

**AKUSTİK EKO YOK ETME UYGULAMASINDA DOĞRUSAL VE DOĞRUSAL
OLMAYAN YAKLAŞIMLAR**

Tuğba Özge ÖZDİNÇ

Zonguldak Karaelmas Üniversitesi

Fen Bilimleri Enstitüsü

Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalında

Yüksek Lisans Tezi

Olarak Hazırlanmıştır

ZONGULDAK

Şubat 2008

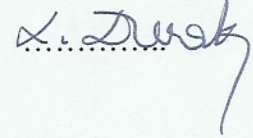
KABUL:

Tuğba Özge ÖZDİNÇ tarafından hazırlanan "AKUSTİK EKO YOK ETME UYGULAMASINDA DOĞRUSAL VE DOĞRUSAL OLMAYAN YAKLAŞIMLAR" başlıklı bu çalışma jürimiz tarafından değerlendirilerek, Zonguldak Karaelmas Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalında Yüksek Lisans Tezi olarak oybirliğiyle kabul edilmiştir. 01/02/2008

Başkan: Yrd. Doç. Dr. Rıfat HACIOĞLU (ZKÜ)

Üye : Doç. Dr. Mahmut ÖZER (ZKÜ)

Üye : Yrd. Doç. Dr. Lütfiye DURAK (YTÜ)



ONAY:

Yukarıdaki imzaların, adı geçen öğretim üyelerine ait olduğunu onaylarım. .../.../2008



Prof. Dr. Mustafa SÖZEN
Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürü

“Bu tezdeki tüm bilgilerin akademik kurallara ve etik ilkelere uygun olarak elde edildiğini ve sunulduğunu; ayrıca bu kuralların ve ilkelerin gerektirdiği şekilde, bu çalışmadan kaynaklanmayan bütün atıfları yaptığımı beyan ederim.”

Tuğba Özge ÖZDİNÇ

ÖZET

Yüksek Lisans Tezi

AKUSTİK EKO YOK ETME UYGULAMASINDA DOĞRUSAL VE DOĞRUSAL OLMAYAN YAKLAŞIMLAR

Tuğba Özge ÖZDİNÇ

Zonguldak Karaelmas Üniversitesi

Fen Bilimleri Enstitüsü

Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Tez Danışmanı: Yrd. Doç. Dr. Rifat HACIOĞLU

Şubat 2008, 65 sayfa

Akustik eko; telekonferans, hands-free telefon sistemleri gibi haberleşme sistemlerinde meydana gelmektedir. İstenmeyen eko işaretinin giderilmesini amaçlayan akustik eko yok edicide (Acoustic Echo Canceller- AEC)'de uyarlamalı yaklaşımlar kullanılır. Ancak, kullanılan yükseltecin doğrusal olmayan karakteristiğinden dolayı akustik eko yolunun doğrusal olmayan sistem olarak modellenmesi gerekmektedir. Doğrusal uyarlamalı yok edicinin performansı, eko yolundaki doğrusal olmayan bileşenlerle sınırlanır. Bu doğrusal olmayan yapı, Hammerstein blok yapısı olarak adlandırılır. Hammerstein blok yapısı, doğrusal olmayan bloğun ardından gelen dinamik doğrusal sistemle kaskat bağlanmasıyla ifade edilir.

Bu çalışmada, Hammerstein blok yapısı tabanlı akustik eko yok etme algoritmaları üzerinde durulmuştur. Geliştirilen uyarlamalı Hammerstein filtre yapısında Normalize En Küçük Ortalama Kare (Normalized Least Mean Square- NLMS) ve En Küçük Ortalama Kare (Least Mean Square- LMS) algoritması yardımı ile akustik eko yolu model parametreleri elde edilir.

ÖZET (devam ediyor)

Bu uyarlamalı yapıda, doğrusal olmayan blok polinom katsayıları ile doğrusal blok da hem sonlu darbe cevabı (Finite Impulse Response- FIR) hem de sonsuz darbe cevabı (Infinite Impulse Response- IIR) filtre katsayıları ile ifade edilmektedir. Önerilen yaklaşımın performansı incelenerek diğer doğrusal ve doğrusal olmayan yaklaşımlar ile kıyaslanmaktadır. Geliştirilen uyarlamalı Hammerstein algoritması parametrik karmaşıklık ve yakınsama hızı yönünden incelendiğinde daha iyi performans gösterdiği gözlemlenmektedir.

Anahtar Sözcükler : Akustik eko yok etme, kaskat yapı, uyarlamalı filtreler

Bilim Kodu : 609.03.03

ABSTRACT

M. Sc. Thesis

LINEAR AND NONLINEAR APPROACHES IN ACOUSTIC ECHO CANCELLATION APPLICATION

Tuğba Özge ÖZDİNÇ

**Zonguldak Karaelmas University
Graduate School of Natural and Applied Sciences
Department of Electrical and Electronics Engineering**

Thesis Advisor: Asst. Prof. Rifat HACIOĞLU

February 2008, 65 pages

Acoustic echo often occurs in telecommunication systems, such as teleconferencing and hands-free telephone systems. Adaptive approaches have been used in acoustic echo cancellation which aims to cancel the unwanted echo signal. However, recent research has shown that the acoustic echo path would better be modeled as a nonlinear system due to the nonlinear characteristics of the used amplifier. Therefore, the performance of a linear adaptive canceller is limited by the nonlinear components in the echo path. This nonlinear structure is called as Hammerstein block structure. Hammerstein block structure is defined by cascade connection of a nonlinear block and a linear system.

This paper presents acoustic echo cancellation algorithms based on Hammerstein block structure. Echo path model parameters are obtained by Normalized Least Mean Square (NLMS) or Least Mean Square (LMS) algorithms in the developed adaptive Hammerstein filter structure. In this adaptive filter structure, nonlinear block is defined by either Finite Impulse Response (FIR) or Infinite Impulse Response (IIR) filter coefficients.

ABSTRACT (continued)

Performance comparison of the proposed approaches have been investigated and they are compared to other linear and nonlinear approaches. Developed adaptive Hammerstein algorithm has shown that better performance considering parametric complexity and convergence speed.

Key Words : Acoustic echo cancellation, cascaded structure, adaptive filters

Science Code : 609.03.03

TEŐEKKŪR

Çalıőmam boyunca yŕnlendirici ve yol gŕsterici olan, ŕneri ve deneyimlerini benden esirgemeyen danıőman hocam Sayın Yrd. Doç. Dr. Rıfat HACIOĐLU'na, ilgi ve desteđini her zaman yanımda hissettiđim aileme teőekkŕrŕ bir borç bilirim.

İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa</u>
KABUL.....	ii
ÖZET	iii
ABSTRACT.....	v
TEŞEKKÜR.....	vii
İÇİNDEKİLER	ix
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	xi
ÇİZELGELER DİZİNİ.....	xiii
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ	xv
BÖLÜM 1 GİRİŞ.....	1
BÖLÜM 2 HABERLEŞME SİSTEMLERİNDEKİ EKOLAR.....	7
2.1 HİBRİT/ELEKTRİKSEL EKO	7
2.2 AKUSTİK EKO	8
2.3 TELEKONFERANS/VİDEOKONFERANS HABERLEŞME SİSTEMLERİ	9
2.4 TEMEL EKO YOK EDİCİ.....	10
2.5 DOĞRUSAL OLMAYAN SES BİLEŞENLERİ	12
2.5.1 Dijital-Analog ve Analog-Dijital Dönüştürücüler	13
2.5.2 Yükselteçler	13
2.5.3 Hoparlörler.....	14
BÖLÜM 3 AKUSTİK EKO YOLU MODELLEMEDE DOĞRUSAL VE DOĞRUSAL OLMAYAN YAKLAŞIMLAR	15
3.1 EKO YOK ETMEDE KULLANILAN UYARLANIR ALGORİTMALAR.....	17
3.1.1 En Küçük Ortalama Kare (Least Mean Square) Algoritması	18
3.1.2 Özyineli En Küçük Kareler (Recursive Least Squares) Algoritması.....	23
3.2 DOĞRUSAL OLMAYAN YAKLAŞIMLARA GENEL BAKIŞ	25
3.2.1 Volterra/ FPET Model Yapısı	27

İÇİNDEKİLER (devam ediyor)

	<u>Sayfa</u>
3.2.2 Hammerstein/ Wiener Blok Yapıları.....	31
BÖLÜM 4 DOĞRUSAL OLMAYAN UYARLAMALI HAMMERSTEIN	
YAKLAŞIMLARI	37
4.1 DOĞRUDAN UYARLAMALI HAMMERSTEIN YAKLAŞIMI	37
4.2 UYARLAMALI HAMMERSTEIN SABİT KUTUP YAKLAŞIMI	39
4.3 UYARLAMALI HAMMERSTEIN YAKLAŞIMLARI PERFORMANS ANALİZİ ..	46
BÖLÜM 5 TELEKONFERANSTA AKUSTİK EKO YOK ETME UYGULAMASI	
PERFORMANS ANALİZİ	53
BÖLÜM 6 SONUÇLAR VE ÖNERİLER	59
KAYNAKLAR	61
ÖZGEÇMİŞ	65

ŞEKİLLER DİZİNİ

<u>No</u>		<u>Sayfa</u>
1.1	Hammerstein blok yapısı.....	2
1.2	Wiener blok yapısı.....	2
1.3	Akustik eko yok etme probleminin genel oluşumu.....	3
2.1	Hibrit eko oluşumu.....	8
2.2	Bir odadaki akustik eko oluşumu.....	9
2.3	Kapalı ortamlarda uyarlamalı akustik eko yok etme.....	10
2.4	Doğrusal uyarlamalı eko yok edici oluşturulması.....	11
2.5	Akustik eko yolu genel yapısı blok diyagramı.....	12
2.6	Elektrodinamik hoparlör kesit görüntüsü.....	14
3.1	Akustik eko yok etmede doğrusal uyarlamalı filtreleme.....	16
3.2	Uyarlanı FIR filtrenin blok diyagramı.....	19
3.3	LMS algoritmasının işaret-akış diyagramı.....	21
3.4	Volterra/FPET model blok yapısı.....	28
3.5	Hammerstein sistem blok diyagramı.....	31
3.6	Wiener sistem blok diyagramı.....	32
3.7	Hammerstein-Wiener sistem (NLN).....	34
3.8	Wiener-Hammerstein sistem (LNL).....	34
4.1	Örnek sistem yapısı.....	46
4.2	Uyarlamalı Hammerstein algoritmasında farklı adaptasyon parametreleri için yakınsama grafiği.....	48
4.3	Uyarlamalı Hammerstein Sabit Kutup algoritmasında farklı adaptasyon parametreleri için yakınsama grafiği.....	49
4.4	Kullanılan algoritmaların yakınsama grafiği.....	50
5.1	Oda darbe cevabı ile Uyarlamalı Hammerstein yaklaşımları kestirimleri.....	54
5.2	Karesel hata ile Uyarlamalı Hammerstein yaklaşımları yakınsama performansı.....	55
5.3	Sigmoid fonksiyonu ve $N[x]$ grafiği.....	56
5.4	Mikrofon işareti, FIR filtre, Hammerstein blok yapısı ve Volterra filtre çıkışı.....	57
5.5	FIR filtre, Hammerstein blok yapısı ve Volterra filtre için ERLE değişimi.....	58

ÇİZELGELER DİZİNİ

<u>No</u>		<u>Sayfa</u>
4.1	Kullanılan yaklaşımların parametrik karmaşıklıkları.....	47
4.2	Yaklaşımların normalize ortalama karesel hata değerleri.....	51
5.1	Doğrusal olmayan blok parametre değerleri ve kestirimler	55

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

- a_l : doğrusal blok payda katsayıları
 b_l : doğrusal blok pay katsayıları
 $d(n)$: mikrofon işareti
 $e(n)$: hata işareti
 $G_i(q^{-1})$: sabit kutup açılım fonksiyonları
 $h(n)$: doğrusal filtre darbe cevabı
 $H(q^{-1})$: doğrusal sistemin transfer fonksiyonu
 $j(n)$: kazanç vektörü
 $J(n)$: eder fonksiyonu
 L : doğrusal olmayan blok derecesi
 M : doğrusal blok transfer fonksiyonu pay derecesi
 N : doğrusal blok transfer fonksiyonu payda derecesi
 $N[\cdot]$: doğrusal olmayan blok
 $P(n)$: ters korelasyon matrisi
 $p(n)$: çapraz ilinti vektörü
 q^{-1} : gecikme terimi
 $R(n)$: ilinti matrisi
 $r(n)$: eko işareti
 $u(n)$: referans giriş işareti
 $v(n)$: yakın konuşmacı işareti
 $w(n)$: gürültü işareti
 $y^*(n)$: gürültüsüz sistemin bilinmeyen çıkışı
 $\mathcal{E}(n)$: artakalan eko
 μ : adım boyutu parametresi
 $\nabla J(n)$: gradyan vektörü
 $\xi(n)$: öncül kestirim hatası
 $\varphi(n)$: regresör vektörü

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ (devam ediyor)

α	: doğrusal olmayan sistem katsayıları
δ	: düzenleme terimi
λ	: üssel ağırlık faktörü
$\theta(n)$: ağırlık parametre vektörü
$\hat{\theta}(n)$: ağırlık parametre vektörü kestirimi
$\hat{\theta}(0)$: parametre vektörü başlangıç değeri
$P(0)$: ters korelasyon matrisi başlangıç değeri

KISALTMALAR

AEC	: Acoustic Echo Canceller (Akustik eko yok edici)
A/D	: Analog-Dijital
D/A	: Dijital-Analog
ERLE	: Echo Return Loss Enhancement (Eko geri dönüş kayıp artışı)
FIR	: Finite Impulse Response (Sonlu darbe cevabı)
FPET	: Fixed Pole Expansion Technique (Sabit Kutup Açılım Tekniği)
GAL	: Gradient Adaptive Lattice (Gradyan Uyarlanır Kafes)
IIR	: Infinite Impulse Response (Sonsuz darbe cevabı)
LMS	: Least Mean Square (En Küçük Ortalama Kare)
LNL	: Linear-Nonlinear-Linear
NLMS	: Normalized Least Mean Square (Normalize En Küçük Ortalama Kare)
NLN	: Nonlinear-Linear-Nonlinear
NMSE	: Normalised Mean-Square Error (Normalize Edilmiş Ortalama Karesel Hata)
LS	: Least Squares (En Küçük Kareler)
RLS	: Recursive Least Squares (Özyineli En Küçük Kareler)
SAG	: Stochastic Gradient Algorithm (Olasılıksal Gradyan Algoritması)
SNR	: Signal to Noise Ratio (İşaret gürültü oranı)
SVD	: Singular Value Decomposition (Tekil Değer Ayrıştırması)

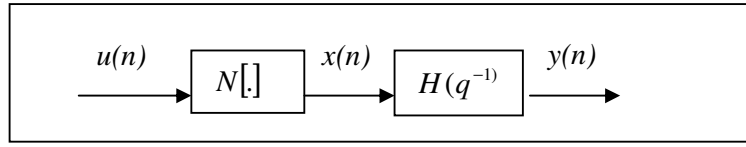
BÖLÜM 1

GİRİŞ

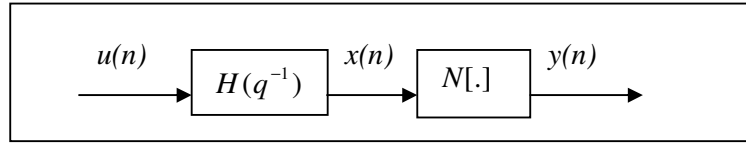
Doğrusal uyarlamalı filtrelemenin işaret işlemede önemli bir rolü vardır (Haykin 1996). Ancak pratikte ele alınan birçok sistem doğrusal olmayan davranış sergilediğinden doğrusal olmayan uyarlamalı filtreleme kullanılmalıdır. Bu tez çalışmasında üzerinde durulan akustik eko yok etme böyle durumlar için önemli bir örnek teşkil etmektedir. Doğrusal olmayan sistemler akustik eko yok etme probleminde olduğu gibi kaskat bağlı Hammerstein/Wiener blok yapılar ile ifade edilebilmekle birlikte genel yapı olarak Volterra, yapay sinir ağları, bulanık mantık yapıları ile de gösterilebilmektedir (Ljung 1996).

Oda akustiğinden dolayı uzak konuşmacı işaretinin gecikmiş konuşma bilgisinin tekrar kendisine geri gönderilmesi durumu ile ortaya çıkan akustik eko yok etme probleminin çözümünde; kararlılık, parametrede doğrusallık ve basit yapısı özelliklerine rağmen hafıza uzunluğu söz konusu olduğundan parametrik karmaşıklık problemi ile karşılaşılan sonlu darbe cevabı filtreler (Finite Impulse Response- FIR) sıkça kullanılmaktadır (Haykin 1996). Bu durumda, yaygın olarak kullanılan doğrusal akustik eko yok ediciler (Acoustic Echo Canceller- AEC) bu tür ekoları yok edemezler (Costa et al. 2003). Bu tez çalışmasında akustik eko yok etme problemini çözmek amacı ile uyarlamalı Hammerstein blok yapılı eko yok edicilerin kullanımı üzerinde durulacaktır. Bununla birlikte, akustik eko problemi, kullanılan hoparlör- mikrofön ve oda dinamiği yapısından dolayı Hammerstein blok yapısı ile ifade edilebilir (Ngia and Sjöberg 1998). Hammerstein blok yapısı, statik doğrusal olmayan blok ile buna kaskat bağlı dinamik doğrusal bloktan oluşmaktadır (Şekil 1.1). Hammerstein blok yapısı gibi doğrusal olmayan sistem modellemede sıklıkla kullanılan bir diğer model yapısı olan Wiener blok yapısında ise Hammerstein'a göre her iki blok yer değiştirmektedir (Şekil 1.2). Blok yapılı bu iki sistem gösterimi ile birlikte genel giriş/çıkış ilişkisini ifade eden doğrusal olmayan sistemlerde sıklıkla kullanılan Volterra model yapısı ise yüksek hafıza uzunluğunda parametrik karmaşıklık nedeni ile uyarlanır algoritmalarda yavaş yakınsama hızları ile problem yaratmaktadırlar (Hacıoğlu and Williamson 2001b, Schetzen 1980). Parametre

karmaşıklığını azaltmak için Sabit Kutup Açılım Tekniği (Fixed Pole Expansion Technique-FPET) kullanılabilir (Hacıoğlu and Williamson 2001b).



