

AR SİSTEM MODELLEMEDE FARKLI ALGORİTMALARIN KARŞILAŞTIRILMASI

Şaban ÖZER*, Şeref SAĞIROĞLU** ve Ahmet KAPLAN

* Elektronik Mühendisliği Bölümü, Mühendislik Fakültesi, Erciyes Üniversitesi, 38039, Kayseri,
sozer@erciyes.edu.tr

** Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Mühendislik Mimarlık Fakültesi, Gazi Üniversitesi, 06570, Maltepe,
Ankara, ss@gazi.edu.tr

ÖZET

Bu makalede, yazarlar tarafından geliştirilen sayısal tabu araştırma algoritmasının, AR (Auto Regressive) sistem modelleme performansı analiz edilmiş ve karşılaştırılmıştır. Bu karşılaştırmada, en küçük kafes kareler, çift kafes, “affine” projeksiyon, en küçük ortalama kareler, normalize edilmiş en küçük ortalama kareler ve özyineli (recursive) en küçük kareler, uyarlanabilir klasik metotlar iken 8 farklı eğitim algoritması ile eğitilmiş yapay sinir ağları, klasik ve sayısal (nümerik) tabu araştırma algoritması kullanılmıştır. Bu çalışmada, 16 farklı algoritmanın modelleme performansı 4. ve 6. dereceden iki farklı AR sistem üzerinde test edilmiştir. Genel olarak, yazarlar tarafından geliştirilen sayısal tabu araştırma algoritmasının, doğrusal AR sistem modellemede daha başarılı olduğu anlaşılmıştır.

Anahtar Kelimeler: AR sistem, modelleme, yapay sinir ağları, uyarlanabilir metotlar, tabu araştırma, algoritma.

COMPARISON OF ALGORITHMS FOR AR SYSTEM MODELING

ABSTRACT

In this paper, performance of numeric tabu search algorithm developed by authors on AR (Auto Regressive) system modeling was compared to adaptive methods and artificial neural networks. The adaptive methods are Least Squares Lattice, Double Lattice, Affine Projection algorithm, Least Mean Squares (LMS), Normalized LMS and Recursive Least Squares (RLS). Artificial neural networks trained with eight learning algorithms and classic and numeric tabu search algorithms were the rest of algorithms compared with. The performances of total 16 algorithms were tested on two AR systems having 4th and 6th orders. The numeric tabu search algorithm was found the most successful algorithm on linear AR systems.

Keywords: AR system, modeling, artificial neural network, adaptive methods, tabu search, algorithm.

1. GİRİŞ

Sistemlerin modellenmesinde kullanılan klasik teknikler, model yapısının ve bazı istatistikî değerlerin (model derecesi, giriş ve gürültünün dağılımı vb.) 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.

Uyarlanabilir sistemler çevre şartlarına göre kendi

kendisini en iyiye doğru kanallara edebilen sistemlerdir. Bu sistemler en çok haberleşme ve kontrol sistemlerinde uygulanmaktadır [1]. Uyarlanabilir sistemlerin en önemli özelliği zamanla değişen sistemlere rahatlıkla uygulanabilmesi ve yeni durumlara göre kendi kendini ayarlayabilmesidir. Doğrusal sistemlerde belirli girişlere karşı çıkışın istenen şekilde olması, diğer tür girişlerin uygulandığı durumlarda veya kontrol edilen sistemin zamanla çevre şartlarından etkilenerek özelliklerinin değişmesi durumunda sistemlerin kararsız davranması uyarlanabilir sistemlerde daha az gözlenmektedir. Bu şekilde sistemden beklenen ile elde edilen çıkış arasındaki fark uyarlanabilir sisteme giriş olarak verilmektedir. Bu farkın sıfır olması, sistemin arzu

edilen şekilde çalışması anlamına gelir. Uyarlanabilir modelleme, sistem parametrelerini, hatayı sıfır yapacak şekilde ayarlamak için kullanılır.

