

AR SİSTEM MODELLEMEDE KULLANILAN ADAPTİF VE YAPAY ZEKA METODLARININ KARŞILAŞTIRILMASI

Şaban ÖZER¹, Şeref SAĞIROĞLU², Ahmet KAPLAN²

¹ Erciyes Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Elektronik Mühendisliği Bölümü, 38039, Kayseri

² Erciyes Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, 38039, Kayseri,

Özet: Bu makalede, adaptif metodlarla yapay zeka metodlarının sistem kimillendirmedeki performansları karşılaştırılmıştır. En küçük kafes kareler (LSL), çift kafes (DL), affine projeksiyon algoritma (APA), en küçük ortalama kareler (LMS), normalize edilmiş LMS and rekursif en küçük kareler (RLS) klasik metodlar iken yapay sinir ağları (ANNs) ve tabu araştırma algoritması (TSA) ise bu çalışmada karşılaştırılan yapay zeka teknikleridir. Bu çalışmada, LSL, DL, LMS, RLS, NLMS, APA, TSA ve ANN algoritmaları iki AR sistem modeli üzerinde test edilmiştir. Burada test için 4 ve 6. dereceden sistemler kullanılmıştır. Genel olarak, adaptif metodların linear sistem modellemede daha başarılı olduğu anlaşılmıştır.

Anahtar kelimeler: AR sistem, modelleme, yapay zeka, adaptif metodlar

COMPARISON OF ADAPTIVE AND ARTIFICIAL INTELLIGENCE TECHNIQUES ON AR SYSTEM MODELLING

Abstract: This paper presents a comparison for system identification between adaptive methods and artificial intelligent (AI) techniques. The adaptive methods are Least Squares lattice (LSL), Double Lattice (DL), Affine Projection Algorithm (APA), Least Mean Squares (LMS), Normalised LMS and Recursive Least Squares (RLS). The intelligent techniques are artificial neural networks (ANNs) and Tabu Search Algorithm (TSA). In this study, the performance of the methods (LSL, DL, LMS, RLS, NLMS, APA, TSA, ANNs) are tested on linear system identification with AR models. The fourth and sixth order test systems were selected. The adaptive methods were found successful in comparison with the AI techniques in system identification.

Key words: AR system, Artificial Intelligence, Modelling, Adaptive methods

1. Giriş

Sistemlerin modellenmesinde kullanılan klasik teknikler, modelin yapısının ve bazı istatistikî değerlerin (model derecesi, giriş ve gürültünün dağılımı v.b.) bilinmesi durumunda iyi çözüm sunar. Bu bilgilerin elde edilemediği durumlarda performansta düşme yaşanmaktadır. Yapay zeka tekniklerinde ise model yapısının tam olarak bilinmesi zorunluluğu ortadan kalkmakta, fakat bu yöntemlerde de bazı parametrelerin sisteme bağımlı olarak doğru şekilde seçilmesi ve çeşitli deneme-yanılma işlemlerinin yapılması gerekmektedir.

Adaptif sistemler çevre şartlarına göre kendi kendisini en iyiye doğru kanaliz eden sistemlerdir. Bu sistemler en çok haberleşme ve kontrol sistemlerinde uygulanmaktadır [1]. Adaptif sistemlerin en önemli özelliği zamanla değişen sistemlere rahatlıkla uygulanabilmesi ve yeni durumlara göre kendi kendini ayarlayabilmesidir. Lineer sistemlerde belirli girişlere karşı çıkışın istenen şekilde olması, diğer tür girişlerin uygulandığı durumlarda veya

kontrol edilen sistemin zamanla çevre şartlarından etkilenecek özelliklerinin değişmesi durumunda sistemlerin kararsız davranması adaptif sistemlerde daha az gözlenmektedir. Bu şekilde sistemden beklenen ile elde edilen çıkış arasındaki fark hata adını almakta ve adaptif sisteme giriş olarak verilmektedir. Bu farkın sıfır olması, sistemin arzu edilen şekilde çalışması anlamına gelir. Adaptif modelleme, sistem parametrelerini, hatayı sıfır yapacak şekilde ayarlamak için kullanılır.