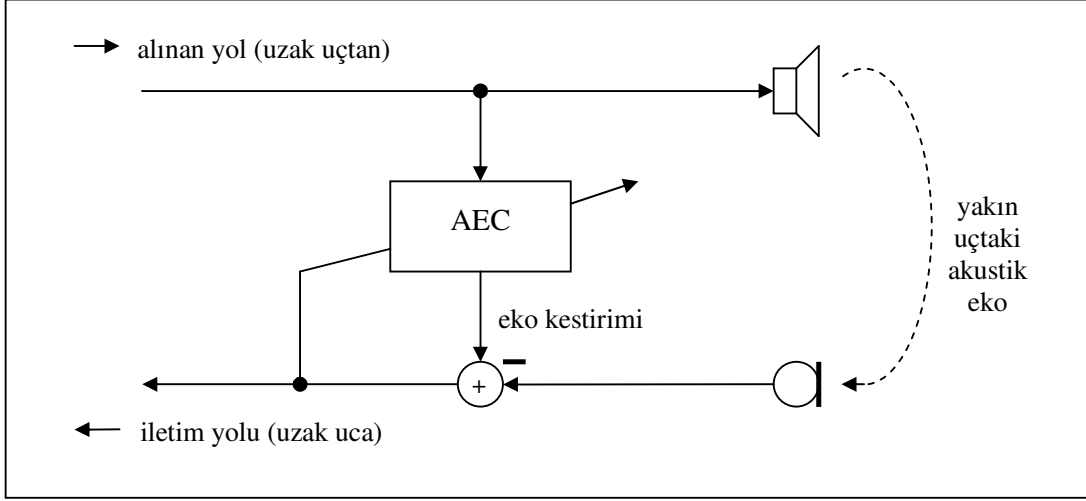
Şekil 1.1 Hammerstein blok yapısı.



Şekil 1.2 Wiener blok yapısı.

Akustik ekolar haberleşme sistemlerinin alınan yolu ve iletim yolu arasındaki etkileşimden kaynaklanır. Bu durum hands-free (eller-serbest) haberleşme uçlarında veya mobil telefonlarla oluşur. Eko yok etme probleminin genel görünümü Şekil 1.3'te gösterilmiştir. Uzak uç kullanıcılarından alınan işaret, yakın uçtaki hoparlörün çıkışıdır. Hands-free haberleşme sistemleri durumunda, hoparlör işareti kapalı ortamda yansır ve mikrofon tarafından toplanır. Bu akustik geribeslemeden dolayı, hoparlör işareti haberleşme aracının iletim yoluna ulaşır ve uzak uçtaki kullanıcı, konuşmasının gecikmiş versiyonunu fark eder. Eko işareti, uzak kullanıcı için rahatsız edici bozucu olarak ortaya çıkar.

Eko etkisini yok edebilmenin en yaygın yolu, eko işaretinin yayılma yolunun paraleline bir AEC yerleştirmektir. AEC'de eko işaretinin sayısal kopyası kestirilir ve daha sonra gözlenen mikrofon işaretinden çıkarılır. AEC genellikle alınan uzak uç işaretinin dijital-analog dönüşümünü ve mikrofon işaretinin analog-dijital dönüşümünü gösteren sayısal işaret işlemede gerçekleşir (Küch 2005).



Şekil 1.3 Akustik eko yok etme probleminin genel oluşumu.

Akustik eko yok etme için standart yaklaşımlar eko yolunun doğrusal sistemle modellenebildiği varsayımına dayanır. Bu yüzden, AEC doğrusal filtre olarak uygulanır. Eko yolu bilinmediğinden ve işlem süresince değişebildiğinden, doğrusal filtre uyarlamalı olarak gerçekleştirilecektir. Bununla birlikte doğrusal olmayan ses donanımı etkisi göz önünde bulundurulmalıdır. Dolayısıyla doğrusal olmayan filtreler yeterli olmayacak ve doğrusal olmayan uyarlanabilir filtreler ihtiyacı duyulacaktır. Eko işaretinin doğrusal olmayan şekilde bozulmuş bileşenleri doğrusal AEC ile tutulamaz ve böylece uzak uca geri iletilir. Sonuç olarak, eko işaretinin herhangi bir ihmal edilemez doğrusal olmayan bozulması tamamen doğrusal yaklaşımlarla sağlanan elde edilebilir eko sönümlemesinde bozulmaya yol açar ve haberleşme sistemlerinde konuşma kalitesini bozar. Hoparlörlerin yüksek seste çalıştırılmasıyla yükselteçlerin aşırı yüklenmesi, eko yolunda doğrusal olmayan bozulma için olası bir kaynaktır (Stenger 2001). Doğrusal olmadan bozulmuş eko problemi, özellikle sadece kullanılabilir düşük batarya gerilimi varken yüksek ses seviyelerinin istendiği mobil haberleşme araçlarında karşımıza çıkar. Örneğin, hands-free modunda çalıştırılan mobil telefon durumunda, kullanıcılar genellikle hoparlör işaretinin doğrusal olmayan bozulmasının çıkış seviyelerinde oldukça azaltılmış olmasını tercih ederler (Stenger 2001). Doğrusal olmayan ekolar aynı zamanda küçük boyutlu hoparlör içeren hands-free telekonferans sistemlerinde de oluşur. Kullanıcı hoparlör sistemini maksimum sese ayarladığında, küçük ve/veya ucuz hoparlörlerin doğrusal davranışı görülmez (Klippel 1995).

Doğrusal yaklaşımların eko yok etme performansını artırmak için, temel olarak iki yaklaşımın uygulanabildiği doğrusal olmayan yöntemler göz önünde bulundurulmalıdır:

- a. Hoparlör işaretinin doğrusal olmayan ön işleme (Küch 2005).
- b. AEC’de doğrusal olmayan uyarlamalı filtreleme (Küch 2005).

İlk yaklaşım, alınan uzak uç işaretinin doğrusal olmayan ön işleme yoluyla ses donanım bileşenlerinin doğrusallaştırılmasını amaçlar. AEC ile modellenen bütün eko yolları doğrusal olmayan ön işleme aşamasıyla uzatılan akustik eko yolu içerir. Hoparlör işaretinin ideal ön işleme durumunda, bütün bu eko yolları doğrusaldır ve böylece AEC aynı zamanda doğrusal filtre olarak gerçekleştirilebilir. Bu yaklaşım hoparlörün doğrusallaştırılmasında bilinen yöntemleri (Frank 1995) ve/veya dijital haberleşme sistemlerinde aşırı yüklenen güç yükselteçleriyle ortaya çıkan doğrusal olmayan bozulmayı düzenlemede kullanılan teknikleri içerebilir. Diğer bir yöntem, hoparlörün ve yükseltecinin doğrusal olmayan davranışından kaçınmak için hoparlörün uyarım işaretini sınırlandırmaktır. Bu durumda, doğrusal AEC önceden işlenmiş işarete göre adapte edilmelidir. Bu yaklaşımların dezavantajı, hoparlör sisteminin doğrusal olmayan yapısının önceden bilinmesini gerektirmesidir.

Tez çalışmasında; Şekil 1.1’de doğrusal olmayan sistem bloğunun, ardından gelen doğrusal sistem bloğunu takip ettiği Hammerstein blok yapısı tabanlı akustik eko yok etme algoritmaları üzerinde durulmuştur. Uyarlanabilir filtrelerin kullanılmasının uygun olduğu bu çalışmada basit yapısı ile sıklıkla kullanılan En Küçük Ortalama Kare (Least Mean Square- LMS) algoritması ya da normalize LMS (Normalized Least Mean Square- NLMS) algoritmaları ile akustik eko yolu model parametreleri elde edilmiştir. Hammerstein blok yapısı dikkate alınarak doğrudan uyarlamalı Hammerstein filtreler ve geliştirilmiş birimlik filtrelerin işaret işleme üzerindeki önemi dikkate alınarak sabit kutup filtre bankaları ile önerilen Hammerstein algoritması analiz edilmiştir.

Tez çalışmasının ikinci bölümünde haberleşme sistemlerindeki eko kaynakları ve bileşenleri ile birlikte eko yok etme problemi üzerinde durulacaktır. Üçüncü bölümde doğrusal ve doğrusal olmayan yaklaşımlara değinilecek, eko yok etmede kullanılan uyarlanabilir algoritmalar anlatılacak ve doğrusal olmayan model yapılarından Hammerstein blok yapıları, Wiener blok yapıları, Volterra/FPET ve bunların uyarlamalı yaklaşımlarından bahsedilecektir. Dördüncü bölümde doğrusal olmayan uyarlamalı Hammerstein yaklaşımları ile birlikte geliştirilen

genelleştirilmiş birimlik temel fonksiyon tabanlı uyarlamalı Hammerstein yaklaşımı tanımlanarak yaklaşımların performans analizleri yapılacaktır. Beşinci bölümde ise telekonferans sırasında karşılaşılan oda akustik eko problemi üzerine yapılan bir uygulama ile kullanılan doğrusal ve doğrusal olmayan akustik eko yok etme algoritmalarının performans karşılaştırması yapılacaktır. Altıncı ve son bölümde sonuç ve gelecekte planlanan çalışmalara değinilecektir.

BÖLÜM 2

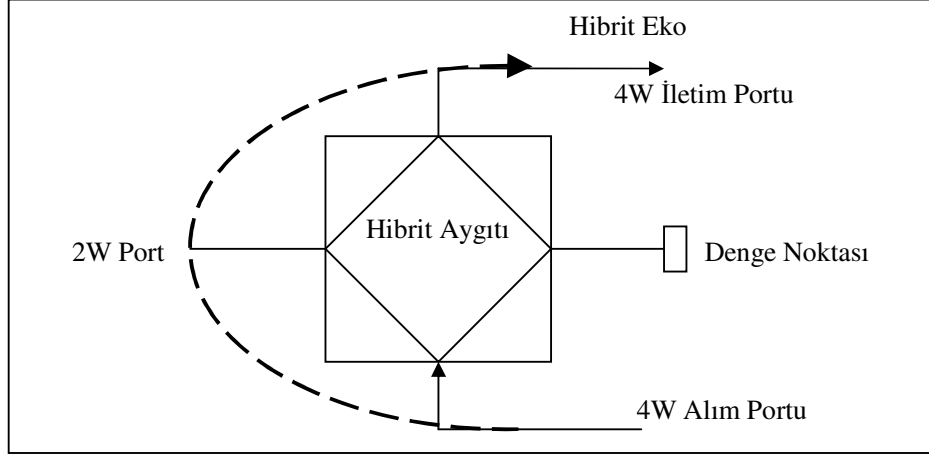
HABERLEŞME SİSTEMLERİNDEKİ EKOLAR

Haberleşme sistemlerinde iki tür ekodan bahsetmek mümkündür. Eko için elektriksel ve akustik kaynak vardır (Furui and Sondhi 1992). Elektriksel eko, ağ hibritlerinde empedans uyumsuzluklarından dolayıdır ve kullanıcının iki kablo hatlarla dört kablo hatlara bağlandığı yerde değiştirilir. Eğer haberleşme sadece iki sabit telefon arasındaysa, elektriksel eko oluşur. Ancak, hands-free telekonferans sistemlerinin gelişmesi, akustik eko olarak bilinen başka bir eko türüne yol açmaktadır. Akustik eko, hoparlör ve mikrofon arasındaki etkileşime bağlıdır. Bu bölümde eko kaynakları ve bileşenleri ile birlikte eko yok etme problemi üzerinde durulacaktır.

2.1 HİBRİT/ELEKTRİKSEL EKO

Hibrit ekolar telekomünikasyon ağlarında telefon gelişinde bulunmaktadır. Bu eko, analog yerel döngüde empedans uyumsuzlukları sonucu ortaya çıkmaktadır (Raghavendran 2003). Örneğin, değişik kablo ölçüleri kullanıldığında veya kullanılmayan bağlantılar ve yükleme bobinleri olan yerde oluşur. Telefon ağında elektriksel ekonun ana kaynağı hibrittir. Hibrit, kullanıcı noktasından gelen iki kablo yerel döngüyü yerel telefon santralinde dört kablo telefon hattına bağlayan bağlantıya yerleşmiş bir transformatördür. Dört kablo telefon hattı, yerel santrali uzun mesafe santrale bağlar. Bu durum Şekil 2.1’de gösterilmiştir.

Hibrit, iki kablo yerel döngüyü ayrı ayrı iki kablo çiftine ayırır. Bir çift iletim yolu için ve diğeri alıcı yol için kullanılır. Hibrit işaretin çoğunda geçer. Ancak, iki kablo döngü ve dört kablo döngü arasındaki empedans uyumsuzluğu, alınan işaretin küçük bir kısmının iletim yolunda “sızıntı” olarak geri gitmesine neden olur. Konuşmacı eko duyar çünkü uzak uç işareti alır ve bir kısmını tekrar geri gönderir. İlgili kısa mesafeler önemli gecikmeler oluşturmadığından elektriksel eko yerel aramalarda problem değildir. Ancak, elektriksel eko uzun mesafe konuşmalarda kontrol edilmelidir.



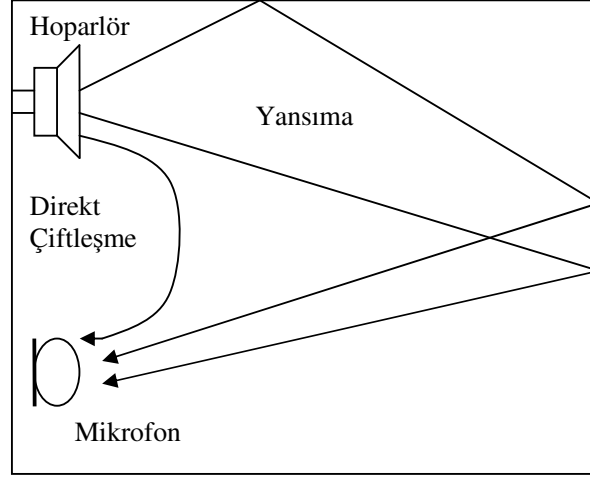
Şekil 2.1 Hibrit eko oluşumu.

Ağ tamamen devre anahtarlama ekonoğun en önemli kaynağı hibrittir. Devre anahtarlama ağılarda hibritlerin yerleri ve empedanslarının birçok farklı nedeni bilindiğinde, uygun eko kontrolü planlanabilmeli ve sağlanabilmelidir. Ancak, günümüz dijital ağlarında iki kabloyu dört kabloya ayıran nokta, aynı zamanda analog-dijital dönüşümün yer aldığı noktadır. Hibritin ve analog-dijital dönüşümün aynı aygıtta veya iki aygıtta gerçekleştirilip gerçekleştirilmediğine bakmaksızın, iki-dört kablo dönüşümleri empedans uyumsuzlukları meydana getirir ve eko oluşturur (Ngia 2000).

2.2 AKUSTİK EKO

“Çok yönlü eko” olarak da bilinen akustik eko, sesin ahizde ve hands-free aygıtlarda kulaklık ve mikrofon arasında çiftleşmesiyle oluşmaktadır. Sesin azaltılması, bastırılmasına neden olur ve kodlayıcı/şifre çözücü araçlar ahizde ve kablosuz ağlarda ses yollarını işler. Bu, geri dönen eko işaretlerinde oldukça değişken özelliklerle sonuçlanır.

Akustik çiftleşme; hoparlör ses dalgalarının duvarlardan, kapıdan, tavandan ve diğer nesnelere geri yansımaya bağlıdır. Yansımalar sonucunda, çok yönlü eko ve uzak uca geri iletilen ortadan kaldırılmadıkça konuşmacı tarafından eko olarak duyulan çeşitli eko harmonikleri oluşur. Bu tür ekoların uyarlamalı olarak yok edilmesi telekonferans veya videokonferans sistemleri gibi hands-free haberleşme sistemlerinde oldukça önemli hale gelmiştir (Furui and Sondhi 1992). Çok yönlü eko olayı Şekil 2.2’de gösterilmiştir.



Şekil 2.2 Bir odadaki akustik eko oluşumu.

2.3 TELEKONFERANS/VİDEOKONFERANS HABERLEŞME SİSTEMLERİ

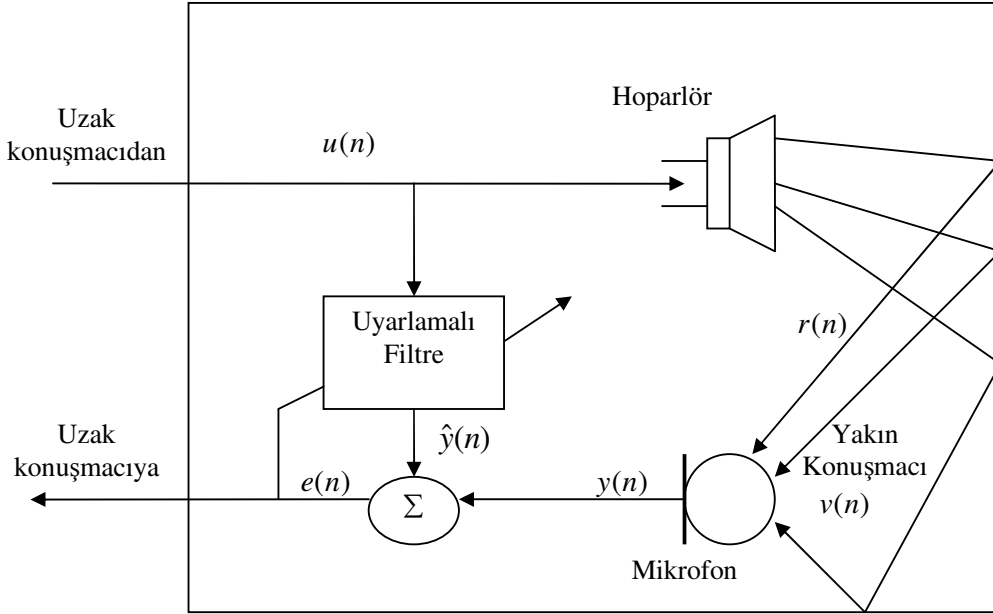
Hands-free telefonlar arasında veya iki konferans odası arasında telefon bağlantısı olduğunda, hoparlör ses dalgasının sınırlı yüzeylerden ve diğer objelerden mikrofonu geri yansımaya bağlı olarak akustik eko problemi ortaya çıkar. Bu akustik eko; $u(n)$ 'nin uzak konuşmacı işareti, $y(n)$ 'nin mikrofon işareti, $r(n)$ 'nin uzak konuşmacının ekolu işareti, $v(n)$ 'nin yakın konuşmacı işareti, $e(n)$ 'nin kestirim hatası olarak verildiği Şekil 2.3'te gösterildiği gibi bir uyarlanır filtre kullanılarak kaldırılabilir. Uyarlanır filtre, çıkışında bir akustik eko modeli oluşturmaya çalışır.

Aşağıdaki ana nedenlerden dolayı akustik eko yok etme ağ eko yok etmeden daha uğraştırıcı bir problemdir:

- Akustik eko yolunun darbe cevabı ağ eko yolununkinden birkaç kat daha uzundur, 100-500 milisaniye arasındadır (Raghavendran 2003).
- Ağ eko yolu hemen hemen durağanken akustik eko yolu karakteristiği kapının açılıp kapanmasından veya oda içinde insanların hareket etmesinden dolayı genellikle durağan değildir (Raghavendran 2003).
- Akustik eko yolu doğrusal ve doğrusal olmayan karakteristiklerin karışımıdır. Bir oda içinde akustik işaretlerin yansımaları neredeyse doğrusal olarak bozulur. Ancak hoparlör doğrusalsızlık ortaya çıkarır. Bu doğrusalsızlık, düşük frekansta bozulmayı etkileyen

doğrusalsızlığın ertelenmesine ve geniş giriş işaret seviyelerinde doğrusal olmayan bozulma sağlayan akı yoğunluğunun homojensizliğine yol açar (Raghavendran 2003).