Uyarlanabilir algoritmalar iki gruba ayrılır [1]. Birinci grup, LMS algoritmalarına dayalı olan algoritmalarıdır [2,3]. LMS algoritması, bir azaltım (gradient) arama algoritması ile 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 en aza indiren RLS algoritmasına dayanır. RLS algoritması, LMS algoritmasından daha hızlı yakınsama özelliği göstermesine rağmen hesaplama karmaşıklığı fazladır [4]. Levinson-Durbin algoritmasının bir uzantısı olarak yorumlanabilen kafes yapılı sistem çok sayıda üstünlüklere sahip olup işaret işleme ve konuşma analizi gibi uygulamalarda kullanılır [5]. Affine Projeksiyon algoritması (APA) son yıllarda kullanılan yeni bir yaklaşımdır [6]. Yazarlar tarafından daha önce sunulan bir çalışmada; LS, ileri ve geri, Burg ve geometrik kafes algoritmalarının performansları karşılaştırılmıştır [7].

Bu çalışmada, sayısal tabu araştırma (STA) algoritmasının performansı; uyarlanabilir AR modellerinden olan DL, LSL, APA, LMS, normalize edilmiş LMS (NLMS), RLS ile yapay zeka metotlarından olan yapay sinir ağları (YSA) ve sezgisel algoritmalarından tabu araştırma (TA) algoritmasının performansları karşılaştırılmıştır.

2. UYARLANABİLİR AR MODELLEME VE KULLANILAN KLASİK METOTLAR

Pratik uygulamalarda karşılaşılan ayrık zamanlı sistemlerde, veri olarak yalnızca çıkış değerlerinin yardımıyla sistemin modellenmesi istenilen durumlarda AR modelleri kullanılabilir [1-3]. Uyarlanabilir tahmin yöntemlerinde genel olarak her iterasyonda tahmin edilen parametrelerin önceki değerleri kullanılarak modelleme hatasını en az yapacak 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 uyarlanabilir yöntemler geliştirilmiştir [1-12]. Doğrusal sistemlerin modellenmesinde kullanılan 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] aşağıda kısaca tanımlanmıştır.

Uyarlanabilir 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 [12]. 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 en aza indirecek şekilde yeniden hesaplanır.

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, uyarlanabilir 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 en aza indirmek için geliştirilmiştir [6]. Burada model parametreleri

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

ifadesinden elde edilir.

Uyarlanabilir LSL: Bu yöntemde, modelin, kafes (lattice) yapısına benzeyen bir yapıya sahip olduğu varsayılır [10] ve ileri ve geri hata vektörleri bulunur. Levinson yöntemi 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 model parametreleri tahmin edilir [11]. 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. YAPAY SİNİR AĞLARI

Yapay sinir ağları bir yapay zeka yaklaşımı olup, biyolojik sinir sisteminin algoritmik olarak taklit edilmesi prensibine dayanır. Literatürde mevcut bir çok YSA yapısı vardır [13]. Çok katlı perseptronlar (ÇKP), bir çok alana uygulanmış olan bir ağ tipidir. ÇKP'ları öğretmede bir çok algoritma kullanılabilir [13-22]. Genel olarak bir ÇKP-YSA modeli üç katmandan oluşmuştur ve ara katta iki saklı tabaka mevcuttur. Giriş katındaki nöronlar tampon gibi davranırlar ve giriş sinyalini ara kattaki nöronlara dağıtırlar. Ara katmandaki her bir nöronun çıkışı, kendine gelen bütün giriş sinyallerini takibeden bağlantı ağırlıkları ile çarpımlarının toplanması ile elde edilir. Elde edilen bu toplam, bir fonksiyondan geçirilerek bir nöronun çıkışı hesaplanabilir. Burada kullanılan fonksiyon, basit bir eşik, sigmoid veya hiperbolik tanjant fonksiyonu olabilir. Diğer katlardaki nöronların çıkışları da aynı şekilde hesaplanır. Literatürde YSA'ları eğitmede bir çok öğretim algoritması bulunmaktadır [13,22]. Bu çalışmada, momentumlu geri yayılım (MBP) [14], tek adım sekant (TAS) [15], Broyden, Fletcher, Goldfarb ve Shannon (BFGS) [16], Levenberg-Marquardt (LM) [17,18], Fletcher-Reeves (FR), Powell-Beale (PB) ve Polak-Ribiere (PR) [19,20] ve Resilient geri yayılım (RG) [21] öğretim algoritmaları kullanılmıştır. Bu algoritmalar ile ilgili detaylı bilgi [22] nolu kaynaktan kolaylıkla elde edilebilir.