Adaptif algoritmalar iki gruba ayrılır [1]. Birinci grup, LMS (Least mean squares-En küçük ortalama kareler) algoritmalarına dayalı olan algoritmalar [2,3]. LMS algoritması, bir azaltım (gradient) arama algoritması kullanarak sistem hatasının karesinin ortalamasını minimize eder ve hesap karmaşıklığının az olmasından ve gürbüzlüğünden dolayı çok popülerdir. Fakat LMS algoritmaların yakınsama oranı sisteme ve giriş istatistiklerine bağlıdır. Sistem parametrelerinin tahminindeki düşük yakınsama oranından dolayı LMS algoritması her zaman tatmin edici çözümler vermemektedir. İkinci grup, hatanın karesinin deterministik bir toplamını minimuma indiren RLS (Recursive least squares-rekürsif en küçük kareler) algoritmasına dayanır. RLS algoritması, LMS algoritmasından daha yüksek performans göstermektedir fakat hesaplama karmaşıklığı fazladır [4]. Levinson-Durbin algoritmasının bir uzantısı olarak yorumlanabilen kafes yapılı sistem çok sayıda avantajlara sahiptir ve işaret işleme ve konuşma analizi gibi geniş uygulamalarda kullanılır [5]. Affine Projeksiyon Algoritması (APA) son yıllarda kullanılan yeni bir yaklaşımdır [6]. Sistem kimliklendirmede LMS, forward-backward (FB), burg ve geometrik kafes algoritmalarının performansları karşılaştırılmıştır [7].

Bu çalışmada, sistem kimliklendirmede, adaptif AR (Autoregressive) modellerinden olan DL, LSL, APA, LMS Normalize edilmiş LMS (NLMS), RLS ile yapay zeka metodlarından olan yapay sinir ağları (YSA) ve sezgisel algoritmalarından tabu araştırma algoritmasının (TAA) performansları karşılaştırılmıştır.

2. Özbağlanımlı (AR) Modelleme ve Kullanılan Klasik Metodlar

Pratik uygulamalarda karşılaşılan birçok ayrık zamanlı sistemlerde, veri olarak yalnızca çıkış değerlerinin yardımıyla sistemin modellenmesi gerekir. Bu tür sistemler özbağlanımlı olarak modellenebilir [1-3].

Adaptif tahmin yöntemlerinde genel olarak her iterasyonda tahmin edilen parametrelerin önceki değerleri kullanılarak modelleme hatasını minimum edecek şekilde yakınsaması göz önüne alınmıştır. Buna göre

$$A_{k+1} = A_k + M_k \Phi_k e_k \quad (1)$$

formülde A_k k zamanındaki tahmini parametre vektörü, M_k algoritma kazancı, Φ_k çıkışın önceki değerleri ve e_k modelleme hatasıdır. Bu genel formülde M_k , Φ_k ve e_k fonksiyonlarının değişik durumları için farklı adaptif yöntemler geliştirilmiştir [1-11].

Bu çalışmada, lineer sistemlerin modellenmesinde kullanılan özbağlanımlı (AR) modelleme yöntemlerinden, LMS [3], Normalize edilmiş LMS (NLMS) [8], RLS [9], Affine Projeksiyon Algoritması (APA) [6], Least Square Lattice (LSL) [10] ve Çift Kafes (Double Lattice-DL) [11] yöntemleri ile yapay zeka metodlarından yapay sinir ağları (YSA) [12] ile tabu araştırma (TA) algoritmaları [13,14] karşılaştırılmıştır.

Adaptif LMS: Bu yöntemde parametreler her iterasyonda hatayı en aza indirecek şekilde değişmektedir. Tahmini parametre vektörü

$$A_{k+1} = A_k + \lambda e_k X_k \quad (2)$$

eşitliğinden elde edilir. Eğer $\lambda < 1$ ise, $x[n]$ dizisinin n . elemana yakın değerlerinin ağırlığı daha öncekilere göre artar [15]. Bu durumda yeni parametrelerin oluşmasında son çıkış değerlerinin etkili olduğu görülür. Böylece parametre vektörü, her iterasyon için bir önceki hata ve çıkış değerlerinden faydalanarak hatayı minimize edecek şekilde yeniden hesaplanır. Bu yöntemle birçok ilaveler yapılarak daha iyi sonuçlar vermesi sağlanmıştır.