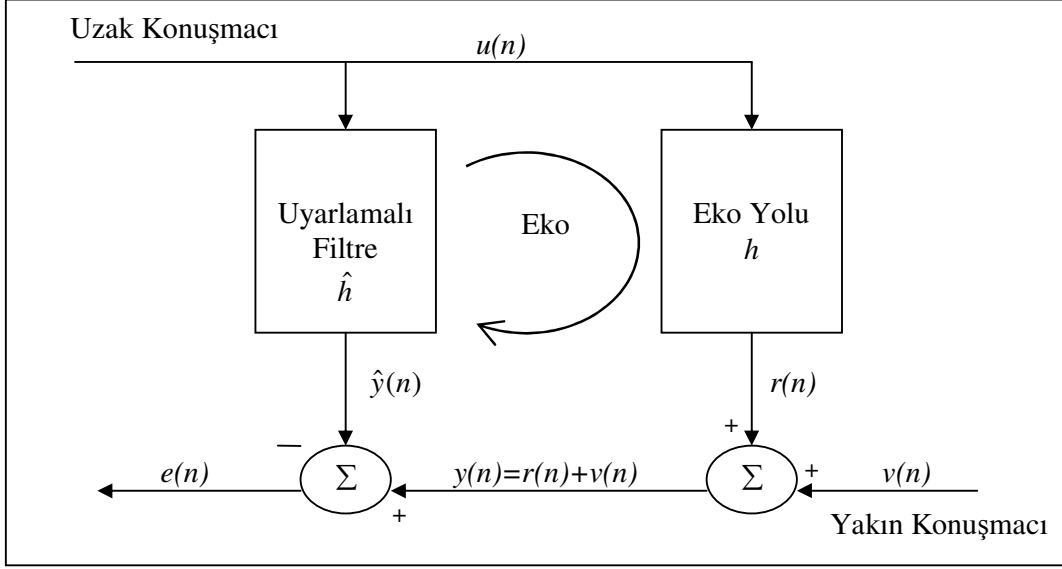
Yukarıda bahsedilen nedenlerden dolayı, daha çok hesaplama gücü ve daha hızlı yakınsama algoritmaları üretmek için AEC'lere ihtiyaç duyulur.



Şekil 2.3 Kapalı ortamlarda uyarlamalı akustik eko yok etme.

2.4 TEMEL EKO YOK EDİCİ

Haberleşme sistemlerindeki ekoyu kaldırmak için kullanılan temel eko yok edici Şekil 2.4'te gösterilmiştir. Eko yok edici, eko kopyasını oluşturmak için eko yolunun transfer fonksiyonunu benzetir. Daha sonra yakın uçtaki işareti elde etmek için oluşturulan kopyayı, yakın uçtaki konuşmayla veya bozucu işaretle birleştirilmiş ekodan çıkarır. Ancak transfer fonksiyonu h , pratikte bilinmemektedir. Bu yüzden tanımlanmalıdır. Bu problem, kestirilen darbe cevabı \hat{h} 'yı gerçek eko yolunun darbe cevabı h ile kademeli olarak eşleştiren uyarlanabilir filtre kullanılarak çözülebilir. Eko yolu oldukça değişkendir ve oda içinde insanların hareketi gibi benzer birçok duruma bağlıdır. Bu değişimler, eko yok edicide yapılandırılan uyarlamalı kontrol döngüsüyle hesaba katılır.



Şekil 2.4 Doğrusal uyarlamalı eko yok edici oluşturulması.

Şekil 2.4'te kestirilen eko $\hat{y}(n)$, referans giriş işaretini $u(n)$ 'nin eko yolunun transfer fonksiyonu $h(n)$ ile ideal olarak eşleşecek uyarlanırlı filtre $\hat{h}(n)$ 'den geçmesi ile oluşur. $r(n)$ eko işareti ise $u(n)$ eko yolundan geçerken oluşur. Eko $r(n)$ ile yakın konuşmacı veya bozucu işaret (ya da yakın konuşmacı) $v(n)$ 'nin toplanması;

$$y(n) = r(n) + v(n) \quad (2.1)$$

ile elde edilen bozulmuş işaret oluşur.

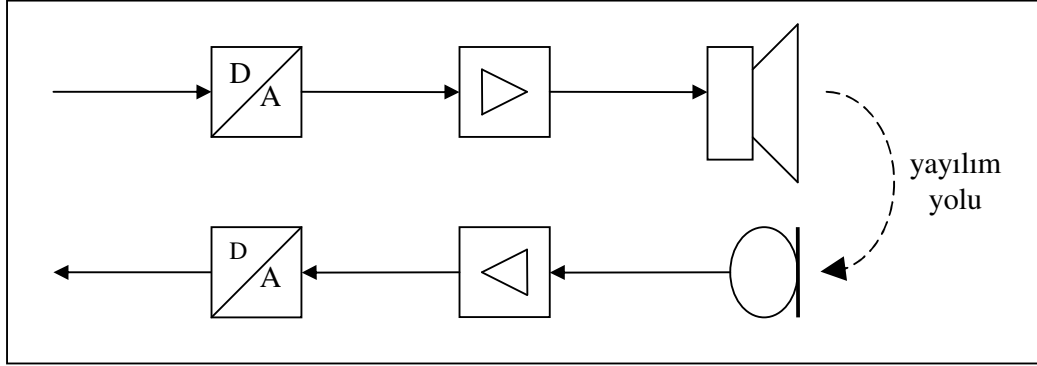
Eşitlik (2.1), $u(n)$ 'nin eko yolundan geçmesiyle elde edildiği için $u(n)$ ve $r(n)$ işaretleri ilişkilidir. Hata işareti,

$$e(n) = y(n) - \hat{y}(n) \quad (2.2)$$

ile verilir. İdeal durumda (iyi bir algoritma performansı ile), uyarlamalı eko yok edicinin mükemmel olduğunu gösteren $e(n) = v(n)$ durumu gerçekleşir.

2.5 DOĞRUSAL OLMAYAN SES BİLEŞENLERİ

Akustik eko yolunun genel yapısı Şekil 2.5'te gösterilmiştir. Şekildeki blok diyagram akustik eko yolunun temel bileşenlerini göstermekte olup sırasıyla dijital-analog (D/A) dönüştürücü, yükselteç, hoparlör, mikrofon, mikrofon ön yükselteci ve analog-dijital (A/D) dönüştürücü kaskatıdır. Ayrıca, hoparlör ve mikrofon arasındaki konuşma işaretinin akustik yayılımını içerir (Küch 2005).



Şekil 2.5 Akustik eko yolu genel yapısı blok diyagramı.

Genelde, hoparlör ve mikrofon arasındaki yayılma yolu doğrusal sistem olarak düşünülebilir. Oda darbe cevabı yaygın olarak doğrusal FIR filtre ile modellenmektedir (Breining et al. 1999). Mikrofon işaretleri orta dereceli uyarma seviyelerine sahiptir. Bu nedenle, mikrofon için de doğrusal davranış beklenebilir.

Şekil 2.5'te görülen sistem bileşenlerinden,

- Dijital-analog ve analog-dijital dönüştürücüler
- Hoparlör yükselteci ve mikrofon
- Hoparlör

doğrusal olmayan karakteristik göstermektedir.

2.5.1 Dijital-Analog ve Analog-Dijital Dönüştürücüler

Şekil 2.5'teki diyagramın hem ilk hem de son bloğu doğrusal olmayan bozulma için olası kaynaklardır. Bu iki blok sırasıyla D/A ve A/D dönüştürücüleri göstermektedir. Teorik açıdan bakıldığında, ideal bir D/A dönüştürücü doğrusal filtre darbe cevabıyla tanımlanabilir (Proakis and Manolakis 1996). Ancak pratikte, ideal olmayan donanım bileşenleri dijital giriş işaretinin doğrusal olmayan haritalandırmasını D/A dönüştürücünün analog çıkışına götürebilir (Proakis and Manolakis 1996, Agazzi et al. 1982). Aynı şekilde A/D dönüştürücülere de uygulanabilir. Genelde, A/D dönüştürücüler doğrusal olmayan bozulma için ek kaynak içerir.

Günümüz haberleşme sistemlerinde kullanılan modern, yüksek çözünürlüklü dönüştürücülerle hem kuvantumlama hatalarının hem de ideal olmayan işaret dönüşümüyle oluşan herhangi bir doğrusal olmayan haritalandırma karakteristiğinin ihmal kabul edilebilir (Sondhi and Berkley 1980).

2.5.2 Yükselteçler

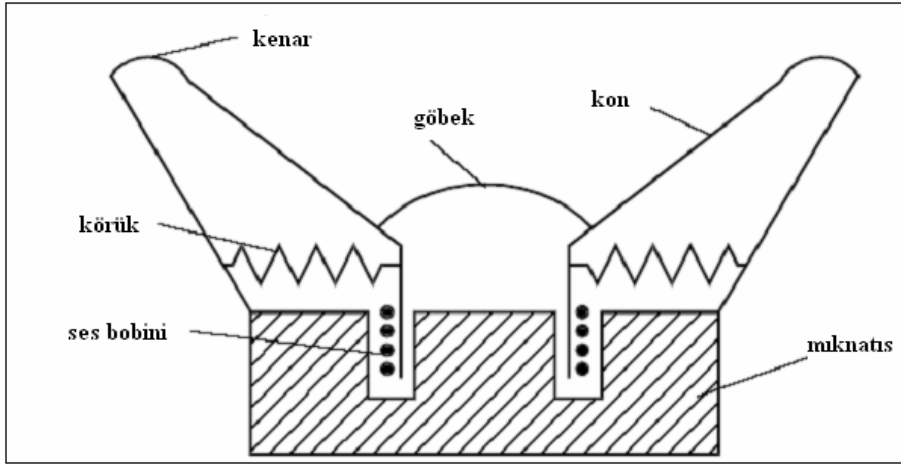
Şekil 2.5'teki blok diyagramın ikinci biriminde hoparlör ve yükselteci yer almaktadır. Mobil alıcılarda, sadece kullanılabilir düşük batarya gerilimi bulunurken yüksek işaret seviyeleri sağlanır. Kullanıcılar genellikle sesin azalmasıyla yükseltecin aşırı yüklenmesini tercih ederler. Yükselteçlerin doğrusal olmayan davranışı, büyük genlik değerlerinin düşürülmesiyle gösterilen doyum karakteristiği olarak tanımlanabilir (Stenger and Kellermann 2000). Ses uygulamalarında kullanılan yükselteçler genellikle hafızasızdır. Ancak, mobil haberleşme alıcılarında ve baz istasyonlarında girişteki yüksek frekanslardan dolayı hafıza etkileri gösterir (Vuolevi et al. 2001). Şekil 2.5'te gösterilen diğer yükselteç, mikrofon ön yükseltecidir. Hands-free ayarları ve mobil telefon alıcıları için eko yok etme bağlamında, mikrofon işareti seviyesi genellikle oldukça düşüktür. Bu yüzden, mikrofon ön yükselteci doğrusal olarak düşünülebilir.

2.5.3 Hoparlörler

Son olarak, hoparlör doğrusalsızlıkların olası kaynağı olarak ele alınabilir (Klippel 1990, Schurer 1997). Elektrodinamik hoparlörün genel yapısı Şekil 2.6’da gösterilmiştir. Genelde doğrusal olmayan bozulmanın olduğu hoparlör üç farklı kısma ayrılabilir:

- Akustik kısım
- Elektromanyetik kısım
- Mekanik kısım

Akustik kısımdaki doğrusal olmayan dalga yayılması gibi doğrusalsızlıklar horn hoparlörlerin modellenmesinde ve doğrusallaştırılmasında önemli bir rol üstlenmektedir (Klippel 1990). Ancak bu tür hoparlörler genellikle açık anons sistemlerinde kullanılır ve ses yayılmasının neden olduğu herhangi bir doğrusalsızlık burada göz önüne alınmaz.



Şekil 2.6 Elektrodinamik hoparlör kesit görüntüsü (Küch 2005).

Mekanik kısımda, köriük sertliğinin doğrusal olmayan bağımlılığı ve ses bobini üzerindeki dış kenar hesaba katılmalıdır. Köriüğün mekanik özelliklerinin ve kenarın, sıcaklığa ve kullanılan malzemelerin yıpranmasına bağılı olarak zamanla değışmesiyle doğrusalsızlık karakteristiğı de değışir.

BÖLÜM 3

AKUSTİK EKO YOLU MODELLEMEDE DOĞRUSAL VE DOĞRUSAL OLMAYAN YAKLAŞIMLAR

Akustik eko yok etme için standart yaklaşımlar, tanımlanacak eko yolunun doğrusal sistem olduğunu varsayarlar (Sondhi and Berkley 1980). Bu varsayım, eko yolunun ayrık zaman modeli sadece doğrusal bir filtreye indirgenir ve doğrusal akustik eko yok edici uyarlanırlar filtre olarak gerçekleştirilebilir. Eko yolunun bütün doğrusal olmayan sistem bileşenleri ihmal edilerek ve bütün doğrusal filtreleri darbe cevabı $h_l(n)$ ile birleştirilerek doğrusal eko yok etme problemi Şekil 3.1’de gösterilmiştir. Mikrofon işareti, eko işareti $r(n)$, gürültü işareti $w(n)$ ve yakın konuşmacı işareti $v(n)$ ’den oluşmaktadır ve

$$d(n) = r(n) + w(n) + v(n) \quad (3.1)$$

olarak verilmektedir. Hata işareti $e(n)$, eko işareti kestiriminin mikrofon işaretinden çıkarılmasıyla elde edilir,

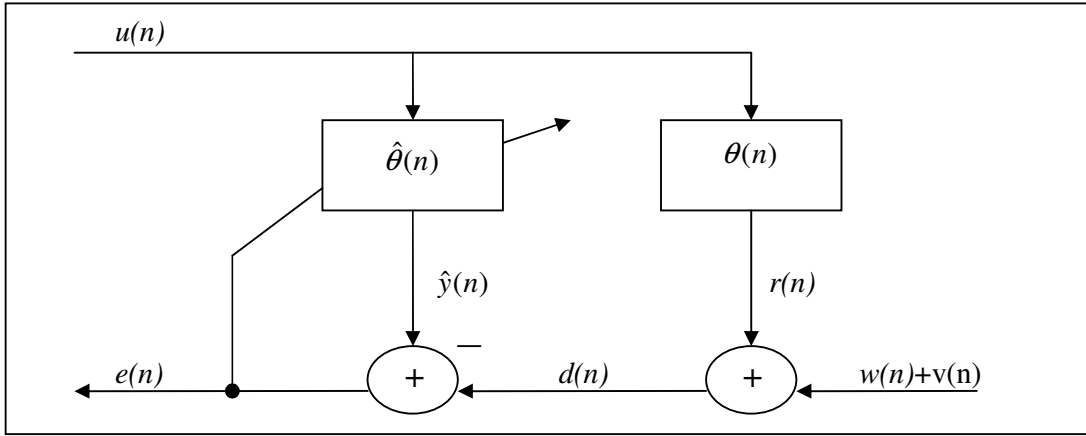
$$e(n) = d(n) - \hat{y}(n) \quad (3.2)$$

Şekil 3.1’de de gösterildiği gibi $e(n)$ hata işareti düzenleme filtresi adaptasyonu için referans işaret olarak davranır.

Gerçek eko işareti ve kestirimi arasındaki fark olarak verilen artakalan eko olarak tanımlanır ve

$$\varepsilon(n) = r(n) - \hat{y}(n) \quad (3.3)$$

eşitliği ile verilir.



Şekil 3.1 Akustik eko yok etmede doğrusal uyarlamalı filtreleme.

Darbe cevabı katsayılarını içeren parametre vektörleri;

$$\theta(n) = [h_0(n), h_1(n), \dots, h_{N_h-1}(n)]^T \quad (3.4)$$

$$\hat{\theta}(n) = [\hat{h}_0(n), \hat{h}_1(n), \dots, \hat{h}_{N_h-1}(n)]^T \quad (3.5)$$

ve giriş işaret değerlerini içeren regresör vektörü,

$$\varphi(n) = [u(n), u(n-1), \dots, u(n-N_{\hat{h}}+1)]^T \quad (3.6)$$

olarak verilir. Kolaylık olması açısından, hem eko yolu hem de eko yok edici hafıza uzunlukları olan N_h ve $N_{\hat{h}}$ 'nin eşit olduğu varsayılır. Dolayısıyla,

$$r(n) = \theta^T(n)\varphi(n) \quad (3.7)$$

$$\hat{y}(n) = \hat{\theta}^T(n)\varphi(n) \quad (3.8)$$

şeklinde yazılabilir. Regresör vektörü $\varphi(n)$ 'nin parametre vektörleri $\theta(n)$ ve $\hat{\theta}(n)$ ile sayıl çarpımları sırasıyla FIR filtreler $\theta(n)$ ve $\hat{\theta}(n)$ katsayılarıyla $u(n)$ girişinin doğrusal konvolüsyonunu gösterir.

3.1 EKO YOK ETMEDE KULLANILAN UYARLANIR ALGORİTMALAR

En küçük kareler yaklaşımına göre, ağırlıklı hata karelerinin toplamını içeren başarı göstergesi minimize edilir. Burada hata istenen cevap ile gerçek eko modeli arasındaki fark olarak tanımlanır. Uyarlanırlı süzgeç katsayılarının güncellenmesi için yinelemeli bir algoritma olan LMS ve uyarlanırlı süzgecin yapısal temeli olarak bir transversal süzgeç kullandığı varsayılan Özyineli En Küçük Kareler (Recursive Least Squares- RLS) en önemli uyarlanma algoritmalarından ikisidir. Uyarlanırlı süzgeçlerle ilgili çalışmalar 1950'li yıllara dayanmaktadır. Bu yıllarda birçok araştırmacı farklı uygulamalar üzerinde bağımsız olarak çalışmışlardır. Geçmişe dayanan bu çalışmalardan, LMS algoritması uyarlanırlı süzgeç işlemleri için etkili ve basit bir algoritma olarak doğmuştur (Haykin 1996).

LMS algoritması, bir olasılıksal gradyan algoritmasıdır (Stochastic Gradient Algorithm- SGA). Bu algoritma, belirli ardışık parametre kestirim problemlerini çözmek için istatistiksel olarak geliştirilen olasılıksal yaklaşım içeriğiyle yakından ilişkilidir. LMS ile SGA arasındaki fark; LMS algoritması bir iterasyondan diğerine geçişte her bir çıkıma uygulanan düzeltmeyi kontrol etmek için sabit adım boyutu parametresi kullanırken, olasılıksal yaklaşım metodunda adım boyutu parametresi, n 'nin kuvveti veya n zamanıyla ters orantılı yapılır. LMS algoritmasıyla yakın ilişkili başka bir olasılıksal gradyan algoritması da Gradyan Uyarlanırlı Kafes (Gradient Adaptive Lattice- GAL) algoritmasıdır. Aralarındaki fark yapısal olup, GAL algoritması kafes tabanlı olmasına rağmen, LMS algoritması bir FIR süzgeç kullanır.