4. TABU ARAŞTIRMA (TA) ALGORİTMASI

Glover tarafından geliştirilen TA algoritması önceleri ayrık optimizasyon problemlerine uygulanmıştır [23,24]. 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 yordamını

(prosedürünü) hiyerarşik olarak yönlendiren zeki bir tekniktir [25]. Algoritmanın oluşturulmasında temel alınan iki önemli unsur, daha önce denenmiş çözümleri yeniden işleme almaması ve yerel optimum noktadan uzaklaşıp küresel optimum çözüme ulaşabilmesidir [26].

Klasik Tabu araştırma (KTA) algoritması, yalnızca kombinasyonel problemlere değil fonksiyon minimizasyonu veya maksimizasyonu ile ilgili problemlere de uygulanmıştır [27,28]. Bu tür problemlere uygulanması durumunda 1 ve 0 değerlerinden oluşan vektör elemanları ikili sayı düzeninden onlu sayı düzenine çevrilir. Burada her bir parametrenin kaç ikili (bit) ile ifade edileceği problemi yaşanmaktadır. Eğer ikili sayısı az olursa, araştırma uzayı küçülmekte dolayısıyla daha hızlı çözüm bulunmakta, fakat çözümlerin tam istenilen değerler olmaması durumu ortaya çıkmaktadır. Fazla olursa da, çok büyük bir araştırma uzayıyla karşı karşıya kalınmaktadır. Bu yüzden her parametre için en uygun ikili sayısını seçmek büyük önem taşır.

Ayrıca, komşu sayısının sabit olması, bir başka deyişle, iyi sonuç veren bölgelerde üretilen çözümler ile kötü sonuç veren bölgelerden elde edilen çözüm sayılarının aynı olması, önemli bir dezavantajdır. Sıralama ve tekrarlama dayalı tabu listesi kullanan klasik algoritmada, sık değişen veya yeni değişmiş olan elemanlara ait komşuluklar tabulaştırılmakta, dolayısıyla bir tür cezalandırılmakta, fakat iyi sonuç veren elemanların ürettikleri komşu sayısı sabit kalmaktadır.

Sayısal problemlere klasik tabu araştırmasının uygulanmasında karşılaşılan önemli bir problem de komşu çözümlerin üretilmesi aşamasında her bir parametrenin en sağdaki ikilinin değişmesi parametrenin sayısal değerinde büyük bir değişime sebep olmaktadır. Bu ise "komşuluk" mantığına aykırı bir durum ortaya koymaktadır. Parametrenin etrafında araştırma yapılması gerektiği durumlarda (özellikle iterasyonun ilerlediği, araştırmanın global minimumu kestirebildiği bölgelerde), parametre değerinin büyük oranda değişmesi, istenen sonucu bulmada gecikmeye ve fazla hesap yapılmasına sebep olmaktadır.

KTA algoritmasında karşılaşılan bu zorlukların üstesinden gelmek için yazarlar tarafından Sayısal Tabu Araştırma (STA) algoritması geliştirilmiştir [29-32]. Bu algoritmanın en önemli özelliği çözüm vektörünün reel sayılardan oluşmasıdır. Böylece ikili sayı düzeninden geçişte yaşanan zorluklar ortadan kaldırılmıştır. Bununla beraber KTA algoritmasında yeni komşu çözümler üretmede kullanılan ikili değiştirme yöntemi uygulanamayacağından, STA algoritması için farklı bir komşu üretme işlemi gerçekleştirilmesi zorunludur. Aynı zamanda, Tabu listesi yapısının belirlenmesi ve buna bağlı olarak aspirasyon kriterinin de tespiti edilmesi gereklidir. Bu

çalışmada, komşu çözümler aşağıdaki yöntemle üretilir. İlk iterasyonda her çözüm elemanı için 5 komşu üretilmektedir. Her elemana ait bütün komşular değerlendirildikten sonra, bu değerlendirme değerlerinin ortalaması her eleman için hesaplanır. Eğer, $s_j = (s_{j,1}, s_{j,2}, \dots, s_{j,n})$, j nci iterasyondaki çözüm vektörü ise, bir sonraki iterasyondaki komşuluk sayısı, $No_N(s_{j+1,k})$, aşağıdaki formül ile belirlenir.

$$No_N(s_{j+1,k}) = No_N(s_{j,k}) + \left[2 \frac{A(k)}{\max(A) - \min(A)} - 1 \right] \quad (8)$$