Normalize edilmiş LMS (NLMS): Bu yöntemde, LMS yöntemlerinde yer alan çıkış tahminlerindeki hata toplamına ek olarak iterasyonlar arası parametre değişimi de dikkate alınır [8]. Tahmini parametre vektörü

$$A_{k+1} = A_k + \frac{\Phi_k}{\Phi_k^T \Phi_k} [x_{k+1} - \Phi_k^T A_k] \quad (3)$$

elde edilir.

RLS: Bu yöntemde, adaptif kazanç, kovaryans matrisi, P yardımıyla her iterasyon için ayarlanır ve tahmini parametre vektörü aşağıdaki ifade ile verilir [10].

$$A_{k+1} = A_k + \frac{P_{k-1} \Phi_k}{1 + \Phi_k^T P_{k-1} \Phi_k} [x(t) - \Phi_k^T A_k] \quad (4)$$

Çoğunlukla RLS yöntemi, LMS yöntemlerine göre daha hızlı yakınsar. Fakat başlangıç değerleri ve yuvarlatma hataları açısından LMS'den daha hassastır [9].

Affine Projeksiyon Algoritması (APA): Bu algoritma, model parametrelerinin arasındaki farkı minimuma indirmek için geliştirilmiştir [6]. Burada model parametreleri

$$A_k = A_{k-1} + \mu x_L w_L \quad (5)$$

ifadesinden elde edilir.

Adaptif LSL (ALSL): Bu yöntemde, modelin, kafes (lattice) yapısı gösteren bir yapıya sahip olduğu varsayılır [10] ve ileri ve geri hata vektörleri bulunur. Levinson adı verilen yöntem yardımıyla, yansıma katsayıları kullanılarak model parametreleri belirlenir [10]. Bu amaç için

$$\hat{a}_m[i] = \begin{cases} \hat{a}_{m-1}[i] + \hat{k}_m \hat{a}_{m-1}^*[m-i] & i = 1, 2, \dots, m-1 \\ \hat{k}_m & i = m \end{cases} \quad (6)$$

eşitlikleri kullanılır.

Çift Kafes (DL-double lattice): Bu yöntemde iki ayrı kafes yapısı yer alır ve sırasıyla $x(n)$ ve $z(n)$ dizilerini temel alınarak model parametreleri tahmin edilir [11]. Burada $z(n)$ dizisine enstrümental değişken, $x(n)$, se dizisinin belli bir süre gecikmiş veya üstel ifadesidir. Bu çalışmada $z(n) = (x(n))^2$ alınmıştır. Yöntemde başlangıç değerleri elde edildikten sonra aşağıdaki eşitlik kullanılarak,

$$\gamma_k(n-1) = \gamma_{k-1}(n-1) - \frac{\tilde{e}_{k-1}^b(n-1) \tilde{e}_{k-1}(n-1)}{B_{k-1}^*(n-1)} \quad (7)$$

model parametreleri hesaplanır.

3. Sistem Modellemede Yapay Zeka Tekniklerinin Kullanılması

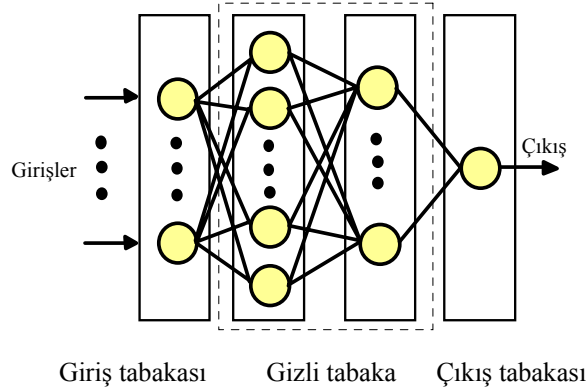
Bu bölümde, bu çalışmada sistem parametrelerinin bulunmasında kullanılan yapay zeka metodlarından yapay sinir ağları (YSA) ile sezgisel algoritmalarından olan tabu araştırma (TA) algoritması kısaca açıklanmıştır.