Uyarlanırlı süzgeç algoritmalarından RLS ailesi incelendiğinde, standart RLS hakkında yazılanların Plackett (1950) tarafından olduğu görülmektedir. Buna rağmen, RLS algoritmasının çeşitli versiyonları birçok araştırmacı tarafından türetilmiştir. 1970'lerde geniş bir araştırma topluluğu, hesaplama karmaşıklığını azaltmak amacıyla LMS algoritmasıyla karşılaştırılabilecek seviyede RLS algoritmaları geliştirmiştir.

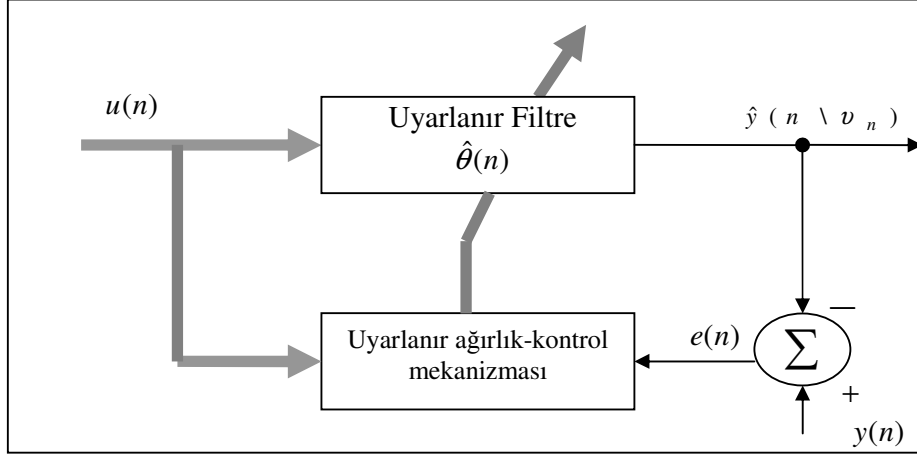
Geleneksel olarak, birim gecikmeler doğrusal uyarlanır süzgeçlerin düzenlenmesinde kullanılmıştır. Sonsuz darbe cevaplı (Infinite Impulse Response- IIR) yapının kullanımı uzun darbe cevabına sahip uyarlanır bir süzgecin oluşturulmasında hesaplanabilir bir temel sunar, fakat bu durağanlık problemini karmaşıklştırır. FIR yapının kullanımı ise durağanlık problemini kolaylaştırır, fakat hesaplamadaki karmaşıklık artar. Bu gözlemlerden görülmektedir ki FIR ve IIR yapıların özellikleri birleştirilerek uzun darbe cevabına sahip uyarlanır süzgeç düzenleme problemine uygun çözüm bulmayı sağlayan bir hibrit yaklaşım sunulabilir. Böyle bir hibrit yapı kurmak için bir dallı-gecikme-hatlı hafıza belirlemek gerekir. Bir olağan dallı-gecikme-hatlı hafıza birim gecikme q^{-1} ile tanımlanır. Eğer darbe cevabı uzun ise, bu hafızaya dayalı süzgeç derecesi de yüksek olacaktır. Bu hesaplama problemi, darbe cevabının birimlik serisiyle yaklaştırılmasıyla düzeltilebilir. Bu birimliklik sonucu oluşan ayrık dizilerin kümesi Laguerre dizisi olarak adlandırılır. Wahlberg (1994), Laguerre modellerini sistem tanımlama probleminin çözümünde kullanmış, FIR ve IIR modelleri arasında karşılaştırma yaparak gerekliliğini kabul etmiştir. Bu sonucun genelleştirilmesi amacı ile Laguerre dizilerinde kullanılan tekrarlanan sabit kutup filtreleri yerine farklı gerçek ve/veya kompleks eşlenik sabit kutuplar ile genelleştirilmiş birimlik dizilerin de kullanımı mümkündür (Unbehauen 1996, Özdiñç ve Hacıođlu 2006).

3.1.1 En Küçük Ortalama Kare (Least Mean Square) Algoritması

En küçük ortalama kare uyarlanır süzgeçler algoritması; rasgele gradyan algoritmalarının en önemli üyelerindedir. Ayrıca, ilinti fonksiyonlarının ölçümüne ve matris dönüşümüne gerek duymaz. Diğer uyarlanır süzgeç algoritmalarına karşın bu algoritmayı standart yapan sadeliğidir. LMS algoritması iki genel işlem içeren, bir doğrusal uyarlanır süzgeç algoritmasıdır:

- a. Bir filtreleme işlemi:
 - Bir giriş işaretine cevap vermek için doğrusal süzgeç çıkışını hesaplamak
 - Bu çıkışı bir cevapla karşılaştırarak bir kestirim hatası üretmektir.
- b. Bir uyarlanır işlem:
 - Kestirim hatasıyla ilişkili bir filtrenin parametrelerini otomatik ayarlamayı içerir.

Bu iki işlemin birleşmesiyle Şekil 3.2’de gösterildiği gibi bir geribeslemeli döngü oluşur.



Şekil 3.2 Uyarlanir FIR filtrenin blok diyagramı.

LMS algoritmasında FIR ya da IIR model yapıları kullanılabilir. Ancak burada FIR model yapısı kullanılarak LMS algoritması türetilecektir. Şekil 3.2’de uyarlanir ağırlık-kontrol mekanizması olarak adlandırılan mekanizma, FIR filtrenin gecikme-ağırlık (tap-weight) üzerindeki uyarlanir kontrol işlemini gerçekleştirir. Gecikme girişleri $u(n), u(n-1), \dots, u(n-M+1)$, $M-1$ gecikme sayısı olmak üzere $\varphi(n)$ elamanlarını oluştururlar. $\hat{\theta}_0(n), \hat{\theta}_1(n), \dots, \hat{\theta}_{M-1}(n)$; $\hat{\theta}(n)$ elemanlarını oluşturur. Filtreleme işlemi süresince, istenilen $y(n)$ cevabı elde edilir. Verilen bu girişe karşın FIR filtre, $y(n)$ ’nin kestirimi olan $\hat{y}(n/u_n)$ şeklinde bir çıkış üretir. İstenilen cevapla filtrenin gerçek çıkışı arasındaki fark olan $e(n)$ kestirim hatası tanımlanır. Regresör vektörü $\varphi(n)$ ve kestirim hatası $e(n)$, kontrol mekanizmasına uygulanır; geri-besleme döngüsü kapatılır.

Eğer her n iterasyonda gradyan vektörü $\nabla J(n)$ tam olarak ölçülebilseydi ve adaptasyon katsayısı μ uygun seçilseydi, en dik inme metodu kullanılarak hesaplanan katsayı vektörü gerçekten optimum bir Wiener çözüme yakınsayacaktı (Haykin 1996). Ancak, gerçekte gradyan vektörünün tam ölçülmesi, ilinti matrisi $R(n)$ ve çapraz ilinti vektörü $p(n)$ ’nin her ikisinin de bilgisi olmadan mümkün değildir. Sonuç olarak bilinmeyen bir çevrede çalışıldığında gradyan vektörü mevcut veriyle kestirilebilir.

Gradyan vektörü $\nabla J(n)$ kestirimini geliştirmek için en belirgin strateji, ilinti matrisi $R(n)$ ve çapraz ilinti vektörü $p(n)$ kestirimlerini kullanmaktır. Burada $R(n)$, $p(n)$ ve eder fonksiyonu $J(n)$;

$$R(n) = \varphi(n)\varphi^T(n)$$

$$p(n) = \varphi(n)y^*(n) \quad (3.9)$$

$$J(n) = (y(n) - \theta^T(n)\varphi(n))^2$$

şeklinde tanımlanır. Eder fonksiyonunun gradyanı,

$$\nabla J(n) = -2p(n) + 2R(n)\theta(n) \quad (3.10)$$

$R(n)$ ve $p(n)$ kestirim değerlerinin en basit seçimi, regresör vektörü ve istenen cevabın örnek değerlerine dayalı olarak anlık kestirimler kullanılmaktadır. Bu kestirimler kullanılarak, gradyan vektörü $\nabla J(n)$ 'nin kestirimi için tanımlamalar düzenlenir ve ağırlık parametre vektörü için yeni bir öz ilinti elde edilir.

Filtre çıkışı :

$$\hat{y}(n) = \hat{\theta}^T(n)\varphi(n) \quad (3.11)$$

kestirim hatası veya hata işareti :

$$e(n) = y(n) - \hat{y}(n) \quad (3.12)$$

ve ağırlık parametre vektörü:

$$\hat{\theta}(n+1) = \hat{\theta}(n) + \mu\varphi(n)e(n) \quad (3.13)$$

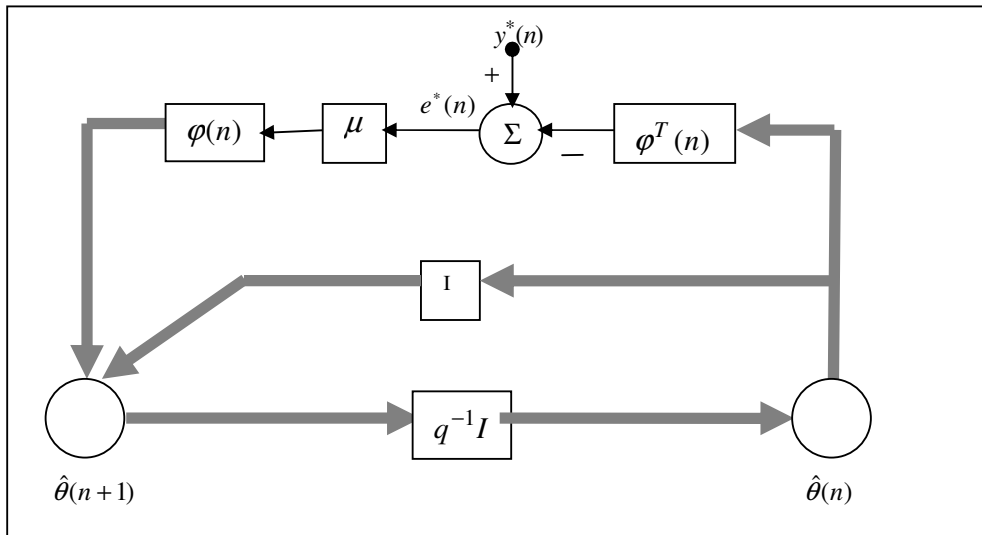
ile (3.11) ve (3.12) eşitlikleri, ağırlık parametre vektörü kestirimi $\hat{\theta}(n)$ 'nin hesaplanmasına dayanan kestirim hatası $e(n)$ 'yi tanımlar. (3.13) eşitliğinin ikinci terimi, ağırlık parametre vektörü $\hat{\theta}(n)$ 'nin en son kestirimine uygulanan ayarı gösterir. Devam eden işlem başlangıç değeri $\hat{\theta}(0)$ ile başlar. (3.11) ve (3.13) ile anlatılan algoritmalar, uyarlanır LMS

algoritmasının kompleks biçimidir. Her bir iterasyonda, bu algoritma $\varphi(n)$, $y(n)$ ve $\hat{\theta}(n)$ bilgilerine ihtiyaç duyar (Haykin 1996).

Şekil 3.3 LMS algoritmasının işaret-akış diyagramını geri beslemeli bir model olarak göstermektedir. Bu model en dik inme algoritmasındaki geri besleme modeline çok benzemektedir. Şekil 3.3'teki işaret-akış diyagramı LMS algoritmasının basitliğini açıkça göstermektedir. Bu diyagramda LMS algoritmasının $2M + 1$ kompleks çarpım ve her bir iterasyonda $2M$ kompleks toplam içerdiği görülmektedir. M burada uyarlanırlar süzgeçte kullanılan ağırlık sayısıdır. $R(n)$ ve $p(n)$ 'nin anlık kestirimleri arasında büyük değişiklikler vardır. Bu nedenle, LMS algoritması anlık kestirimler kullandığından, ilk bakışta iyi bir başarıya sahip değil gibi görülebilir. Buna rağmen, LMS algoritmasının yapısı itibariyle özyineli olduğu unutulmamalıdır.

$$\begin{aligned}\hat{\theta}(n+1) &= \hat{\theta}(n) + \mu\varphi(n)(y(n) - \varphi^T(n)\hat{\theta}(n)) \\ &= \hat{\theta}(n) + \mu\varphi(n)e(n)\end{aligned}\tag{3.14}$$

(3.14) eşitliği LMS algoritması olarak bilinir. Burada μ parametresi durağanlığı ve yakınsaklık oranını düzenleyen bir sabittir. (3.14) eşitliğine göre LMS algoritmasının uygulanması oldukça kolaydır. Çünkü kare almayı, ortalama almayı ya da türev almayı içermez.



Şekil 3.3 LMS algoritmasının işaret-akış diyagramı.

LMS algoritmasının hesaplama aşaması,

a. Başlangıç filtre katsayılarının belirlenmesi, $\hat{\theta}(0)$

b. Her örnekleme periyodunda:

- Filtre çıkışının hesaplanması:

$$\hat{y}(n) = \varphi^T(n) \hat{\theta}(n) \quad (3.15)$$

- Beklenen hatanın hesaplanması:

$$e(n) = y(n) - \hat{y}(n) \quad (3.16)$$

- Parametre vektörünün güncellenmesi:

$$\hat{\theta}(n) = \hat{\theta}(n-1) + \mu \varphi(n) e(n), \quad n = 0, 1, \dots, N \quad (3.17)$$

şeklinde verilir (Haykin 1996).

LMS algoritmasının işlem karmaşıklığının arttırılmasıyla Normalize En Küçük Ortalama Kare (Normalized Least Mean Square- NLMS) algoritması elde edilir. NLMS algoritmasında adım büyüklüğü giriş gücü ile normalize edildiğinden dolayı, yakınsamanın giriş işaretine olan bağımlılığı ortadan kalkar. NLMS algoritması uygulaması şu şekilde özetlenebilir (Haykin 1996).

NLMS algoritmasının hesaplama aşaması,

a. Başlangıç filtre katsayılarının belirlenmesi, $\hat{\theta}(0)$

b. Her örnekleme periyodunda:

- Filtre çıkışının hesaplanması ($\varphi(n)$ regresör vektörü, $\hat{\theta}(n)$ parametre vektörü):

$$\hat{y}(n) = \varphi^T(n) \hat{\theta}(n) \quad (3.18)$$

- Beklenen hatanın hesaplanması:

$$e(n) = y(n) - \hat{y}(n) \quad (3.19)$$

- Ağırlık parametre vektörünün güncellenmesi:

$$\hat{\theta}(n+1) = \hat{\theta}(n) + \frac{\mu}{\varepsilon + \|\varphi(n)\|^2} \varphi(n)e(n) \quad (3.20)$$

şeklinde verilir. Burada ε , regresör vektörünün küçük olmasından dolayı kaynaklanabilecek sorunu çözmek için kullanılan küçük bir sabit ve μ adaptasyon katsayısı olan adım boyutu parametresidir. Ayrıca, $\varepsilon > 0$ ve $\mu > 0$ 'dır (Haykin 1996).

3.1.2 Özyineli En Küçük Kareler (Recursive Least Square) Algoritması

Bu bölümde, uyarlanırlı süzgeçlerin tasarımında özyineli bir algoritma geliştirmek için en küçük kareler yöntemi metodu olan RLS algoritması incelenecektir. Bu algortmada, süzgecin ağırlık vektörünün $n-1$ anındaki kestirimi kullanılarak, bu vektörün n anındaki güncellenmiş kestirimi hesaplanacaktır.

RLS algoritmasının en önemli özelliği, algoritmanın başlangıç anına kadar uzanan giriş verisindeki tüm bilgiyi kullanmasıdır. Bu algoritmanın yakınsaması basit LMS algoritmasının yakınsamasından daha hızlıdır. Bu başarı, hesaplamadaki karmaşıklık artışı sonucu elde edilmiştir (Haykin 1996).

En küçük kareler metodunun özyineli gerçeklemelerine, başlangıç koşullarının hesaplanmasıyla ve yeni veri örneklerinde eski kestirimleri yenilemeyi kapsayan bilginin kullanımı ile başlanır. Bunun sonucunda veri uzunluğunun değişken olduğu gözlemlenir (Haykin 1996).

RLS algoritmasının hesaplama aşaması,

- a. Başlangıç filtre katsayılarının ve ters korelasyon matrisinin belirlenmesi,

$$\hat{\theta}(0) = 0 \text{ ve } P(0) = \delta^{-1}I \quad (3.21)$$

- b. Her n zaman anı $n=1, 2, \dots$, için $j(n)$ kazanç vektörü, $\xi(n)$ öncül kestirim hatası, parametre $\theta(n)$ vektörü ve $P(n)$ ters korelasyon matrisinin hesaplanması

$$\Pi(n) = P(n-1)\varphi(n)$$

$$j(n) = \frac{\Pi(n)}{\lambda + \varphi^T(n)\Pi(n)}$$

$$\xi(n) = \hat{y}(n) - \hat{\theta}^T(n-1)\varphi(n) \quad (3.22)$$

$$\hat{\theta}(n) = \hat{\theta}(n-1) + j(n)\xi^*(n)$$

$$P(n) = \lambda^{-1}P(n-1) - \lambda^{-1}j(n)\varphi^T(n)P(n-1)$$

Burada ters korelasyon matrisi $P(n)$ 'nin hesaplanmasında kullanılan λ üssel ağırlık faktörüdür ve $0 < \lambda \leq 1$ aralığında yer alır.

RLS algoritmasının önemli bir özelliği, ilinti matrisi $R(n)$ 'nin tersinin alınması yerine, her adımda basit bir sayıl bölme yapılmasıdır.

RLS algoritmasını başlatmak için iki değer vardır:

- Başlangıç ağırlık vektörü $\hat{\theta}(0)$. Pratikte $\hat{\theta}(0) = 0$ olarak ayarlanır.
- Başlangıç ilinti matrisi $R(0)$. $n=0$ olarak ayarlanarak $R(0) = \delta I$ elde edilir. δ , düzenleme parametresi olup, yüksek işaret gürültü oranı (Signal to Noise Ratio- SNR) için küçük bir değer; düşük SNR için büyük bir değer atanmak zorundadır.

