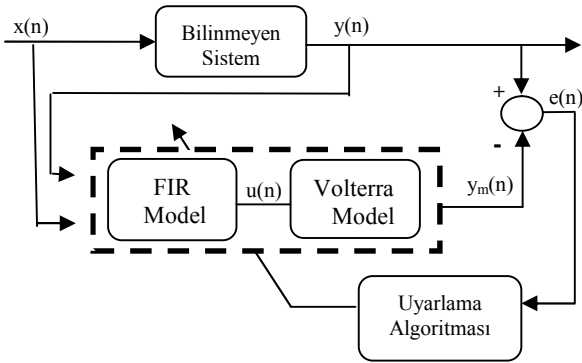
$P$  güncel kovaryans matrisi,

$$P(n) = \lambda^{-1}P(n-1) - \lambda^{-1}k(n)x^H(n)P(n-1) \quad (11)$$

hesaplanmaktadır. Bu yöntemde, uyarlanırlı kazanç, kovaryans matrisi yardımıyla her iterasyon için ayarlanır. Çoğunlukla RLS yöntemi, LMS yöntemlerine göre daha hızlı yakınsar. Fakat başlangıç değerleri ve yuvarlatma hataları açısından LMS'den daha hassastır [24].

#### 4. Benzetim Çalışmaları

Bu çalışmada, Şekil 2'de blok yapısı verilen Wiener uyarlanırlı sistem kimliklendirme yapısı üzerinde durulmuştur. Kimliklendirme işleminde, uyarlanırlı algoritmalar ile sistem çıkışı ve model çıkışı arasındaki hata değeri bir amaç fonksiyonu yardımıyla minimize edilerek model parametreleri belirlenmiştir.



Şekil 2: Wiener uyarlanırlı sistem kimliklendirme

Wiener model doğrusal ve doğrusal olmayan yapılardan oluştuğu için benzetim çalışmalarında bilinmeyen sistem olarak doğrusal ARMA ve doğrusal olmayan Volterra, Bilineer sistemler tercih edilmiştir. Bu sistemleri kimliklendirmek amacıyla seçilen Wiener model yapısı denklem (5)'te  $N_1=N_2=1$  seçilerek elde edilmiştir. Seçilen Wiener model, farklı üç bilinmeyen sisteme uygulanmış ve model başarımı MSE (En Küçük Kareler-Mean Square Error) amaç fonksiyonu kullanılarak değerlendirilmiştir. Model başarımı ve parametre tespiti için uyarlanırlı algoritma olarak LMS ve RLS algoritmaları tercih edilmiştir. Ayrıca Wiener model başarımı, sadece doğrusal FIR model ve sadece doğrusal olmayan ikinci derece Volterra model başarımıyla da karşılaştırılmıştır. Bu amaçla kullanılan FIR model yapısı denklem (1)'de  $N=2$  ve ikinci derece Volterra model yapısı ise denklem (3)'de  $N=1$  seçilerek elde edilmiştir.

#### 4.1. Örnek Problem 1:

Yapılan bu örnek çalışmada Şekil 2'de verilen blok yapı göz önüne alındığında bilinmeyen sistem olarak denklem (12)'de verilen doğrusal ARMA sistem seçilmiştir[25], model olarak ise denklem (13)'teki gibi bir Wiener model kullanılmıştır.

$$y(n) = 0.7x(n) - 0.4x(n-1) - 0.1x(n-2) + 0.25y(n-1) - 0.1y(n-2) + 0.4y(n-3) \quad (12)$$