Burada, $A(k)$ bu elemanın j nci iterasyondaki tüm komşularının değerlendirme değerlerinin ortalaması, $\max(A)$ ve $\min(A)$ ise sırasıyla aynı iterasyonda üretilen tüm komşuların değerlendirme değerlerinin en büyük ve en küçük değerleridir [32]. j nci iterasyonda, k nci elemanın i nci komşuluk sayısı aşağıdaki ifade ile üretilir [31].

$$N(s_{j+1,k}) = N(s_{j,k}) + i(-1)^i \Delta(j) \quad (9)$$

ile

$$\Delta(j) = \lambda \left[\frac{ESIG}{j^\beta + ESIG} \right]^\alpha \quad (10)$$

burada λ pozitif bir sabit olup $\Delta(j)$ katsayısının başlangıç değerini belirler, α ve β ise bu katsayının değişimini kontrol etmektedirler. ESIG ise gelişmede elde edilmiş en son iterasyon değeridir.

Geliştirilen STA algoritması, dikedörtgen mikroserit antenlerin rezonans frekansının ve bant genişliğinin hesaplanmasında etkili oldukları tespit edilmiştir [31,32]. Bu makalede, STA algoritmasının AR sistem modelleme performansı incelenerek karşılaştırılmıştır.

5. BENZETİMLER

Uyarlanabilir doğrusal modelleme yöntemlerinden LMS, NLMS, RLS, APA, LSL ve DL algoritmaları ile sekiz farklı öğrenme algoritması ile eğitilmiş YSA'lar ile, KTA ve STA algoritmalarının performanslarını incelemek ve karşılaştırmak için 4. dereceden ve 6. dereceden iki farklı AR test sistemi kullanılmıştır. Bu test sistemleri aşağıda verilmiştir.

Sistem #1:

$$y[k] = u[k] + 0.3 y[k-1] + 0.1 y[k-2] + 0.39 y[k-3] - 0.72 y[k-4] \quad (11)$$

Sistem #2:

$$y[k] = u[k] + 0.565y[k-1] - 0.934y[k-2] + 0.312y[k-3] - 0.433y[k-4] - 0.217y[k-5] + 0.178y[k-6] \quad (12)$$

(11) ve (12) nolu eşitliklerde $y[k]$ ve $u[k]$ sırasıyla modelin çıkışı ve girişi temsil etmektedir.

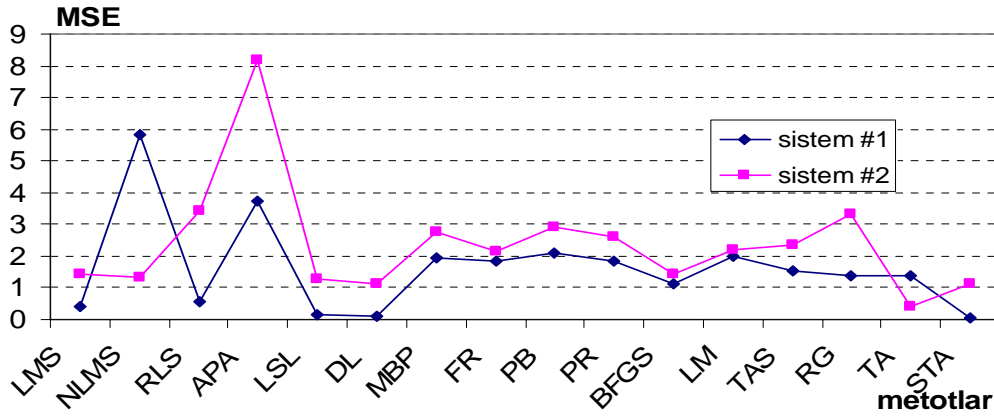
Model parametreleri, sistemleri kararlı yapacak şekilde seçilmiştir. Bu sistemlere özellikle gauss dağılımında, sıfır ortalamalı, standart sapma değeri 1 olan, 1000 adet elemana sahip giriş dizisi uygulanmış ve istenen çıkış dizisi elde edilmiştir. Bu dizinin işaret/gürültü oranı 8 dB'dir. Bu oran arttırıldığında klasik metotların iyi sonuç verdiği bilinmektedir. 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 doğrusal seçilmiştir. Bunun sebebi, yapılan denemeler sonucunda, modellenen sistemin doğrusal yapıda olmasından dolayı doğrusal olmayan transfer fonksiyonlarının sistemi modellemekte doğrusal 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 MSE sonuçları Şekil 1'de ve Tablo 1'de gösterilmiştir. Bu gösterimlerde verilen değerlerden de görülebileceği gibi sistem modellemede STA algoritmasının en düşük hata verdiği, dolayısıyla en yüksek performansa sahip olduğu görülmektedir. Uyarlanabilir metotların, gerek performans bakımından gerekse hesaplama süresi bakımından, yapay zeka metotlarından daha iyi olduğu tespit edilmiştir. TA algoritması YSA'lardan daha yüksek performans gösterse de çok uzun hesaplama zamanlarına ihtiyaç duymuştur. Uyarlanabilir metotlar arasında en yüksek performansları sırasıyla DL ve LSL algoritmaları göstermiştir.