Uyarlanır süzgeç uygulamalarında kullanılan RLS ve LMS algoritmalarının incelenmesinden sonra bir başarı karşılaştırması yapılabilir. RLS algoritması, LMS algoritmasından daha hızlı yakınsar. RLS algoritmasının yakınsama hızı, özdeğer dağılımından bağımsızdır. RLS algoritmasının LMS algoritmasına göre yakınsama hızı üstünlüğü, iterasyon başına

hesaplamanın arttırılmasıyla sağlanmıştır. Özellikle $j(n)$ kazanç vektörünü hesaplamak için, $M \times M$ boyutlu matris her iterasyonda bir kez uyarlanmalıdır. Buna göre RLS algoritmasının her iterasyonunda M^2 derecesindeki aritmetik işlemler gerçekleşmek zorundadır. LMS algoritmasında ise, iterasyon başına gerekli olan aritmetik işlemler M derecesindedir (Aysel 1994). RLS daha hızlı olmasına rağmen, verinin ters ilinti matrisini kullanması süzgecin karmaşıklığını arttırmaktadır. RLS, LMS'e göre daha hızlıdır, fakat LMS matrisin tersine ve fonksiyonların ölçümüne gerek duymadığı için daha basittir. LMS algoritmasında adaptasyon katsayısının yerini, RLS algoritmasında süzgecin giriş vektörünün öz ilinti vektörünün tersi $R^{-1}(n)$ almaktadır. Bu fark, RLS algoritmasının durağan ortamlardaki yakınsama davranışı üzerinde büyük bir etkiye sahiptir. RLS süzgecin çıkma sayısı arttıkça işlem sayısı en çok artan algoritmadır. LMS algoritmasının ise işlem karmaşıklığı RLS'e göre daha düşüktür (Ljung 1996).

3.2 DOĞRUSAL OLMAYAN YAKLAŞIMLARA GENEL BAKIŞ

Genel olarak doğrusal olmayan sistemler için evrensel tanımlama teknikleri yoktur. Tanımlama tekniklerinin hepsi öncelikle sistem hakkında daha önceden bilgi verecek önbilgiye dayanmaktadır. Doğrusal olmayan sistemleri tanımlamaya yarayan model yapıların dinamik davranışlarındaki farklılıklar önem taşır ve bu model yapıları tümüyle modeli oluşturan bileşenlerin farklı yollarla birleşmesine dayanır (Unbehaven 1996). Doğrusal olmayan tanımlama yaklaşımları birçok araştırmacı tarafından incelenmiş ve farklılıklara göre alt sınıflara ayrılmışlardır. Bu yaklaşımlar; kaskat veya blok yapılı yaklaşımlar (Bai 1998, Greblicki 1992), çekirdek (kernel) veya Volterra yaklaşımları gibi parametrik olmayan yaklaşımlar (Schetzen 1980), NARMAX modelleri gibi parametrik yaklaşımlar (Haber 1979, Billings and Fakhouri 1982) olarak gösterilebilir.

Doğrusal olmayan sistemlerin tanımlanmasına başlarken iki kategoride sınıflandırma yapmak konunun açıklanmasında kolaylık sağlar:

- a. Yapısal Tanımlama (Structure Identification): Bu tanımlama, yapısal optimizasyon teknikleriyle ve uygun bir model yapısı belirleme problemiyle ilgilenir. Bu çalışmada Hammerstein model yapısı üzerinde durulmuştur.

- b. Parametre Tanımlama (Parameter Identification): Doğrusal olmayan model yapısının büyüklüğü ve tipine karar vererek uygun parametre değerlerini bulmak gerekir. Parametre uydurma tekniği, parametre vektörünü adapte ederek gürültü ile etkilenen ölçülen çıkış $y(n)$ 'ye karşı en iyi yaklaşım olan $\hat{y}(n)$ 'yi bulmaktır.

Birçok doğrusal olmayan dinamik sistem, kaskat veya blok yapılı yaklaşımlar olan Hammerstein ve Wiener blok yapıları ile ifade edilebilir. Hammerstein blok yapıları doğrusal olmayan statik bir sistemin ardından gelen doğrusal dinamik bir sistemden oluşurken; Wiener blok yapıları, Hammerstein yapıların tam tersi olup doğrusal dinamik sistemin ardından gelen doğrusal olmayan statik bir sistemden oluşur. İlk olarak Narendra ve Gallman (1966) tarafından bu tip sistemlere tanımlama algoritması geliştirilmiştir. Bu algoritma, doğrusal dinamik transfer fonksiyonu ve doğrusal olmayan statik polinomu özyineli en küçük kareler yöntemi ile kestirerek yapılmıştır. Bunlara rağmen, kestirilmesi gereken parametre sayısında belirgin bir artış olmuş ve statik doğrusal olmayan modelin her bir parametresine ait bir çok kestirim ortaya çıkmıştır. Pearson (2000), bilinen doğrusal olmayan bloklarla Hammerstein, Wiener ve geribeslemeli Hammerstein sistemler için bir tanımlama metodu sunmuştur. Korelasyon analizi ve en küçük kareler (Least Square- LS) metodu birleşimine dayalı bir yaklaşım Haber (1979) tarafından geliştirilmiştir.

Parametrik olmayan metotlarda Greblicki (1992), korelasyon analizine dayanan tanımlama için algoritmalar sunmuştur. Schetzen (1980) ve Hunter ile Korenberg (1986) bir Gauss girişi kullanarak doğrusal ve doğrusal olmayan alt sistemleri kestirmişlerdir. Bu kestirimde doğrusal sistem çapraz korelasyon fonksiyonu ile kestirilir ve doğrusal olmayan sistem polinomlarla ifade edilir.

Pajunen (1992), statik doğrusal olmayan Wiener sistemleri tersleriyle ilişkili olarak tanımlamıştır. Greblicki (1992), benzer bir yaklaşım sunmuş fakat, doğrusal olmayan fonksiyonel yapıda hiçbir parametrik sınırlama kabul etmemiştir. Wigren (1993), Wiener model için yinelemeli bir tanımlama algoritması sunmuştur. Bu algoritma, transfer fonksiyonu işlemcisiyle doğrusal bir blok, doğrusal olmayan bir blok ve tersine karşın statik doğrusal olmayan ve tekil değer taşımayan doğrusal olmayan bir modelle başa çıkan yapılardan oluşmaktadır. Eğer bir kare matrisin determinantı sıfır ise bu matris tekil değer matris olarak tanımlanır. Kalafatis (1995), doğrusal alt sistemin parametrelerini ve statik doğrusal olmayanı kestirmek için en küçük kareler algoritmasını kullanmıştır. Hagenblad (1999), doğrusal alt

sistem için sonlu darbe cevabını (FIR) ve doğrusal olmayan sistemin tersi için B-spline kullanmıştır.

Hammerstein ve Wiener sistemlerde, doğrusal dinamik bloklar ve doğrusal olmayan statik bloklar ayrılmışlardır. Eğer doğrusal ve doğrusal olmayan alt sistemler ayrı olarak parametrelendirilirse, Hammerstein ve Wiener sistemlerin bazı algoritmalarında parametre sayısında artış olduğundan bir problem oluşur (Kalafatis 1995, Hagenblad 1999). Parametre sayısındaki artış adreslenmediğinde ise sayısal problemler oluşacaktır. Burada gözlenen en önemli sorun, özel doğrusal ve doğrusal olmayan model yapılarını kullanarak parametredeki artışı azaltmaktır.

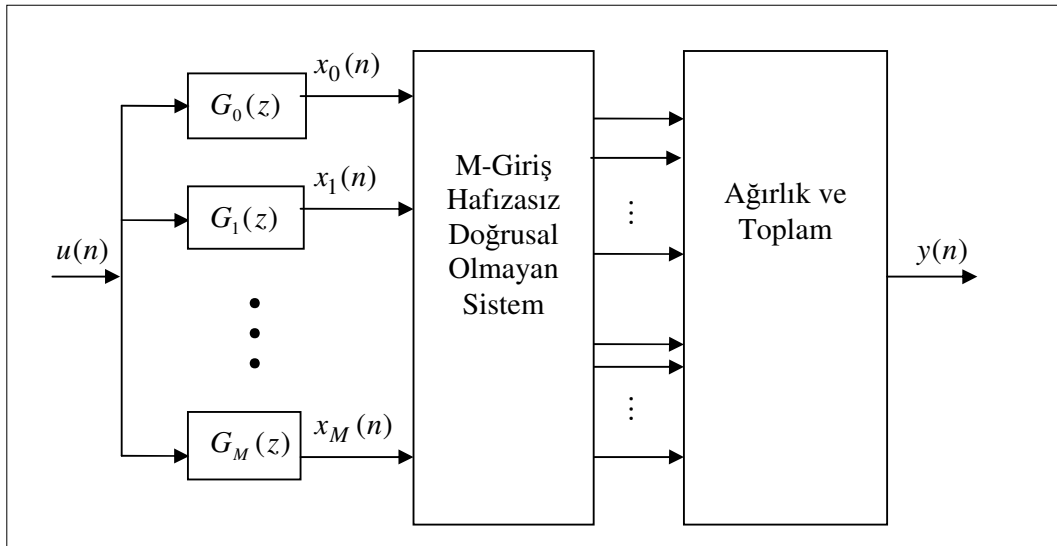
Genellikle sistemin doğrusal olmayan uygun davranışını açıklamak amacıyla, doğrusal olmayan bloğa yönelik bir model kullanılır ve tanımlanan sistem genel olarak doğrusal dinamik alt sistemlere ve doğrusal olmayan statik alt sistemlere bölünür. Burada, sistemin durağan-durum davranışı statik doğrusal olmayan yapı ile belirlenirken bunun yanında sistemin dinamik davranışı hem doğrusal olmayan yapı ile hem de doğrusal model bileşenleriyle tanımlanır.

3.2.1 Volterra/ FPET Model Yapısı

Volterra model yapısı birçok doğrusal olmayan sistemin tanımlanmasında kullanılabilir (Schetzen 1980). Fakat bu model yapılarındaki parametre karmaşıklığı pratik kullanımda sınırlamalar getirmiştir. Şekil 3.4'te Volterra model yapısı ile birlikte sistem tanımlamadaki problemleri çözmek amacıyla Volterra/FPET yaklaşımı önerilmiştir (Hacıoğlu and Williamson 2001a). FPET, Sabit Kutup Açılım Tekniği (Fixed Pole Expansion Technique) olarak adlandırılır. Bu yaklaşım, parametre sayısındaki karmaşıklığı azaltmak için tasarlanmıştır. Bir ayrık-zaman, zamanla değişmez, kırılmış N . derece Volterra modelin çıkışı $y(n)$, girişi $u(n)$ ile birlikte

$$y(n) = h_0 + \sum_{l_1=0}^{\infty} h_1(l_1)u(n-l_1) + \sum_{l_1=0}^{\infty} \sum_{l_2=0}^{\infty} h_2(l_1, l_2) + \dots + \sum_{l_1=0}^{\infty} \dots \sum_{l_N=0}^{\infty} h_N(l_1, \dots, l_N)u(n-l_1) \dots u(n-l_N) \quad (3.23)$$

şeklinde yazılır. Burada $\{h_N(l_1 \dots l_N)\}$ N . derece Volterra çekirdeği olarak adlandırılır. Birçok iyi özelliğe sahip Volterra model yapısı basit bir yapıdır. Bu yapı, parametrede doğrusallık özelliğine sahiptir. Ancak, Volterra modellerindeki parametre sayısının büyüklüğü onların pratik kullanımını sadece sınırlı hafıza değerleri veya model dereceleri ile kısıtlar. Bu kısıtlama sadece parametre sayısındaki karmaşıklık değil, aynı zamanda bu modellere bağlı tasarımın pratik olmayışıdır. Bu nedenle Volterra modellerindeki yüksek hafıza değerinde veya model derecesinde tanımlanan parametrelerin sayısının azaltılması gerekir. Bu durumu adreslemek için, doğrusal olmayan sistem tanımlamaya yönelik en küçük kareler yöntemi tabanlı FPET yaklaşımı geliştirilmiştir (Hacıoğlu and Williamson 2001b, Özdiñç ve Hacıoğlu 2007). FPET yaklaşımında Volterra çekirdeklerini açmak için sabit kutup pozisyonlarından türetilen birimdik temel fonksiyonları kullanılır. Kutup pozisyonlarının iyi seçilmesi kırılan seri açılımının yaklaşım hatasını model derecesiyle birlikte çok hızlı azaltır. Bu seçimle yaklaşım hatasının istenen seviyeye çekilmesi için düşük derecede model ve bundan dolayı azaltılmış karmaşıklık mümkün olur. Buradaki amaç, FPET yaklaşımında verilen veri kümesine en uygun sabit kutup yerleştirmeleri seçmek için algoritmalar üretmektir.



Şekil 3.4 Volterra/FPET model blok yapısı.

Yüksek hafızalı modellerde Volterra parametrelerinin tahmini daha zor bir hal almaktadır. Bu sorunun çözümü için FPET yaklaşımı kullanılmaktadır. Volterra, sabit kutup tabanlı olarak genişletilirse şu hali alır:

$$y(n) = b_0 + \sum_{l_1=0}^M b_1(l_1)x_{l_1}(n) + \sum_{l_1=0}^M \sum_{l_2=0}^M b_2(l_1, l_2)x_{l_1}(n)x_{l_2}(n) + \dots + \sum_{l_1=0}^M \sum_{l_N=0}^M b_N(l_1, \dots, l_N)x_{l_1}(n)\dots x_{l_N}(n) \quad (3.24)$$

Matrisel formda yazılırsa:

$$y(n) = \boldsymbol{\varphi}^T(n)\boldsymbol{\theta} \quad (3.25)$$

$\boldsymbol{\theta}$ parametre vektörü, ağırlık parametreleri $b_n(l_1, \dots, l_n)$ 'i içerir. Regresör vektörü $\boldsymbol{\varphi}(n)$, sadece $x_i(n)$ 'yi değil aynı zamanda n anındaki çapraz terimlerini de içerir.

$$\boldsymbol{\theta} = [b_0, b_1(0), \dots, b_1(M), \dots, b_N(M, \dots, M)]^T \quad (3.26)$$

$$\boldsymbol{\varphi}(n) = [1, x_0(n), \dots, x_M(n), \dots, x_0^N(n), \dots, x_M^N(n)]^T \quad (3.27)$$

Bilinmeyen ağırlık parametreleri olan $\boldsymbol{\theta}$, giriş- çıkış verisinin kestirimiyle bulunabilir.

Şekil 3.4'te verilen Volterra/FPET model blok yapısında tanımlanan giriş $u(n)$ 'nin filtrelenmesiyle oluşan $x_i(n)$ işaretleri, $G_i(z)$ süzgeçlerin darbe cevabı fonksiyonları $g_i(l)$ 'ler kullanılarak şöyle yazılır:

$$x_i(n) = \sum_{l=0}^{\infty} g_i(l)u(n-l), \quad i = 0, 1, \dots, M \quad (3.28)$$

Amaç, $G_0(z), \dots, G_M(z)$ 'lerin uygun seçilmesiyle küçük M değerleriyle iyi bir model tasarlamaktır. Bunu sonlandırmak için birimdik temel fonksiyonlar kümesi belirlenir. Birimdik temel fonksiyonlar gerek gerçek kutuplar gerekse kompleks kutup çiftleri için belirlenir.

Tanım 3.1: Eğer kutuplar birim çember içinde gerçek rakamlarsa $G_0(z) = 1$ ise sabit kutup açılım fonksiyonu şöyle tanımlanabilir:

$$G_k(z) = \sqrt{1-a_k^2} \frac{z}{(z-a_k)} \prod_{i=1}^{k-1} \frac{(1-a_i z)}{(z-a_i)} \quad k=0, 1, \dots, M \quad (3.29)$$

Tanım 3.2: Kompleks kutup tabanlı fonksiyonlar dizisi şöyle gösterilir:

$$G_{2k-1}(z) = \sqrt{\frac{(1+\beta_k)(1+\beta_k^*)(1-\beta_k\beta_k^*)}{2}} \cdot \frac{(z-1)}{(z-\beta_k)(z-\beta_k^*)} \prod_{i=1}^{k-1} H_i(z) \quad (3.30)$$

$$G_{2k}(z) = \sqrt{\frac{(1+\beta_k)(1+\beta_k^*)(1-\beta_k\beta_k^*)}{2}} \cdot \frac{(z+1)}{(z-\beta_k)(z-\beta_k^*)} \prod_{i=1}^{k-1} H_i(z) \quad (3.31)$$

$k=1, \dots, M/2$ ve

$$H_i(z) = \frac{(1-\beta_i z)(1-\beta_i^*)}{(z-\beta_i)(z-\beta_i^*)} \quad (3.32)$$

Kompleks kutup çiftleri (β_k, β_k^*) , birim çemberin içinde ve $G_0(z) = 1$ 'dir.

Eğer $\{\alpha_k\}$ 'lar (3.29)'da basit reel kutup $\{\alpha\}$ ise $\{G_i(z)\}$ 'ler Laguerre fonksiyonları olarak adlandırılır (Marmarellis 1993). Ayrıca, (3.30), (3.31) ve (3.32)'de $\{\beta_i(k)\}$ 'lar basit kompleks eşlenik kutup çifti ise Kautz fonksiyonları olarak adlandırılırlar (Wahlberg 1994). $\{\alpha_k\}$ 'ların tümü sıfır ise (3.24) FIR modeli haline gelir (Ljung 1996).

Sabit kutup pozisyonlarını seçmek için bilinen Volterra çekirdek fonksiyonları düzenlenerek Prony metodundan (Hacıoğlu ve Williamson 2003) yararlanılarak sabit kutup pozisyonları elde edilir. Prony metodu, zamana karşı üssel ifadeleri uydurmak için kullanılan bir tekniktir (Haykin 1996). Verilen darbe cevabına kutup veya sıfır transfer fonksiyonu uydurmak için kullanılabilir. M. dereceden rasyonel fonksiyon, ilk $2M + 1$ darbe cevabı katsayıları olan

$h(0), \dots, h(2M)$ 'den elde edilebilir. Burada kullanılan Volterra çekirdekleri, $\{h_1(l), \dots, h_N(l_1, \dots, l_N)\}$, $l_i = 0, \dots, L$ yeteri kadar büyük L için,

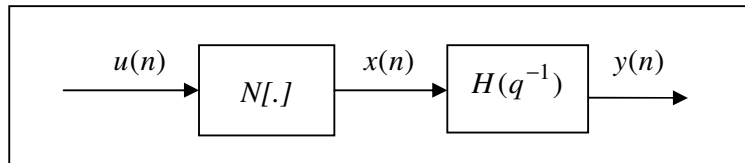
$$\begin{aligned}
 h^{(1)}(l) &= h_l^{(1)} \\
 h^{(2)}(l) &= h_{l_0}^{(2)} \\
 &\vdots \\
 h^{(L+2)}(l) &= h_{l_L}^{(2)} \\
 &\vdots \\
 h^{(S)}(l) &= h_{l_{L\dots L}}^{(N)}
 \end{aligned} \tag{3.33}$$

$\left\{ S = \frac{(L)^N - 1}{L - 1} \right\}$ için yazılır. (Williamson ve Zimmerman 1996)'da tanımlı algoritma ile düzenlenen Prony yaklaşımı kullanılarak kutup pozisyonları kestirilir.

Sabit Kutup yaklaşımında, iyi bir doğrusal olmayan sistem kestirimi elde etmek için sabit kutupların seçimi önemlidir (Hacıoğlu and Williamson 2001a). Hacıoğlu ve Williamson (2001a)'da gradyan inme metodunu kullanarak FPET için uygun kutup yerlerini uyarlamalı olarak seçen bir algoritma geliştirmişlerdir. Bu algoritmadaki amaç ortalama karesel hata eder fonksiyonunu minimize etmektir. Ağırlık parametreleri için NLMS algoritması ve kutup parametreleri için normalize edilmemiş bir algoritmanın birleşimi yakınsamaya yardım eder. Kutup yerlerini bulmak için Gauss-Newton algoritması gibi algoritmalar da kullanılabilir (Hacıoğlu and Williamson 2001a).