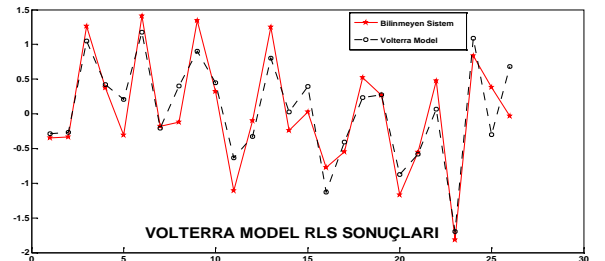
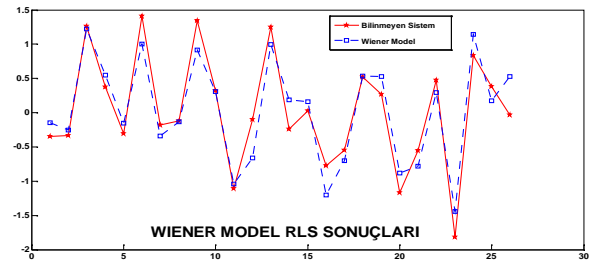
$$y_m(n) = h_0a_0x(n) + h_0a_1x(n-1) + h_1a_0x(n-1) + h_1a_1x(n-2) + q_{00}a_0^2x^2(n) + q_{00}a_0a_1x(n)x(n-1) + q_{00}a_1a_0x(n-1)x(n) + q_{00}a_1^2x^2(n-1) + q_{01}a_0^2x(n)x(n-1) + q_{01}a_0a_1x(n)x(n-2) + q_{01}a_1a_0x^2(n-1) + q_{01}a_1^2x(n-1)x(n-2) + q_{10}a_0^2x(n-1)x(n) + q_{10}a_0a_1x^2(n-1) + q_{10}a_1a_0x(n-2)x(n) + q_{10}a_1^2x(n-2)x(n-1) + q_{11}a_0^2x^2(n-1) + q_{11}a_0a_1x(n-1)x(n-2) + q_{11}a_1a_0x(n-2)x(n-1) + q_{11}a_1^2x^2(n-2) \quad (13)$$

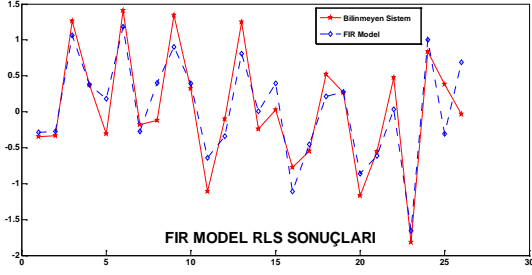
Benzetim çalışmalarında giriş verisi  $x(n)$ , hem sistem hem de model girişi olarak kullanılmıştır. Giriş dizisi 250 veriden oluşan Gaussian dağılımlı beyaz gürültüdür. Bu çalışmada Wiener model parametreleri, model çıkışı ile sistem çıkışı arasındaki hata (MSE) minimize edilinceye kadar RLS ve LMS algoritmaları tarafından optimize edilmiştir. Sistem çıkışı ile Wiener model çıkışı arasındaki farkın MSE değerleri ise LMS ve RLS algoritmaları için sırasıyla 0.0703 ve 0.0684 şeklinde tespit edilmiştir. Ayrıca Wiener modelin başarımı, RLS ve LMS algoritmaları ile ayrı ayrı eğitilen FIR model ve ikinci derece Volterra modellerle karşılaştırılmış ve elde edilen hata (MSE) değerleri Tablo 1'de verilmiştir.

Tablo 1: Örnek 1 için modellere ait MSE değerleri

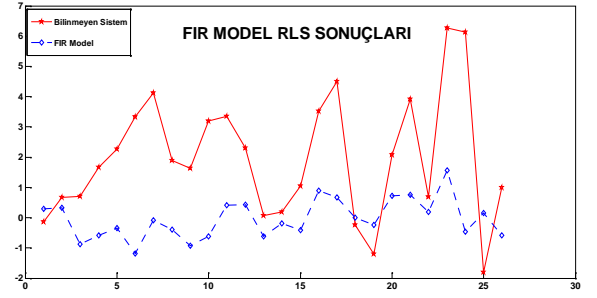
Model Tipi	LMS	Süre (sn)	RLS	Süre (sn)
Wiener	0.0703	0.296	0.0684	0.078
Volterra	0.1263	0.079	0.1131	0.125
FIR	0.1198	0.078	0.1139	0.094

Ayrıca Şekil 3'te RLS algoritması ile eğitilen her üç modele ait problem başarımları görsel olarak sunulmuştur.





ekil 3: Problem 1 için RLS ile eğitilen model çıkışları



ekil 4: Problem 2 için RLS ile eğitilen model çıkışları

#### 4.2. Örnek Problem 2:

Bu örnek çalışmada ise Şekil 2’de verilen blok yapı göz önüne alındığında bilinmeyen sistem olarak denklem (14)’te verilen doğrusal olmayan Volterra sistem seçilmiştir[26], model olarak ise denklem (13) ‘teki gibi bir Wiener model kullanılmıştır.