6. SONUÇLAR

Bu çalışmada, doğrusal sistem modellemede literatürde mevcut ve en çok kullanılan uyarlanabilir metotlar, yapay sinir ağları ve tabu araştırma



Şekil 1. Elde edilen tüm sonuçların grafiksel gösterimi

Tablo 1. AR modeli parametrelerinin hesabında kullanılan metotların karşılaştırılması

Metotlar		Sistem #1 (MSE)	Sistem #2 (MSE)	Ortalama Süre (s)
Uyarlanabilir	LMS	0,4340	1,4511	0,54
	NLMS	5,8352	1,3390	0,64
	RLS	0,5873	3,4165	0,85
	APA	3,7436	8,1874	0,82
	LSL	0,1384	1,2572	4,02
	DL	0,0880	1,1457	3,37
Yapay Sinir Ağları	MBP	1,9659	2,7465	280,10
	FR	1,8323	2,1345	193,20
	PB	2,0982	2,9153	167,41
	PR	1,8660	2,6022	181,90
	BFGS	1,1242	1,4522	65,58
	LM	2,0140	2,2126	899,34
	TAS	1,5544	2,3436	151,49
	RG	1,3780	3,3240	72,94
Tabu Araştırma	TA	1,3864	0,4223	2572,70
	STA	0,0514	1,1361	2260,30

algoritmaları karşılaştırılmıştır. 4. ve 6. dereceden iki farklı doğrusal sistem bu metotları test etmek için kullanılmıştır. AR modelleme testlerinde, sayısal tabu araştırma algoritması en az hata ile en etkili algoritma olmuştur. Bu algoritmayı sırasıyla düşük hesaplama zamanına sahip uyarlanabilir DL ve LSL metotları izlemiştir.

Genel olarak klasik metotların gerek zaman gerekse performans açısından daha uygun çözümler sağladığı görülmüştür. 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 iyi 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. ve Stearns, S.D., **Adaptive Signal Processing**. Englewood Cliffs, Prentice-Hall, NJ, 1985.
- Macchi, O., **The Least Mean Squares Approach with Applications in Transmission**. Wiley, New York, 1995.
- Eleftheriou, E. ve Falconer, D., Tracking properties and steady-state performance of RLS adaptive filter algorithms, **IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing**, Cilt ASSP-34, 1097-1110, Oct. 1986.
- Friedlander, B., Lattice filter for adaptive processing, **Proc. IEEE**, Cilt 70, 829-867, Aug. 1982.
- Tanaka, M., Kaneda, Y. Makino, S. ve Kojima, J., A Block Exact Fast Affine Projection