3.2.2 Hammerstein/ Wiener Blok Yapıları

Hammerstein sistemler, doğrusal olmayan statik bir sistemin ardından gelen doğrusal dinamik bir sistemden oluşur (Şekil 3.5).



Şekil 3.5 Hammerstein sistem blok diyagramı.

Şekil 3.5'te verilen Hammerstein sistem blok diyagramında doğrusal olmayan sistemin çıkışı $x(n)$ ile tanımlanır:

$$x(n) = \alpha_0 + \sum_{i=1}^L \alpha_i u^i(n) = \alpha_0 + \alpha_1 u(n) + \alpha_2 u^2(n) + \dots + \alpha_L u^L(n) \quad (3.34)$$

Sistemin çıkışı $y(n)$ 'de $x(n)$ yerine konulursa:

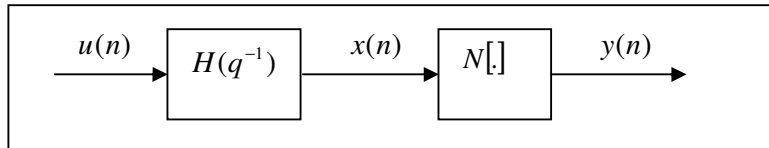
$$y(n) = \sum_{k=0}^{M-1} h(k)x(n-k) = \sum_{k=0}^{M-1} \alpha_0 h(k) + \sum_{k=0}^{M-1} \alpha_1 h(k)u(n-k) + \dots + \sum_{k=0}^{M-1} \alpha_L h(k)u^L(n-k) \quad (3.35)$$

$$y(n) = \begin{bmatrix} \sum_{k=0}^{M-1} \alpha_0 h(k) \alpha_1 h(0) \alpha_1 h(1) \dots \alpha_1 h(M-1) \dots \alpha_L h(0) \dots \alpha_L h(M-1) \\ \vdots \\ \vdots \\ \vdots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ u(n) \\ \vdots \\ u(n-M+1) \\ \vdots \\ u^L(n) \\ \vdots \\ u^L(n-M+1) \end{bmatrix} \quad (3.36)$$

$$y(n) = \varphi^T(n) \theta \quad (3.37)$$

Burada, $\varphi(n)$ regresör vektörü, θ parametre vektörüdür.

Wiener sistemler, Hammerstein sistemin tam tersi olup, çıkışı doğrusal olmayan statik bir sistem ile hesaplanan doğrusal zamanla değişmeyen bir sistemden oluşur (Şekil 3.6).



Şekil 3.6 Wiener sistem blok diyagramı.

Şekil 3.6'da girişi $u(n)$, doğrusal sistemin bilinmeyen çıkışı $x(n)$ ve doğrusal olmayan sistemin bilinen çıkışı $y(n)$ 'den oluşan bir Wiener sistem tasarlanmıştır. Sistemin girişi $x(n)$ ve doğrusal olmayan sistem $N[.]$ polinom olarak seçilirse çıkış $y(n)$ şu şekilde tanımlanır:

$$x(n) = \sum_{l=0}^{\infty} h(l)u(n-l) \quad (3.38)$$

$$y(n) = \sum_{i=0}^L \alpha_i x^i(n) \quad (3.39)$$

N . dereceden Wiener sistemin giriş-çıkış ilişkisi şöyle yazılır:

$$y(n) = \alpha_0 + \sum_{l_1=0}^{\infty} \alpha_1 h(l_1)u(n-l_1) + \sum_{l_1=0}^{\infty} \sum_{l_2=0}^{\infty} \alpha_2 h(l_1)h(l_2)u(n-l_1)u(n-l_2) + \dots + \sum_{l_1=0}^{\infty} \dots \sum_{l_N=0}^{\infty} \alpha_L h(l_1) \dots h(l_N)u(n-l_1) \dots u(n-l_N) \quad (3.40)$$

Darbe cevabı $h(l)$ olan $H(q^{-1})$ doğrusal sistem rasyonel fonksiyonu,

$$H(q^{-1}) = \frac{B(q^{-1})}{A(q^{-1})} = \sum_{l=0}^{\infty} h(l)q^{-l} \quad (3.41)$$

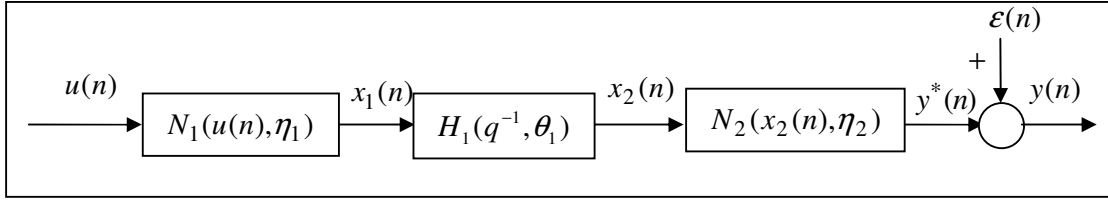
q^{-1} gecikme terimi olup $q^{-1}u(n) = u(n-l)$ 'dir.

Matrisel formda çıkış $y(n)$ yazılırsa;

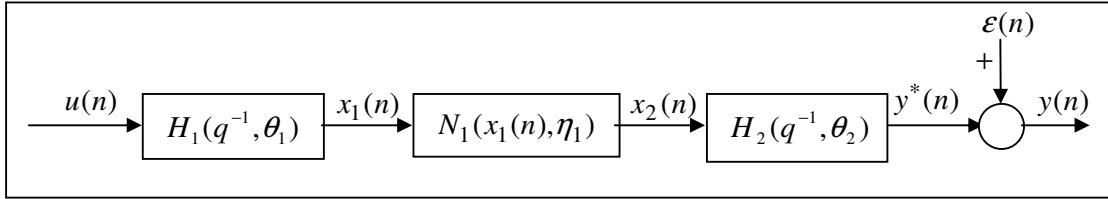
$$y(n) = \varphi^T(n) \theta \quad (3.42)$$

Burada, $\varphi(n)$ regresör vektörü, θ parametre vektörüdür.

Şekil 3.7’de doğrusal olmayan statik alt sisteme kaskat bağlanmış doğrusal dinamik alt sistemi takip eden başka bir doğrusal olmayan statik alt sistem olan Hammerstein-Wiener sistem (Nonlinear-Linear-Nonlinear- NLN); Şekil 3.8’de doğrusal dinamik alt sisteme kaskat bağlanmış doğrusal olmayan statik alt sistemi takip eden başka bir doğrusal dinamik alt sistem olan Wiener-Hammerstein sistem (Linear-Nonlinear-Linear- LNL) gösterilmiştir. Billings ve Fakhouri (1982, 1997), korelasyon analizine dayalı Hammerstein-Wiener sistem için bir algoritma sunmuştur. Bu algoritma, giriş değerleri için hesaplamalarla uğraşacak yeterli varsayımlar yapamamıştır. Yoshine (1992), NLN için doğrusal olmayan sistemin parametrelerini ve doğrusal alt sistemin darbe cevabını kestirerek bir yaklaşım sunmuştur. Boutayeb ve Darouach (1995), LNL sistemin doğrusal ve doğrusal olmayan kısımlarının parametrelerini kestirmek amacıyla formüle edilmiş modele dayalı öz-yinelemeli bir metod sunmuştur. Bai (1998), Hammerstein-Wiener sistemler için iki kademeli uygun bir tanımlama algoritması sunmuştur.



Şekil 3.7 Hammerstein-Wiener sistem (NLN).



Şekil 3.8 Wiener-Hammerstein sistem (LNL).

$u(n)$ sistemin girişi, $y(n)$ sistemin çıkışı, $y^*(n)$ gürültü olmadan sistemin bilinmeyen çıkışı, $x_1(n)$ ve $x_2(n)$ bilinmeyen değişkenlerdir. θ_1 ve θ_2 , sırayla $H_1(q^{-1}, \theta_1)$ ve $H_2(q^{-1}, \theta_2)$ doğrusal dinamik alt sistemleri belirleyen parametre vektörleridir. η_1 ve η_2 , $N_1(\cdot, \eta_1)$ ve $N_2(\cdot, \eta_2)$ doğrusal olmayan alt sistemleri belirleyen parametre vektörleridir. $\varepsilon(n)$, doğrusal bir süzgeçten geçen beyaz gürültü olan ölçülen bir gürültüdür.

Volterra model yapısı anlatılırken birçok doğrusal olmayan sistem tanımlamasında kullanıldığından bahsedilmiştir. Wiener sistemlerin tanımlanmasında da Volterra yaklaşımı

kullanılmaktadır. Fakat yüksek sayıda parametre olduğunda Volterra yaklaşımı da yeterli kalmayıp bununla birlikte Volterra/FPET tekniği sunulmuştur. Wiener model yapılarında FPET ile birlikte doğrusal ve doğrusal olmayan blokların katsayılarını ayırtmak amacıyla Tekil Değer Ayırıştırma (Singular Value Decomposition- SVD) metodu kullanılmıştır (Hacıoğlu and Williamson 2003). FPET yaklaşımı, Volterra model yapısından gelişir. M kutup sabit kutup sistemi herhangi bir transfer fonksiyonunu algılayabilir (Williamson and Zimmerman 1996).

Benzer bir yaklaşımı Hammerstein blok yapı parametrelerinin elde edilmesi amacı ile Volterra/FPET kullanarak ifade edebiliriz. Burada transfer fonksiyonu

$$H(q^{-1}) = \sum_{i=0}^M \beta(i)G_i(q^{-1}) \quad (3.43)$$

için Hammerstein blok yapıda çıkış ile giriş ilişkisi

$$y(n) = \alpha_0 + \sum_{l_1=0}^M \alpha_1 b(l_1) x_{l_1}(n) + \sum_{l_1=0}^M \alpha_2 b(l_1) x_{l_1}^2(n) + \dots + \sum_{l_1=0}^M \alpha_L b(l_1) x_{l_1}^L(n) \quad (3.44)$$

olacak şekilde yazılır. Burada genel Volterra/FPET (3.24) ile ilişkisine bakıldığında

$$\begin{aligned} b_0 &= \alpha_0 \\ b_1(l_1) &= \alpha_1 \beta(l_1) \\ b_2(l_1, l_1) &= \alpha_2 \beta(l_1) \\ &\vdots \\ b_N(l_1, \dots, l_1) &= \alpha_L \beta(l_1) \end{aligned} \quad (3.45)$$

şeklinde olup sadece çekirdek ağırlık fonksiyonunun köşe elemanları değer alacaktır. Buradan SVD ile $\alpha_i, i = 1, \dots, L$ ve $\beta(l)$ parametreleri elde edilebilir (Hacıoğlu and Williamson 2003).

BÖLÜM 4

DOĞRUSAL OLMAYAN UYARLAMALI HAMMERSTEIN YAKLAŞIMLARI

Bu bölümde, Şekil 3.5'te verilen Hammerstein blok diyagramında, doğrusal olmayan blok girişi $u(n)$, doğrusal blok girişi $x(n)$ ve doğrusal blok çıkışı $y(n)$ olarak ele alınmıştır. $x(n)$ doğrusal olmayan blok çıkışı ve $H(q^{-1})$ doğrusal blok;

$$x(n) = \sum_{j=1}^L \alpha_j u^j(n) \quad (4.1)$$

$$H(q^{-1}) = \frac{1 + \sum_{l=1}^M b_l q^{-l}}{1 + \sum_{l=1}^N a_l q^{-l}} = \frac{B(q^{-1})}{A(q^{-1})} \quad (4.2)$$

olarak tanımlanmıştır.

4.1 DOĞRUDAN UYARLAMALI HAMMERSTEIN YAKLAŞIMI

Polinom olarak verilen doğrusal olmayan blok ile IIR yapıdaki doğrusal blok parametrelerini doğrudan elde etmeyi amaçlayan (Jeraj ve Mathews 2006)'daki uyarlamalı yaklaşımı ele alalım. Doğrusal olmayan blok çıkışı $y(n)$,

$$y(n) = \frac{1 + \sum_{l=1}^M b_l q^{-l}}{1 + \sum_{l=1}^N a_l q^{-l}} x(n) \quad (4.3)$$

$$\begin{aligned}
y(n) &= -\sum_{l=1}^N a_l y(n-l) + x(n) + \sum_{l=1}^M b_l x(n-l) \\
&= -\sum_{l=1}^N a_l y(n-l) + \sum_{j=1}^L \alpha_j u^j(n) + \sum_{l=1}^M b_l x(n-l)
\end{aligned} \tag{4.4}$$

şeklinde yazılabilir. Burada a_l ve b_l 'ler sırasıyla doğrusal blok payda ve pay katsayıları, α_j 'ler ise doğrusal olmayan blok katsayılarıdır. $y(n)$ doğrusal blok çıkışı, doğrusal olmayan blok girişini ve çıkışını içeren $\varphi(n)$ regresör vektörü ve doğrusal, doğrusal olmayan blok katsayılarını içeren θ parametre vektörü ile ifade edilebilir.

$$y(n) = \varphi^T(n) \theta \tag{4.5}$$

ki burada regresör ve parametre vektörleri,

$$\varphi(n) = [u(n) u^2(n) \cdots u^L(n) x(n-1) x(n-2) \cdots x(n-M) - y(n-1) - y(n-2) \cdots - y(n-N)]^T \tag{4.6}$$

$$\theta = [\alpha_1 \alpha_2 \cdots \alpha_L b_1 b_2 \cdots b_M a_1 a_2 \cdots a_N]^T$$

şeklinde yazılır. θ parametre vektörü $M+N+L$ adet parametre içermektedir.

Doğrusal blok çıkışı $y(n)$,

$$\hat{y}(n) = \hat{\varphi}^T(n) \hat{\theta}(n) \tag{4.7}$$

şeklinde kestirilir ve burada parametre ve regresör vektörü kestirimleri,

$$\hat{\phi}(n) = \begin{bmatrix} u(n) \\ u^2(n) \\ \vdots \\ u^L(n) \\ \hat{x}(n-1) \\ \hat{x}(n-2) \\ \vdots \\ \hat{x}(n-M) \\ -\hat{y}(n-1) \\ -\hat{y}(n-2) \\ \vdots \\ -\hat{y}(n-N) \end{bmatrix}, \quad \hat{\theta} = \begin{bmatrix} \hat{\alpha}_1 \\ \hat{\alpha}_2 \\ \vdots \\ \hat{\alpha}_L \\ \hat{b}_1 \\ \hat{b}_2 \\ \vdots \\ \hat{b}_M \\ \hat{a}_1 \\ \hat{a}_2 \\ \vdots \\ \hat{a}_N \end{bmatrix} \quad (4.8)$$

olarak yazılır. NLMS algoritması ile,

$$\hat{\theta}(n+1) = \hat{\theta}(n) + \frac{\mu}{\varepsilon + \hat{\phi}^T(n)\hat{\phi}(n)} \hat{\phi}(n)e(n) \quad (4.9)$$

ve kestirim hatası $e(n)$

$$e(n) = y(n) - \hat{y}(n) \quad (4.10)$$

olarak elde edilir. Burada μ adaptasyonu sağlayan, pozitif bir sabit olan adım boyutu parametresidir.

4.2 UYARLAMALI HAMMERSTEIN SABİT KUTUP YAKLAŞIMI

Bu çalışmada geliştirilen sabit kutup tabanlı uyarlamalı Hammerstein yaklaşımında, blok yapısı çıkışı $y(n)$ 'yi;

$$y(n) = \sum_{k=0}^{M-1} h(k)x(n-k) \quad (4.11)$$

şeklinde (4.1) eşitliğinde verilen $x(n)$ doğrusal olmayan blok çıkışı ve $h(k)$ doğrusal blok katsayıları ile ifade edelim. Buna göre,

$$\begin{aligned}
y(n) &= h(0)x(n) + h(1)x(n-1) + h(2)x(n-2) + \dots + h(M-1)x(n-M+1) \\
&= h(0)[\alpha_1 u(n) + \alpha_2 u^2(n) + \dots + \alpha_L u^L(n)] + \\
&h(1)[\alpha_1 u(n-1) + \alpha_2 u^2(n-1) + \dots + \alpha_L u^L(n-1)] + \dots + \\
&h(M-1)[\alpha_1 u(n-M+1) + \alpha_2 u^2(n-M+1) + \dots + \alpha_L u^L(n-M+1)]
\end{aligned} \tag{4.12}$$

$y(n)$ regresör vektörü ve parametre vektörü ile,

$$y(n) = \varphi^T(n)\theta \tag{4.13}$$

şeklinde yazılır. Burada

$$\varphi(n) = \begin{bmatrix} u(n) \\ u(n-1) \\ \vdots \\ u(n-M+1) \\ u^2(n) \\ u^2(n-1) \\ \vdots \\ u^2(n-M+1) \\ \vdots \\ u^L(n) \\ u^L(n-1) \\ \vdots \\ u^L(n-M+1) \end{bmatrix}, \quad \theta = \begin{bmatrix} \alpha_1 h(0) \\ \alpha_1 h(1) \\ \vdots \\ \alpha_1 h(M-1) \\ \alpha_2 h(0) \\ \alpha_2 h(1) \\ \vdots \\ \alpha_2 h(M-1) \\ \vdots \\ \alpha_L h(0) \\ \alpha_L h(1) \\ \vdots \\ \alpha_L h(M-1) \end{bmatrix} \tag{4.14}$$

olarak yazılır.