Yapay sinir ağları: Çok katlı perseptronlar (ÇKP) [12], bir çok alana uygulanmış olan bir ağ tipidir. ÇKP'ları öğretmede bir çok algoritma kullanılabilir. Genel olarak bir ÇKP-YSA modeli, Şekil 1'de gösterilmiştir. ÇKP üç kattan oluşmuştur ve ara katta iki saklı tabaka mevcuttur. Giriş katındaki nöronlar tampon gibi davranırlar ve giriş sinyalini (x_i) ara kattaki nöronlara dağıtırlar. Ara kattaki her bir nöron j 'nin çıkışı, kendine gelen bütün giriş sinyallerini takibeden bağlantı ağırlıkları (w_{ji}) ile çarpımlarının toplanması ile elde edilir. Elde edilen bu toplam, y_j 'nin toplam bir fonksiyonu olarak hesaplanabilir ve

$$y_i = f\left(\sum w_{ji}x_i\right) \quad (8)$$

şeklinde ifade edilebilir. Burada f basit bir eşik fonksiyonu, bir sigmoid, hiperbolik tanjant (HT) veya radial tabanlı bir fonksiyon olabilir. Diğer katlardaki nöronların çıkışları da aynı şekilde hesaplanır.

Literatürde [12], bir çok ÇKP öğretim algoritması bulunmaktadır. Bu çalışmada, danışmanlı bir öğretim olan geriyayılım (BP-backpropagation) algoritması kullanılmıştır. Geriyayılım algoritması [16], dereceli azalan ve ÇKP'ları öğretimde en çok kullanılan bir algoritmadır. Bu algoritma ile, i ve j kat nöronları arasındaki ağırlıklardaki $\Delta w_{ji}(t)$ değişikliği hesaplanır.



Şekil 1. Bir ÇKP-YSA yapısı

Bu ifade,

$$\Delta w_{ji}(t) = \eta \delta_j x_i + \alpha \Delta w_{ji}(t-1) \quad (9)$$

olarak verilir. Eşitlik (9)'da η öğrenme katsayısı, α momentum katsayısı ve δ_j ara veya çıkış katındaki herhangi bir j nöronuna ait bir faktördür. Çıkış katı için bu faktör aşağıdaki şekilde verilir.

$$\delta_j = \frac{\partial f}{\partial net_j} (y_j^{(t)} - y_j) \quad (10)$$

Burada, $net_j \equiv \sum x_i w_{ji}$ ve $y_j^{(t)}$ ise j nöronunun hedef çıkışıdır. Ara katlardaki nöronlar için ise bu faktör,

$$\delta_j = \left(\frac{\partial f}{\partial net_j} \right) \sum_q w_{qj} \delta_q \quad (11)$$

olarak verilir. Ara katlardaki nöronlar için herhangi bir hedef çıkış olmadığından, (10) nolu eşitlik yerine (11) nolu eşitlik kullanılır. Bu duruma bağlı olarak çıkış katından başlayarak δ_j faktörü, bütün katlardaki nöronlar için

hesaplanır. (9) nolu eşitliğe bağlı olarak bütün bağlantılar için ağırlıkların güncelleştirilmesi böylece gerçekleştirilir.

Tabu Arama (TA) Algoritması: Glover tarafından geliştirilen TA algoritması önceleri ayrık optimizasyon problemlerine uygulanmıştır [13,14]. TA'nın zeki bir yapıda olmasının arkasında, belleğinde arama uzayının geçmiş bilgilerini tutma özelliği vardır. Bu sayede arama sınırlandırılmış ve diğer algoritmalarda karşılaşılan yerel optimumdan kurtulmaktadır. Brucker'e göre, TA, yerel optimuma düşüşten kaçınmak için bir bellek fonksiyonu kullanıp, küresel optimumu hızlı bir şekilde aramada bir veya daha çok yerel arama prosedürünü hiyerarşik olarak yönlendiren zeki bir tekniktir [17]. Algoritmanın oluşturulmasında temel alınan iki önemli unsur, daha önce denenmiş çözümleri yeniden işleme almaması ve yerel optimum noktadan uzaklaşıp küresel optimum çözüme ulaşabilmesidir [18].