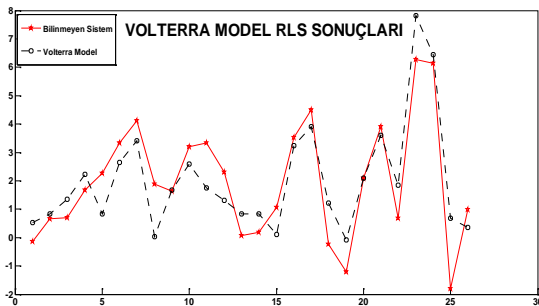
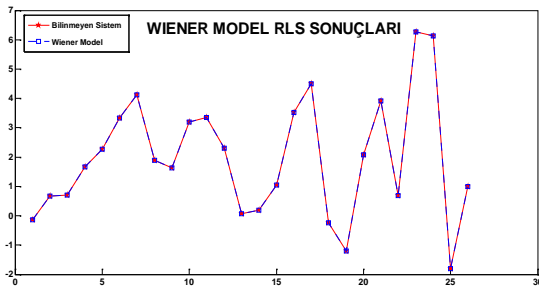
$$y(n) = -0.64x(n) + x(n-2) + 0.9x^2(n) + x^2(n-1) \quad (14)$$

Sistem çıkışı ile Wiener model çıkışı arasındaki farkın MSE değerleri ise LMS ve RLS algoritmaları için sırasıyla 0.0823 ve  $1.665 \times 10^{-10}$  şeklinde tespit edilmiştir. Ayrıca Wiener modelin başarımı, ayrı ayrı eğitilen FIR model ve ikinci derece Volterra model sonuçları ile karşılaştırılmış ve elde edilen hata (MSE) değerleri Tablo 2’de verilmiştir.

Tablo 2: Örnek 2 için modellere ait MSE değerleri

Model Tipi	LMS	Süre (sn)	RLS	Süre (sn)
Wiener	0.0823	0.047	$1.665 \times 10^{-10}$	0.078
Volterra	0.8906	0.063	0.8385	0.141
FIR	6.3011	0.109	6.2489	0.125

Sonuçların görsel olarak daha iyi anlaşılabilmesi için Şekil 4’te RLS algoritması ile eğitilen her üç modele ait sonuçlar incelendiğinde Wiener modelin üstünlüğü görülmektedir.



#### 4.3. Örnek Problem 3 :

Bu çalışmada Şekil 2’de verilen blok yapı göz önüne alındığında bilinmeyen sistem olarak denklem (15)’te verilen doğrusal olmayan Bilineer sistem seçilmiştir, model olarak ise denklem (13) ‘teki gibi bir Wiener model kullanılmıştır.

$$y(n) = 0.25y(n-1) - 0.5y(n-1)x(n) + 0.05y(n-1)x(n-1)$$

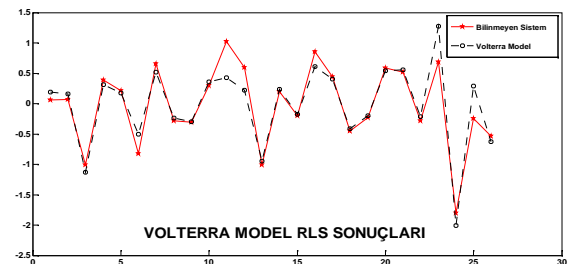
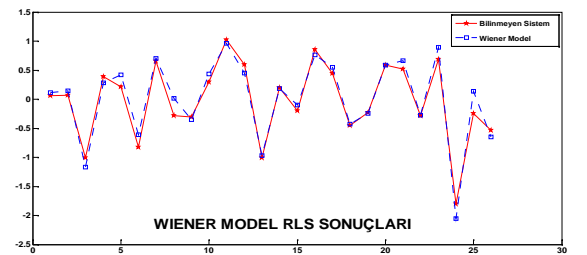
$$-0.5x(n) + 0.5x(n-1) \quad (15)$$