Hammerstein blok yapısı çıkışı kestirimi $\hat{y}(n)$, eşitlik (4.7)'de verildiği gibi regresör ve parametre vektörlerinin kestirimleri ile bulunabilir. LMS algoritmasının elde edilmesinde olduğu gibi yavaş adaptasyonu göz önünde bulundurarak ortaya çıkan karesel hata fonksiyonunun minimizasyonu amacı ile $\hat{y}(n)$ 'de sırasıyla $h(k)$ doğrusal blok katsayılarına ve α_j doğrusal olmayan blok katsayılarına göre türev alınırsa,

$$\frac{\partial \hat{y}(n)}{\partial \hat{h}(k)} = \frac{\partial}{\partial \hat{h}(k)} [h(0)\alpha_1 u(n) + h(0)\alpha_2 u^2(n) + h(0)\alpha_3 u^3(n) + h(1)\alpha_1 u(n-1) + h(1)\alpha_2 u^2(n-1) + h(1)\alpha_L u^L(n-1) + \dots + h(M-1)\alpha_1 u(n-M+1) + h(M-1)\alpha_2 u^2(n-M+1) + \dots + h(M-1)\alpha_L u^L(n-M+1)]$$

olarak yazılır. Burada ilk katsayıya göre türev alındığında;

$$\begin{aligned} \frac{\partial \hat{y}(n)}{\partial \hat{h}(0)} &= \alpha_1 u(n) + \alpha_2 u^2(n) + \dots + \alpha_L u^L(n) \\ &= [u(n) \ u^2(n) \ \dots \ u^L(n)] \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \vdots \\ \alpha_L \end{bmatrix} \end{aligned}$$

İkinci doğrusal blok katsayısına göre türev alındığında;

$$\begin{aligned} \frac{\partial \hat{y}(n)}{\partial \hat{h}(1)} &= \alpha_1 u(n-1) + \alpha_2 u^2(n-1) + \dots + \alpha_L u^L(n-1) \\ &= [u(n-1) \ u^2(n-1) \ \dots \ u^L(n-1)] \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \vdots \\ \alpha_L \end{bmatrix} \end{aligned}$$

⋮

(M-1). doğrusal blok katsayısına göre türev alındığında;

$$\begin{aligned} \frac{\partial \hat{y}(n)}{\partial \hat{h}(M-1)} &= \alpha_1 u(n-M+1) + \alpha_2 u^2(n-M+1) + \dots + \alpha_L u^L(n-M+1) \\ &= [u(n-M+1) \ u^2(n-M+1) \ \dots \ u^L(n-M+1)] \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \vdots \\ \alpha_L \end{bmatrix} \end{aligned}$$

elde edilir ve bu eşitlikler birleştirilerek;

$$\phi = \begin{bmatrix} u(n) & u^2(n) & \dots & u^L(n) \\ u(n-1) & u^2(n-1) & \dots & u^L(n-1) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ u(n-M+1) & u^2(n-M+1) & \dots & u^L(n-M+1) \end{bmatrix}, \quad \theta_\alpha = \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \alpha_3 \\ \vdots \\ \alpha_L \end{bmatrix} \quad (4.15)$$

için

$$\frac{\partial \hat{y}(n)}{\partial \theta_h} = \phi(n) \theta_h, \quad \theta_h = \begin{bmatrix} h(0) \\ h(1) \\ \vdots \\ h(M-1) \end{bmatrix}$$

yazılır.

Benzer şekilde α_j doğrusal olmayan blok katsayılarına göre de türev alındığında,

$$\begin{aligned} \frac{\partial \hat{y}(n)}{\partial \hat{\alpha}_1} &= h(0)u(n) + h(1)u(n-1) + \dots + h(M-1)u(n-M+1) \\ &= [u(n) \ u(n-1) \ \dots \ u(n-M+1)] \begin{bmatrix} h(0) \\ h(1) \\ \vdots \\ h(M-1) \end{bmatrix} \end{aligned}$$

$$\frac{\partial \hat{y}(n)}{\partial \hat{\alpha}_2} = h(0)u^2(n) + h(1)u^2(n-1) + \dots + h(M-1)u^2(n-M+1)$$

$$= [u^2(n) \ u^2(n-1) \ \dots \ u^2(n-M+1)] \begin{bmatrix} h(0) \\ h(1) \\ \vdots \\ h(M-1) \end{bmatrix}$$

⋮

$$\frac{\partial \hat{y}(n)}{\partial \hat{\alpha}_L} = h(0)u^L(n) + h(1)u^L(n-1) + \dots + h(M-1)u^L(n-M+1)$$

$$= [u^L(n) \ u^L(n-1) \ \dots \ u^L(n-M+1)] \begin{bmatrix} h(0) \\ h(1) \\ \vdots \\ h(M-1) \end{bmatrix}$$

elde edilir ve bu eşitlikler birleştirilerek (4.15) için,

$$\frac{\partial \hat{y}(n)}{\partial \theta_\alpha} = \phi^T(n) \theta_h \tag{4.16}$$

bulunur.

NLMS algoritması ile,

$$\hat{\theta}_h(n+1) = \hat{\theta}_h(n) + \frac{\mu}{\varepsilon + \phi^T(n)\phi(n)} \phi(n) \hat{\theta}_\alpha(n) e(n) \tag{4.17}$$

$$\hat{\theta}_\alpha(n+1) = \hat{\theta}_\alpha(n) + \frac{\mu}{\varepsilon + \phi^T(n)\phi(n)} \phi^T(n) \hat{\theta}_h(n) e(n)$$

yazılır. $e(n)$, (4.10)'da olduğu gibi

$$e(n) = y(n) - \hat{y}(n) \tag{4.18}$$

$$\hat{y}(n) = \phi^T(n) \hat{\theta}(n)$$

ile elde edilir. Burada

$$\hat{\phi}(n) = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} \phi(n)\hat{\theta}_\alpha \\ \phi^T(n)\hat{\theta}_h \end{bmatrix} \quad (4.19)$$

olarak yazılabilir ve $\hat{\theta}(n)$ kestirilen parametre vektörü olup (4.14)- (4.16)'da ifade edilen θ_h ve θ_α parametre vektörlerinin kestirimini içerir. Bu yaklaşımda parametre vektörü $L+ M$ adet parametre içermektedir (Özdiñç ve Hacıođlu 2007).

(4.11)'deki FIR yapı yerine sabit kutup filtre bankaları ile ifade edilen IIR yapı kullanılırsa Hammerstein blok yapı çıkışı,

$$H(q^{-1}) = \frac{B(q^{-1})}{A(q^{-1})} = \sum_{l=0}^{M-1} \beta_l G_l(q^{-1}) \quad , \quad y(n) = H(q^{-1})x(n) \quad (4.20)$$

olarak yazılabilir. Buradaki $G_l(q^{-1})$ 'ler Volterra/FPET'teki gerçek ve/veya kompleks eşlenik sabit kutup filtre bankalarıdır. $y(n)$ ve doğrusal olmayan blok çıkışı $x(n)$;

$$y(n) = \sum_{l=0}^{M-1} \beta_l G_l(q^{-1})x(n) \quad (4.21)$$

$$x(n) = \alpha_1 u(n) + \alpha_2 u^2(n) + \dots + \alpha_L u^L(n)$$

şeklinde yazılır. Eşitlik (4.21)'de denklemler yerine yazılırsa;

$$y(n) = \sum_{l=0}^{M-1} \beta_l \alpha_1 G_l(q^{-1})u(n) + \sum_{l=0}^{M-1} \beta_l \alpha_2 G_l(q^{-1})u^2(n) + \dots + \sum_{l=0}^{M-1} \beta_l \alpha_L G_l(q^{-1})u^L(n) \quad (4.22)$$

elde edilir. Matrisel yapıda,

$$y(n) = \phi^T(n)\theta \quad (4.23)$$

olarak yazılır ki burada,

$$\theta = \begin{bmatrix} \alpha_1 \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \vdots \\ \beta_{M-1} \end{bmatrix} \\ \alpha_2 \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \vdots \\ \beta_{M-1} \end{bmatrix} \\ \vdots \\ \alpha_L \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \vdots \\ \beta_{M-1} \end{bmatrix} \end{bmatrix}, \quad \varphi(n) = \begin{bmatrix} G_0(q^{-1})u(n) \\ G_1(q^{-1})u(n) \\ \vdots \\ G_{M-1}(q^{-1})u(n) \\ G_0(q^{-1})u^2(n) \\ G_1(q^{-1})u^2(n) \\ \vdots \\ G_{M-1}(q^{-1})u^2(n) \\ \vdots \\ G_0(q^{-1})u^L(n) \\ G_1(q^{-1})u^L(n) \\ \vdots \\ G_{M-1}(q^{-1})u^L(n) \end{bmatrix} \quad (4.24)$$

$\varphi^T(n)$ sabit kutuplardan oluştuğu için $\hat{y}(n)$ bulunurken $\varphi^T(n)$ aynı kalır ve $\hat{\theta}$ kestirilen parametreleri içerecek şekilde,

$$\hat{y}(n) = \varphi^T(n) \hat{\theta} \quad (4.25)$$

Burada (4.18) eşitliği ile verilen hata $e(n)$ 'yi minimize etmeye yönelik uyarlamalı NLMS algoritması yazılmak istenirse, μ adım boyutu parametresi olacak şekilde

$$\hat{\theta}_\beta(n+1) = \hat{\theta}_\beta(n) + \frac{\mu}{\varepsilon + \varphi^T(n)\varphi(n)} \varphi(n) \hat{\theta}_\alpha(n) e(n) \quad (4.26)$$

$$\hat{\theta}_\alpha(n+1) = \hat{\theta}_\alpha(n) + \frac{\mu}{\varepsilon + \varphi^T(n)\varphi(n)} \varphi^T(n) \hat{\theta}_\beta(n) e(n)$$

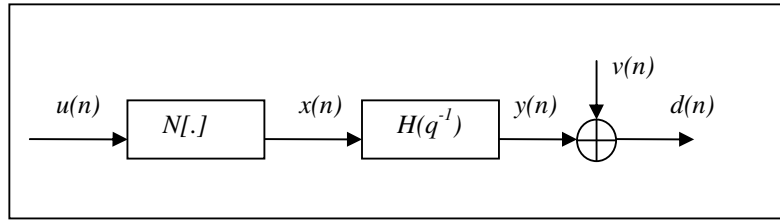
elde edilir. Burada

$$\phi(n) = \begin{bmatrix} G_0(q^{-1})u(n) & G_0(q^{-1})u^2(n) & \cdots & G_0(q^{-1})u^L(n) \\ G_1(q^{-1})u(n) & G_1(q^{-1})u^2(n) & \cdots & G_1(q^{-1})u^L(n) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ G_{M-1}(q^{-1})u(n) & G_{M-1}(q^{-1})u^2(n) & \cdots & G_{M-1}(q^{-1})u^L(n) \end{bmatrix} \quad (4.27)$$

ve $\hat{\theta}_\beta$, $\hat{\theta}_\alpha$ sırasıyla doğrusal ve doğrusal olmayan blok parametre vektörleri kestirimleri olup $\hat{\theta}$ 'yi oluştururlar. $\phi(n)$ (4.19)'daki regresör vektörüdür.

4.3 UYARLAMALI HAMMERSTEIN YAKLAŞIMLARI PERFORMANS ANALİZİ

Bu bölümde, basit bir örnek ile uyarlamalı Hammerstein NLMS algoritmalarının performansları incelenecektir. Ele alınan sistemde, Şekil 3.5 ile verilen Hammerstein blok diyagramında doğrusal blok çıkışına gürültü eklenmiştir.



Şekil 4.1 Örnek sistem yapısı.

Burada doğrusal olmayan blok girişi $u(n)$, normal dağılımlı rasgele sayılardan oluşur ve 50.000 uzunluğundadır. Şekil 4.1'de doğrusal ve doğrusal olmayan bloklar sırasıyla,

$$x(n) = 0.4u(n) - 0.3u^2(n) + 0.2u^3(n) \quad (4.28)$$

$$H(q^{-1}) = \frac{1 + 0.8q^{-1}}{1 - 1.2q^{-1} + 0.5q^{-2}}$$

ile ifade edilecektir. Doğrusal blok çıkışı $y(n)$ ise doğrusal olmayan blok çıkışı $x(n)$ 'nin (4.28) eşitliğinde verilen transfer fonksiyonu ile filtrelenmesiyle oluşturulmuştur.

Elde edilen $y(n)$ doğrusal blok çıkışına gürültü eklenerek $d(n)$ istek cevabı bulunmuştur. Burada SNR değeri,

$$SNR = 10 \log_{10} \frac{\sum y^2(n)}{\sum v^2(n)} \quad (4.29)$$

şeklinde hesaplanmıştır.

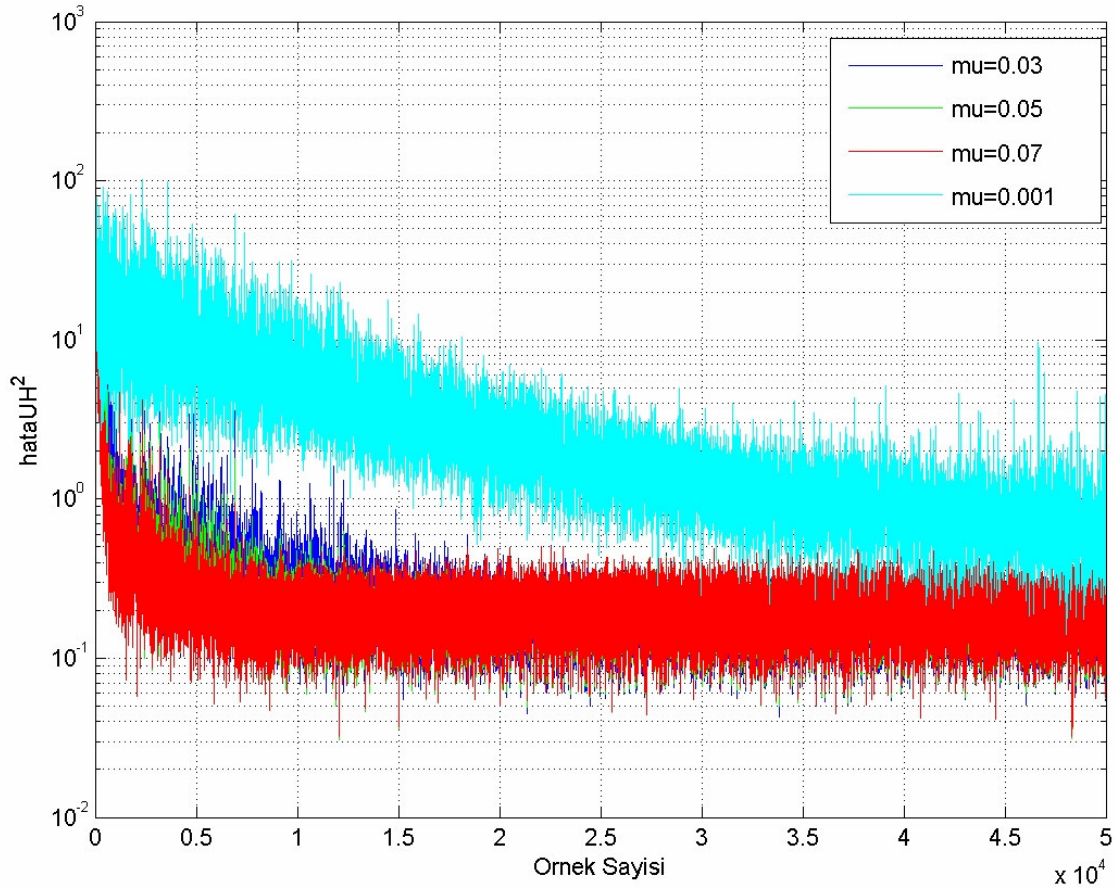
Uyarlamalı Hammerstein Sabit Kutup ve Volterra/FPET yaklaşımlarında kullanılan sabit kutuplar için doğrusal blok transfer fonksiyonu $H(q^{-1})$ 'in paydasının kökleri olan $0.6000 \mp 0.3742i$ değerleri seçilmiştir. Ayrıca, Doğrudan Uyarlamalı Hammerstein yaklaşımı için (4.3) eşitliğinde verilen pay derecesi $M=1$, payda derecesi $N=2$; Uyarlamalı Hammerstein ve Volterra yaklaşımları için (4.11) eşitliğinde verilen FIR parametre sayısı $M=25$, Uyarlamalı Hammerstein Sabit Kutup ve Volterra/FPET yaklaşımları için (4.20) eşitliğinde verilen M değeri sabit kutup sayısı kadar (2) alınmıştır.

Çizelge 4.1 Kullanılan yaklaşımların parametrik karmaşıklıkları

Yaklaşım	Parametrik Karmaşıklık	
Doğrudan Uyarlamalı Hammerstein	$L+M+N$	$3+1+2 = 5$
Uyarlamalı Hammerstein	$L+M$	$3+25 = 28$
Uyarlamalı Hammerstein Sabit Kutup	$L+M+1$	$3+2+1 = 6$
Volterra	$L \times (M+1)$	$3 \times (25+1) = 78$
Volterra/FPET	$L \times (M+1)$	$3 \times (2+1) = 9$

Çizelge 4.1 ile verilen yaklaşımların parametrik karmaşıklıkları incelendiğinde, Uyarlamalı Hammerstein ve Volterra yaklaşımlarındaki parametrik karmaşıklığın sabit kutupların kullanımı ile büyük ölçüde giderildiği görülmektedir. Volterra yaklaşımında bulunan 78 parametre, Volterra/FPET yaklaşımında 9 parametreye indirgenerek yaklaşımın performansı artırılmıştır. Benzer şekilde Uyarlamalı Hammerstein yaklaşımında kullanılan 28 parametre sabit kutupların kullanımı ile Uyarlamalı Hammerstein Sabit Kutup yaklaşımında 6 parametreye indirgenmiştir.

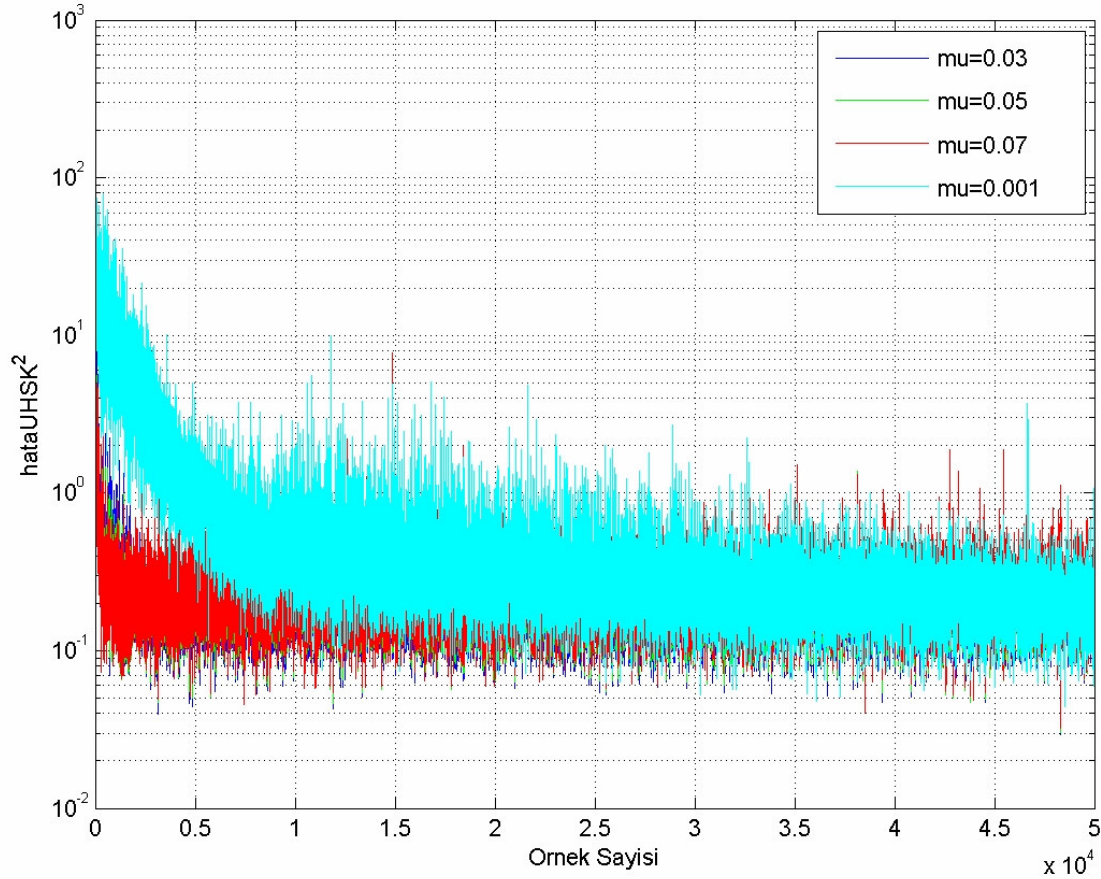
Doğrudan Uyarlamalı Hammerstein, Uyarlamalı Hammerstein, Uyarlamalı Hammerstein Sabit Kutup, Volterra ve Volterra/FPET yaklaşımlarında farklı SNR değerleri ve μ parametreleri için 20 farklı deneme yapılarak 50.000 veri ile elde edilen benzetim sonuçları grafiklerle gösterilmiştir. Çizelge 4.1’de verilen parametrik karmaşıklıklarla yaklaşımların performansları incelenmiştir. (4.29) eşitliği ile hesaplanan işaret gürültü oranı 20 alınarak farklı μ değerlerinde elde edilen Uyarlamalı Hammerstein algoritması yakınsama grafiği Şekil 4.2’de gösterilmiştir.