4. Klasik ve Yapay Zeka Metodlarıyla Yapılan Kimliklerde Elde Edilen Bulgular ve İrdeleme

Adaptif lineer modelleme yöntemlerinden LMS, NLMS, RLS, APA, LSL ve DL algoritmaları ile YSA ve TAA'nın performanslarını belirlemek için 4. dereceden ve 6. dereceden iki test sistemi kullanılmıştır. Model parametreleri sistemi kararlı yapacak şekilde seçilmiştir. Bu sistemlere özellikle gauss dağılımında, 0 ortalamalı, standart sapma değeri 1 olan, 1000 adet elemana sahip giriş dizisi uygulanmış ve istenen çıkış dizisi elde edilmiştir. Bu dizinin işaret/gürültü oranı 8 dB'dir. Bu oran artırıldığında klasik metodların iyi sonuç verdiği bilinmektedir [7]. Bu çıkış dizisi her bir algoritmanın performansını belirlemek amacıyla kullanılmıştır.

YSA için ilk test sisteminde (sistem #1) giriş olarak, sistem çıkış dizisinin ilk 500 elemanı kullanılarak kayan pencereleme yoluyla elde edilen 4×496 boyutlarındaki matris, çıkış dizisi olarak ise sistem çıkış dizisinin 5. elemanından 500. elemanına kadar olan kısmı kullanılmıştır. Testteki YSA yapısı 4 nörondan oluşan giriş katmanı, 10'ar nörondan oluşan iki gizli katman ve 1 adet nöronun yer aldığı çıkış katmanından ibarettir. İkinci test sisteminde (sistem #2) ise, 6×494 boyutlarındaki giriş matrisi kullanılmış ve giriş katmanındaki nöron sayısı 6 olarak alınmıştır. Ara ve çıkış katmanlarındaki transfer fonksiyonları lineer tipinde seçilmiştir. Bunun sebebi, yapılan denemeler sonucunda, modellenen sistemin lineer yapıda olmasından dolayı lineer olmayan transfer fonksiyonlarının sistemi modellemekte lineer olanlara nispetle daha düşük performans gösterdiğinin tespit edilmesidir. YSA öğrenme algoritmalarının performansını belirlemek için ağ yapısı belirli bir iterasyon (1000×496 veya 1000×494) boyunca eğitilmiş, daha sonra öğrenmede kullanılmayan sistem çıkış dizisinin son 500 elemanından oluşan giriş dizisiyle işleme tabi tutulmuş, çıkıştan elde edilen dizi ile model çıkışı arasındaki farkın MSE (hataların karelerinin ortalaması) değeri belirlenmiştir.

Birinci ve ikinci test sistemlerine ait, belirli iterasyon sonunda elde edilen sonuçlara ait değerler (MSE) Tablo 1'de gösterilmiştir. Tabloda verilen değerlerdede görülebileceği gibi adaptif metodlarla, AR model parametrelerinin gerek performans bakımından gerekse hesaplama süresi bakımından, yapay zeka metodlarından daha iyi olduğu tespit edilmiştir. TA algoritması YSA'lardan daha yüksek performans gösterse de çok uzun hesaplama zamanlarına ihtiyaç duymuştur. Adaptif metodlar arasında en yüksek performansları sırasıyla DL ve LSL algoritmaları göstermiştir.

Tablo 1. AR modeli parametrelerinin hesabında kullanılan metodların karşılaştırılması

Metodlar	Sistem #1 (MSE)	Sistem #2 (MSE)	Ortalama Süre (s)	
Adaptif	LMS	1.4511	0.4340	0.54
	NLMS	1.3390	5.8352	0.64
	RLS	3.4165	0.5873	0.85
	APA	8.1874	3.7436	0.82
	LSL	1.2572	0.1384	4.02
	DL	1.1457	0.0880	3.37
YSA	BP	2.7465	1.9659	280.1
TAA	TA	1.3864	0.4223	2572.7

5. Sonuçlar

Bu çalışmada lineer sistem modellemesinde literatürde mevcut ve en çok kullanılan adaptif metodlar ile yapay zeka teknikleri karşılaştırılmıştır. Lineer sistem modelleme algoritmalarını test etmek için 4. ve 6. dereceden test sistemleri kullanılmıştır. AR modelleme testlerinde, adaptif metodlar daha yüksek performansa ve daha düşük hesaplama zamanına sahip olan metodlar olmuşlardır.