- Algorithm, **IEEE Trans. Speech and Audio Processing**, Cilt 7, 79-87, Jan. 1999.
7. Özer, Ş., Güney, K. ve Kaplan, A., AR model parametrelerini ve derecesini tahmin etme metodları, **Politeknik Dergisi**, Cilt 3, No 3, 67-76, 2000.
 8. Peters, S. D. ve Antoniu, A., A Self-Tuning NLMS Adaptive Filter Using Parallel Adaptation, **IEEE Trans. on Circuits & Systems-II Analog and Digital Signal Processing**, Cilt 44, No 1, 11-21, January 1997.
 9. Chansarkar, M. M. ve Desai, U.B., A Robust Recursive Least Squares Algorithm, **IEEE Trans. on Signal Processing**, Cilt 45, No 7, 1726-1735, July 1997.
 10. Goodwin, K. **Adaptive Filtering, Prediction and Control**, Prentice-Hall, 1990.
 11. Swami, A. ve Mendel, J.M., Lattice Algorithms For Recursive Instrumental Variable Methods, **International Journal Of Adaptive Control and Signal Processing**, 1996.
 12. Farhang-Boroujeny, B., Fast LMS/Newton Algorithms Based on Autoregressive Modelling ve Their Application To Acoustic Echo Cancellation, **IEEE Trans. on Signal Processing**, Cilt 45, No 8, 1987-2000, August 1997.
 13. Haykin, S., **Neural Networks: A Comprehensive Foundation**, Macmillan College Publishing Company, New York, USA, ISBN 0-02-352761-7, 1994.
 14. Rumelhart, D. E. ve McClelland, J. L., **Parallel Distributed Processing**. Cilt 1, The MIT Press, Cambridge, 1986.
 15. Battiti, R., First and Second Order Methods for Learning: Between Steepest Descent and Newton's Method, **Neural Computation**, Cilt 4, No 2, 141-166, 1992.
 16. Gill, P. E., Murray, W. ve Wright, M. H., **Practical Optimization**, Academic Press, New York, 1981.
 17. Levenberg, K., A Method For the Solution of Certain Nonlinear Problems in Least Squares, **Quart. Appl. Math.**, Cilt 2, 164-168, 1944.
 18. Marquardt, D. W., An Algorithm For Least-Squares Estimation of Nonlinear Parameters, **J. Soc. Ind. Appl. Math.**, Cilt 11, 431-441, 1963.
 19. Powell, M. J. D., Restart Procedures for the Conjugate Gradient Method, **Mathematical Programming**, Cilt 12, 241-254, 1977.
 20. Scales, L. E., **Introduction to Non-Linear Optimization**, Springer-Verlag, New York, 1985.
 21. Riedmiller, M. ve Braun, H., A Direct Adaptive Method for Faster Backpropagation Learning: The RPROP Algorithm, **Proceedings of the IEEE Int. Conf. On Neural Networks**, San Francisco, CA, 586-591, 1993.
 22. Sağıroğlu, Ş. Beşdok, E., ve Erler, M., **Mühendislikte Yapay Zeka Uygulamaları I: Yapay Sinir Ağları**, Ufuk Kitabevi, Kayseri, 2003.
 23. Glover, F., Tabu Search - Part I, **ORSA Journal on Computing**, Cilt 1, No 3, 190-206, 1989.
 24. Glover, F. Tabu Search - Part II, **ORSA Journal on Computing**, Cilt 2, No 1, 4-32, 1990.
 25. Brucker, P. An Efficient Algorithm for the Job-shop Problem With Two Jobs, **Computing**, Cilt 40, 353-359, 1988.
 26. Hao, J.K. Dorne, R. ve Galinier, P., Tabu Search For Frequency Assignment In Mobile Radio Networks, **Journal Of Heuristics**, Cilt 4, No 1, 47-62, 1998.
 27. Pham, D. T. ve Karaboga, D., **Intelligent Optimisation Techniques: Genetic Algorithms, Tabu Search, Simulated Annealing and Neural Networks**, Springer Verlag, 2000.
 28. Karaboga, D., ve Kaplan, A., Optimizing Multivariable Functions Using Tabu Search Algorithm, **In The Tenth Int. Symp. on Comp. and Inf. Sciences, (ISCIS X)**, October 30, Turkey, Cilt 2, 793-799, 1995.
 29. Karaboga, D., Güney, K., Kaplan, ve A., Akdağlı, A., A new effective side length expression obtained using a modified tabu search algorithm for the resonant frequency of a triangular microstrip antenna. **International Journal of RF and Microwave Computer-Aided Engineering**, Cilt 8, 4-10, 1998.
 30. Özer, Ş., Güney, K., ve Kaplan, A., Calculation Of Characteristic Impedance and Dielectric Constant Of Coplanar Waveguide With The Use Of Fuzzy Inference Systems, **TAINN'99**, Istanbul, 187-196, 1999.
 31. Özer, Ş., Güney, K., ve Kaplan, A., Computation Of The Resonant Frequency Of Electrically Thin and Thick Rectangular Microstrip Antennas With The Use Of Fuzzy Inference Systems, **Int. Jour. of RF and Microwave Computer-Aided Engineering**, Cilt 10, No 2, 108-119, 2000.
 32. Kaplan, A., Güney, K., ve Özer, Ş., Fuzzy associative memories for the Computation of the bandwidth of rectangular microstrip antennas with thin and thick substrates. **Int. J. Electronics**, Cilt 88, No 2, 189-195, 2001.