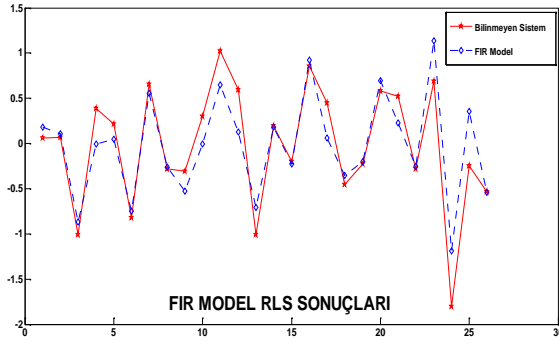
Sistem çıkışı ile Wiener model çıkışı arasındaki farkın MSE değerleri ise LMS ve RLS algoritmaları için sırasıyla 0.0540 ve 0.0362 şeklinde tespit edilmiştir. Ayrıca Wiener modelin başarımı, ayrı ayrı eğitilen FIR model ve ikinci derece Volterra model sonuçları ile karşılaştırılmış ve elde edilen hata (MSE) değerleri Tablo 3’te verilmiştir.

Tablo 3: Örnek 3 için modellere ait MSE değerleri

Model Tipi	LMS	Süre (sn)	RLS	Süre (sn)
Wiener	0.0540	0.078	0.0362	0.078
Volterra	0.0749	0.063	0.0661	0.110
FIR	0.1382	0.063	0.1311	0.125

Ayrıca Şekil 5’te RLS algoritması ile eğitilen her üç modele ait sonuçlar görsel olarak sunulmuştur.





ekil 5: Problem 3 için RLS ile eğitilen model çıktıları

## 5. Sonuçlar

Bu çalışmada, doğrusal ve doğrusal olmayan yapıya sahip sistemlerin, LMS ve RLS algoritmaları ile optimize edilen Wiener model yardımıyla kimliklendirilmesi yapılmıştır. Elde edilen sonuçlarda RLS algoritması kullanılarak eğitilen Wiener modellerin, sistemleri daha düşük hata ile kimliklendirebileceği görülmüştür. Ayrıca önerilen Wiener model başarımının, diğer modeller olan FIR ve Volterra 'ya göre daha iyi olduğu da tespit edilmiştir.

### Bilgilendirme:

Bu çalışma "Doğrusal Olmayan Sistemlerin Modellenmesi için Yeni Metotların Geliştirilmesi" başlıklı Erciyes Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projesi tarafından desteklenmektedir. (Proje Kodu: FDK-2014-5308)

## 6. Kaynaklar

- [1] Ljung, L., *System Identification: Theory For The User* Englewood Cliffs, NJ, Prentice Hall, 1987.
- [2] Widrow, B., Stearns, D., *Adaptive Signal Processing*, Englewood Cliffs, NJ, Prentice Hall, 1985.
- [3] Honig, M.L., Messerschmitt, D.G., *Adaptive Filters Structures, Algorithms and applications*, Kluwer Academic Publishers, Hingham, MA, 1984.
- [4] Töderstrom S., *System Identification*, Prentice Hall, 1989.
- [5] Ljung L., Söderström T., *Theory and Practice Of Recursive Identification*, MIT Press, Cambridge, MA, 1983.
- [6] Isidori A., *Nonlinear Control Systems: An Introduction*, Lecture Notes in Control An Information Science, Springer Verlag, Berlin, 1985.
- [7] Özgünel, S., Kayran, A. H., Panayirci, E., "Nonlinear Channel Equalization and Identification", *Proc. Of Int. Conf. on Digital Signal Processing*, 1991, page:260-265.
- [8] Özden, M. T., Kayran, A. H., Panayirci, E., "Adaptive Volterra Filtering with Complete Lattice Orthogonalization", *IEEE Trans. On Signal Proc.*, vol 44, page:2092-2098, 1996.
- [9] Özer Ş., Zorlu H., "Chaotic Time Series Prediction Using The Nonlinear Par Systems", *Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University*, vol. 27, no.2, page:323-331, 2012.
- [10] Özer, Ş., Sağıroğlu, Ş., Kaplan, A., "Performance Analysis of Algorithms on Linear ARMA Models", *Proc. Of the*