Test edilen algoritmaların farklı test sistemlerinde farklı performanslar sergilediği belirlenmiştir. Dolayısıyla lineer sistemler için en iyi algoritmayı belirlemek zordur. Genel olarak klasik metodların gerek zaman gerekse performans açısından daha uygun çözümler sağladığı görülmüştür.

Adaptif metodlardan en yüksek performansı sırasıyla DL ve LSL metodları vermişlerdir. YSA'nın gürültülü verilere karşı kabul edilebilir sonuçlar vermesi beklenirken en kötü sonucu vermesindeki sebep olarak, giriş veri sayısının yeterli olmaması, gürültü seviyesinin yüksek olması, uygun YSA yapısı veya parametrelerinin belirlenememiş olması sıralanabilir. Bu konu daha sonraki çalışmalarda araştırılabilecek bir konu olarak karşımıza çıkmaktadır.

Yapay zeka tekniklerinin hesaplama süresinin çok fazla olmasının sebepleri ise kullanılan öğrenme algoritmasının yerel minimuma takılma probleminin olması veya başlangıç arama yönünün iyi belirlenememesi olabilir. Farklı yapay zeka algoritmalarının seçimi veya farklı parametrelerle test edilmesi araştırılacak yeni konular olabilecektir.

Kaynaklar

- Haykin, S., Adaptive Filter Theory, 3rd ed., Englewood Cliffs, NJ: Prentice- Hall, 1996.
- Widrow, B., and Stearns, S.D., Adaptive Signal Processing. Englewood Cliffs, NJ: Prentice- Hall, 1985.
- Macchi, O., The Least Mean Squares Approach with Applications in Transmission. New York: Wiley, 1995.
- Eleftheriou, E., and Falconer, D., Tracking properties and steady-state performance of RLS adaptive filter algorithms, IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing, vol. ASSP-34, 1097-1110, Oct. 1986.
- Friedlander, B., Lattice filter for adaptive processing, Proc. IEEE, **70**,829-867, Aug. 1982.
- [6] M.Tanaka, Y.Kaneda, S.Makino, and J.Kojima, A Block Exact Fast Affine Projection Algorithm, IEEE Trans. Speech and Audio Processing, **7**, 79-87, Jan. 1999.
- Özer, Ş., Güney, K., ve Kaplan, A., AR model parametrelerini ve derecesini tahmin etme metodları, Politeknik Dergisi, **3**, 3, 67-76, 2000.
- Peters, S.D, and Antoniu, A., A Self-Tuning NLMS Adaptive Filter Using Parallel Adaptation, IEEE Trans. on Circuits & Systems-II Analog and Digital Signal Processing, **44**, 1, 11-21, January, 1997.

9. Chansarkar, M.M. and Desai, U.B., A Robust Recursive Least Squares Algorithm, IEEE Trans. on Signal Processing, **45**, 7, 1726-1735, July 1997.
10. Goodwin, K., Adaptive Filtering, Prediction and Control, Prentice-Hall, 1990.
11. Swami, A., and Mendel, J.M., Lattice Algorithms For Recursive Instrumental Variable Methods, International Journal Of Adaptive Control and Signal Processing, 1996.
12. Haykin, S., Neural Networks: A Comprehensive Foundation, Macmillan College Publishing Company, New York, USA, ISBN 0-02-352761-7, 1994.
13. Glover, F., Tabu Search - Part I, ORSA Journal on Computing, **1**,3, 190-206, 1989.
14. Glover, F., Tabu Search - Part II, ORSA Journal on Computing, **2**, 1, 4-32, 1990.
15. Farhang-Boroujeny, B., Fast LMS/Newton Algorithms Based on Autoregressive Modelling and Their Application To Acoustic Echo Cancellation, IEEE Trans. on Signal Processing, **45**, 8, 1987-2000, August 1997.
16. Rumelhart, D. E. and McClelland, J. L., Parallel Distributed Processing. Vol.1, The MIT Press, Cambridge, 1986.
17. Brucker, P., An Efficient Algorithm for the Job-shop Problem With Two Jobs, Computing, vol. **40**, 353-359, 1988.
18. Hao, J.K, Dorne. R and Galinier, P., Tabu Search For Frequency Assignment In Mobile Radio Networks Journal Of Heuristics, **4**, 1, 47-62, 1998.