- Int. Symposium Computer and Information Science (ISCIS-XVI)*, vol.10, page: 445-451, 2001.
- [11] Özer Ş., Zorlu H., "Identification Of Bilinear Systems Using Differential Evolution Algorithm", *Sadhana Academy Proceedings in Engineering Science*, vol.36, page:281-292, 2011.
- [12] Diniz, P. S. R., *Adaptive Filtering Algorithms and Practical Implementations*, Springer Verlag, USA, 2008.
- [13] Zorlu H., "Identification of Nonlinear Systems with Soft Computing Techniques", *Erciyes Uni., Graduate School of Natural and Applied Science Ph.D. Thesis*, 2011.
- [14] Hafsi, S., Laabidi, K., Lahmari, M.K., "Identification of Wiener-Hammerstein model with multisegment piecewise-linear characteristic", *Electrotechnical Conference (MELECON), 2012 16th IEEE Mediterranean*, 2012, page:5-10.
- [15] Aguirre L.A., Coelhoand M.C.S., Correa M.V., "On the interpretation and practice of dynamical differences between Hammerstein and Wiener models", *Control Theory and Applications, IEE Proceeding*, vol. 152, page: 349 -356, 2005.
- [16] Lee, J., Cho, W., Edgar, T.F., "Control system design based on a nonlinear first-order plus time delay model", *J. Process Control*, vol. 7, page: 65-73, 1997.
- [17] Al-Duwaish H.N., "Identification of Wiener Model Using Genetic Algorithms", *IEEE GCC Conference & Exhibition*, 2009, page: 1-4.
- [18] Huang W., Lin W., "Parameter estimation of Wiener model based on improved bacterial foraging optimization", *Artificial Intelligence and Computational Intelligence (AICI), 2010 International Conference on*, 2010, page:174-178.
- [19] Zhang Y., Li S., "Parameter Identification for Wiener Model Using Particle Swarm Optimization with a Case Study", *Automation and Logistics, 2007 IEEE International Conference on*, 2007, page:1725-1730.
- [20] Tian W., Geng Y., Ai L., Liu J., "Dynamic Compensation for Infrared Thermometer Based on Wiener Model and Immune Clone Selection Algorithm", *Circuits, Communications and Systems, 2009. PACCS '09. Pacific-Asia Conference on*, 2009, page:301-305.
- [21] Wu X., Zha L., "Identification of Wiener Model of Intelligence Sensor Based on Hybrid Neural Networks", *Information and Automation, ICIA 2008 International Conference on*, 2008, page:1801-1806.
- [22] Nam, S.W., Powers, E.J., "Application Of Higher Order Spectral Analysis To Cubically Nonlinear System Identification", *Signal Processing, IEEE Transactions on*, vol.42, page:2124-2135, 1994.
- [23] Haber R., Keviczky L., *Nonlinear System Identification Input-Output Modeling Approach*, Kluwer Academic Publishers, TheNetherlands, 1999.
- [24] Haykin, S., *Adaptive Filter Theory*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, 1986.
- [25] Chon, H. K., "Linear and Nonlinear ARMA Model Parameter Estimation Using an Artificial Neural Network" *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 44 no. 3, page:168-174, 1997.
- [26] Zorlu, H., Özer, Ş., "Identification of Nonlinear Volterra System Using Differential Evolution Algorithm, *Electrical, Electronics and Computer Engineering (ELECO) National Conference*, 2010, page: 630-633.