Şekil 4.2 Uyarlamalı Hammerstein algoritmasında farklı adaptasyon parametreleri için yakınsama grafiği.

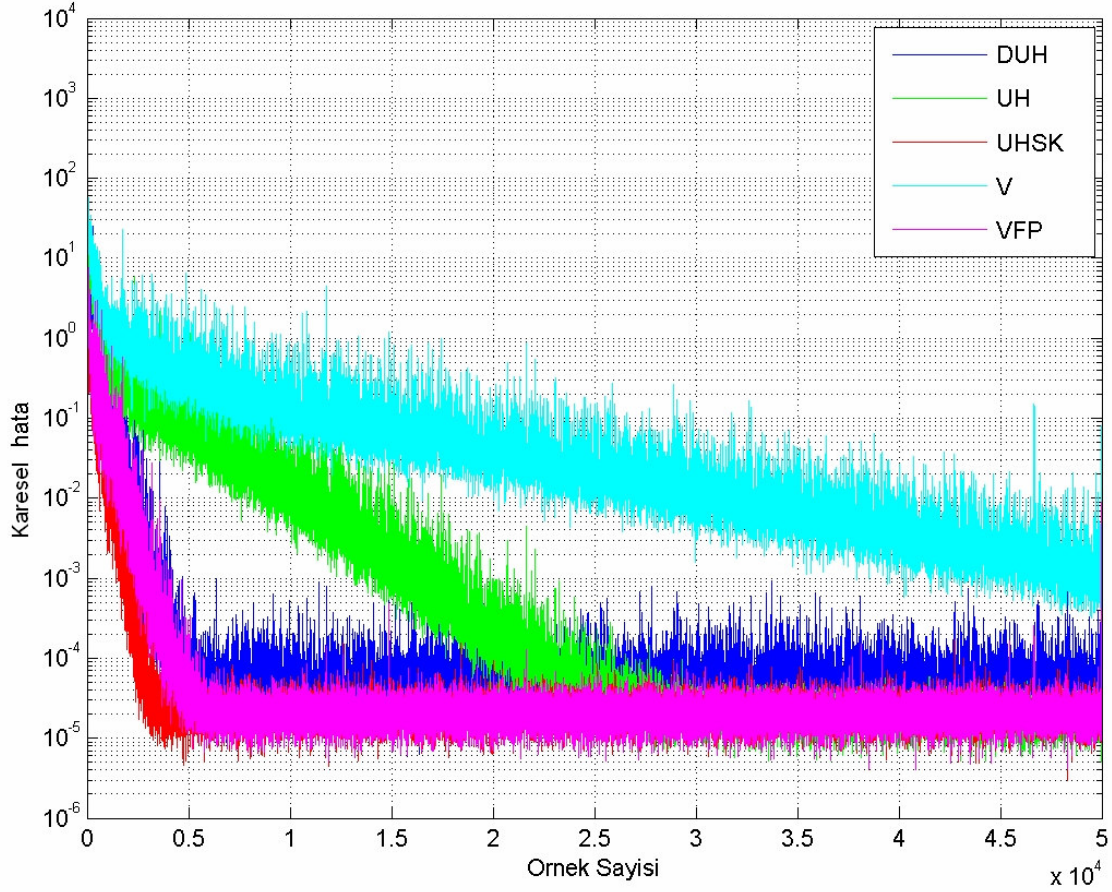
Şekil 4.2’den görüldüğü üzere $\mu=0.001$ iken Uyarlamalı Hammerstein algoritması 50.000 örnek sayısında yakınsamasını tamamlayamamıştır. $\mu=0.03$ iken algoritma 20.000 örnek civarında yakınsamıştır. Buna karşın, adım boyutu parametresi değeri arttıkça algoritmanın yakınsama hızı da artmıştır. $\mu=0.05$ iken 12.000 örnek civarında, $\mu=0.07$ iken ise yaklaşık 7.000 örnekte yakınsadığı görülmektedir.

Uyarlamalı Hammerstein algoritmasına benzer şekilde ele alınan diğer dört yaklaşımın da küçük adım boyutu parametresi değerlerinde daha geç yakınsadığı ve daha yüksek hata değerine sahip olduğu görülmüştür. μ değeri arttıkça algoritmaların yakınsama hızları da artmıştır.



Şekil 4.3 Uyarlamalı Hammerstein Sabit Kutup algoritmasında farklı adaptasyon parametreleri için yakınsama grafiği.

Şekil 4.3'te sabit kutupların kullanılmasıyla elde edilen Uyarlamalı Hammerstein Sabit Kutup yaklaşımının farklı adım boyutu parametresi değerleri için yakınsama grafiği verilmiştir. Şekil 4.2 ve 4.3'ten de görüldüğü üzere, yakınsama Uyarlamalı Hammerstein Sabit Kutup algoritmasında Uyarlamalı Hammerstein algoritmasına göre daha hızlıdır. $\mu=0.001$ iken Uyarlamalı Hammerstein algoritması 50.000 örnek sayısında yakınsamasını tamamlayamazken aynı adım boyutu parametresi değerinde Uyarlamalı Hammerstein Sabit Kutup yaklaşımı yaklaşık 35.000 örnekte yakınsamıştır. Benzer şekilde $\mu=0.03$, $\mu=0.05$ ve $\mu=0.07$ iken de kullanılan sabit kutuplar ile algoritmanın yakınsamasının hızlandığı görülmüştür.



Şekil 4.4 Kullanılan algoritmaların yakınsama grafiği.

Şekil 4.4 kullanılan algoritmaların SNR=60 dB, $\mu=0.05$ için elde edilen performanslarının karesel hata değerlerine göre kıyaslamasını vermektedir. Yaklaşımların hemen hemen aynı hata seviyelerine ulaşabildiği ancak yakınsama hızlarının farklı olduğu, Uyarlamalı Hammerstein ve Volterra yaklaşımlarının daha geç yakınsadığı görülmektedir. Ancak sabit kutupların kullanıldığı Uyarlamalı Hammerstein Sabit Kutup ve Volterra/FPET yaklaşımlarında bu sorun ortadan kalkmaktadır. Uyarlamalı Hammerstein Sabit Kutup yaklaşımı yaklaşık 4.000 ve Volterra/FPET yaklaşımı 5.000 örnekte yakınsamıştır. Burada, Çizelge 4.1’de verilen yaklaşımlardaki parametrik karmaşıklık dikkate alınmalıdır. Daha fazla parametreye sahip olan Uyarlamalı Hammerstein yaklaşımı geç yakınsamasına rağmen daha az parametrelidir Doğrudan Uyarlamalı Hammerstein, Uyarlamalı Hammerstein Sabit Kutup ve Volterra/FPET yaklaşımlarıyla aynı hata seviyesine ulaşabilmektedir. Parametrik karmaşıklığı en fazla olan Volterra yaklaşımı ise 50.000 örnekte yakınsamasını tamamlayamamıştır. Bu nedenle, Volterra yaklaşımına göre daha az parametreye sahip olan, az parametrelidir Doğrudan

Uyarlamalı Hammerstein yaklaşımıyla benzer performans gösteren Uyarlamalı Hammerstein yaklaşımı kabul edilebilirdir.

Yapılan simülasyonlarla yaklaşımların eşitlik (4.30) ile hesaplanan yakınsamaları tamamlandıktan sonraki normalize ortalama karesel hata (Normalized Mean Square Error-NMSE) değerleri Çizelge 4.2’de verilmiştir.

$$NMSE = \frac{\sum (y(n) - \hat{y}(n))^2}{\sum y^2(n)} \quad (4.30)$$

Çizelge 4.2 Yaklaşımların normalize ortalama karesel hata değerleri.

$\mu=0.03$					
SNR(dB)	DUH	UH	UHSK	V	VFP
20	0.024900000	0.01640000	0.01270000	0.01680000	0.01730000
30	0.002700000	0.00170000	0.00180000	0.00240000	0.00180000
40	0.000284490	0.00021214	0.00019765	0.00099632	0.00019066
50	0.000040405	0.00005948	0.00003155	0.00008672	0.00003086
60	0.000015683	0.00004377	0.00001479	0.00085884	0.00002400
$\mu=0.05$					
20	0.034400000	0.01670000	0.01920000	0.01650000	0.01820000
30	0.003500000	0.00180000	0.00200000	0.00180000	0.00190000
40	0.000367660	0.00021558	0.00020903	0.00025508	0.00020017
50	0.000048625	0.00005982	0.00003268	0.00010840	0.00003181
60	0.000016502	0.00004374	0.00001490	0.00009489	0.00001481
$\mu=0.07$					
20	0.055300000	0.01710000	0.02020000	0.01680000	0.01910000
30	0.004400000	0.00180000	0.00210000	0.00170000	0.00200000
40	0.000465730	0.00021883	0.00021843	0.00019063	0.00020966
50	0.000059180	0.00006015	0.00003362	0.00003726	0.00003276
60	0.000017584	0.00004378	0.00001500	0.00002217	0.00001491

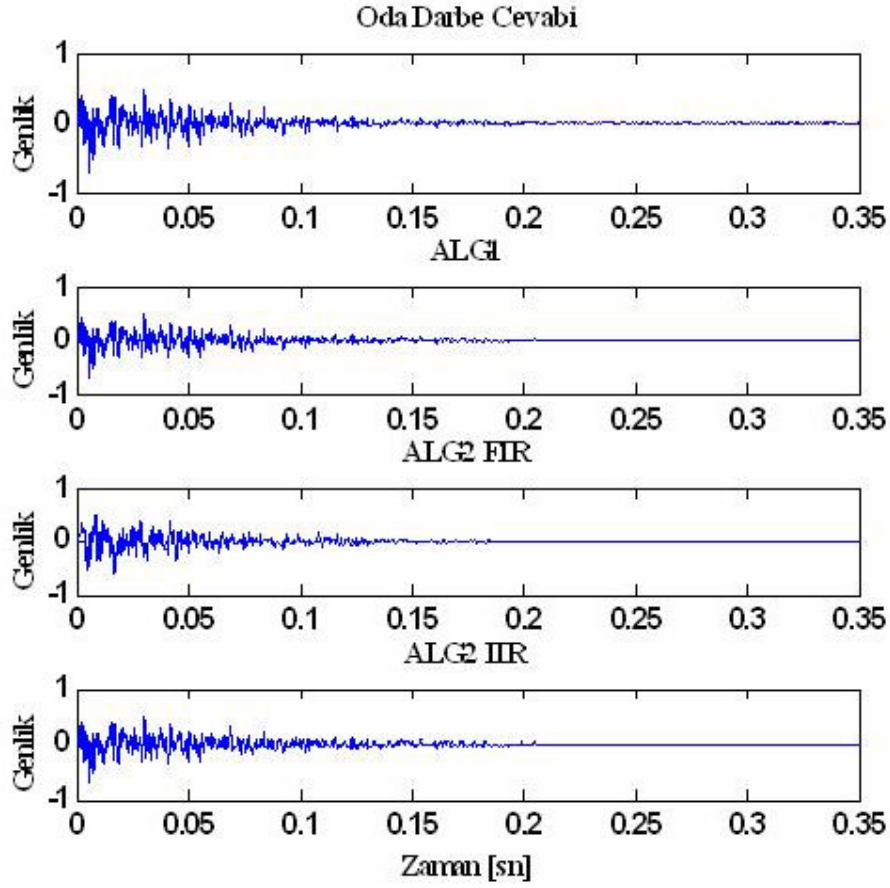
Çizelge 4.2’de farklı işaret gürültü oranları ve adım boyutu parametreleri için elde edilen normalize ortalama karesel hata değerleri görülmektedir. SNR=60 dB, $\mu=0.03$ iken Uyarlamalı Hammerstein yaklaşımının hata değeri 0.4377×10^{-4} iken sabit kutup kullanımı ile yaklaşım hatasının 0.1479×10^{-4} değerine düştüğü ve Uyarlamalı Hammerstein Sabit Kutup yaklaşımının en küçük hataya sahip olduğu görülmektedir. Ayrıca sabit kutupların kullanıldığı bir diğer yaklaşım olan Volterra/FPET yaklaşımı da diğer yaklaşımlara göre daha küçük hata değerine ulaşmaktadır.

BÖLÜM 5

TELEKONFERANSTA AKUSTİK EKO YOK ETME UYGULAMASI PERFORMANS ANALİZİ

Bu bölümde telekonferans sırasında karşılaşılan oda akustik problemi üzerine yapılan bir uygulama ile ilk önce kullanılan doğrusal olmayan akustik eko yok etme algoritmalarının performans karşılaştırması yapılacak, daha sonra uyarlamalı FIR filtre ile birlikte önerilen uyarlamalı Hammerstein filtre ile eko etkisi yok edilecektir. Uygulamada performans kıyaslaması amacı ile çapraz terimler göz ardı edilerek uyarlamalı Volterra filtresi de kullanılacaktır. Bu amaçla 8 kHz ile örneklenen uzak konuşmacı işaretinde oluşan eko etkisinin ortadan kaldırılması amaçlanmaktadır.

Birinci uygulamada, Hammerstein blok yapısı tabanlı (4.9)-(4.10)'da verilen doğrudan uyarlamalı Hammerstein algoritması (Alg1) ile birlikte önerilen (4.11)-(4.17)'de verilen sabit kutup tabanlı Hammerstein algoritması (Alg2) yardımı ile akustik eko yolu model parametreleri elde edilerek eko etkisi yok edilecektir. Hammerstein blok yapıda bulunan doğrusal olmayan blok parametrelerinin seçilen ve kullanılan algoritmalar ile kestirilen değerleri Çizelge 5.1'de verilmiştir. Doğrusal blok için ise oda darbe cevabını modelleyen kesim frekansı 0.2 olan 2. dereceden alçak geçiren butterworth filtreden geçirilen rasgele işaret kullanılmış olup Şekil 5.1'de verilen oda darbe cevabı hafıza uzunluğu 0.3 sn kadardır. Alg1'de doğrusal blok için 10. dereceden IIR filtre seçilmekte olup 20 parametre kestirilecektir. Alg2 için ise doğrusal blok için hem FIR (Alg2 FIR) hem de sabit kutup ile IIR (Alg2 IIR) yapılar seçilmiş olup FIR için 0.3 sn.lik oda darbe cevabını kestirebilen 512 parametre kullanılacaktır. IIR yapıda ise Alg1'de olduğu gibi 10. dereceden rasyonel fonksiyonu ifade eden 10 sabit kutup filtre bankası kullanılacaktır. Son yaklaşımdaki sabit kutupların seçimi için Prony yaklaşımı kullanılmış ve sabit kutuplar oda akustik darbe cevabı bilgisi ile elde edilmiştir. İfade edilen üç yaklaşım için doğrusal olmayan blok parametre sayıları aynı olup $L=3$ 'tür. Parametrik karmaşıklık dikkate alındığında ilk ve son yaklaşım 23 parametre ile ifade edilirken diğeri 515 parametre ile ifade edilmektedir.



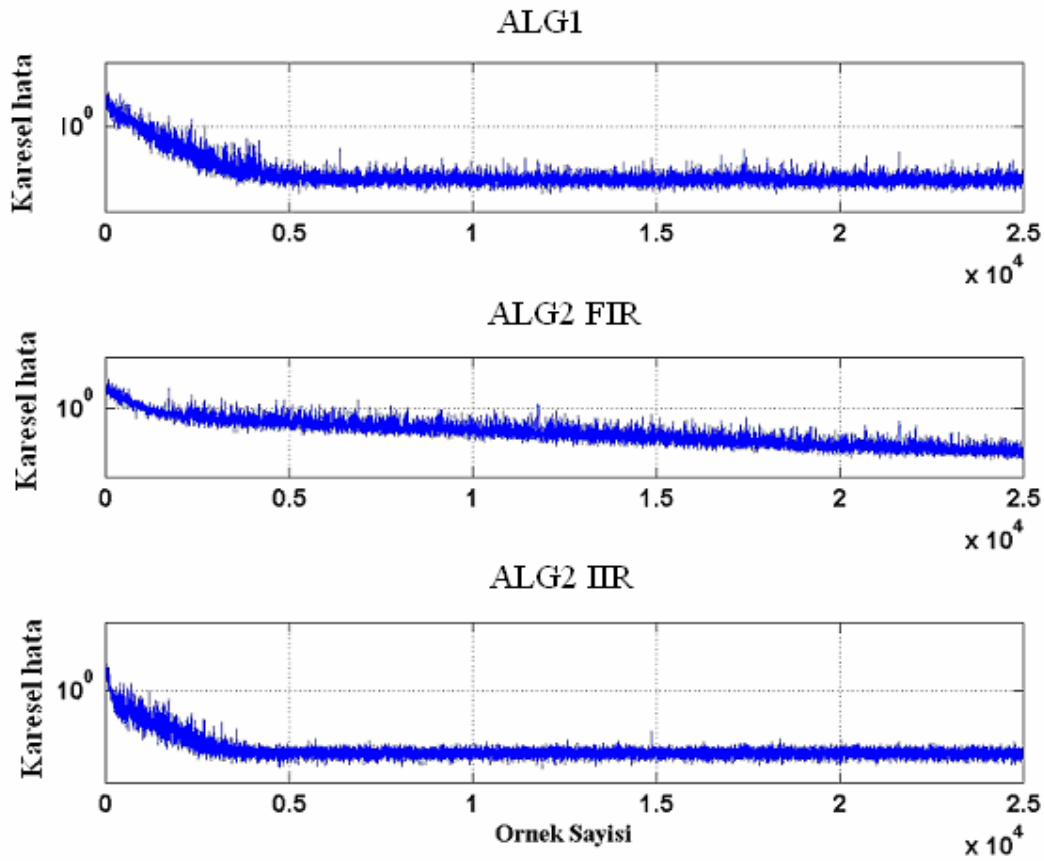
Şekil 5.1 Oda darbe cevabı ile Uyarlamalı Hammerstein yaklaşımları kestirimleri.

Burada parametre vektörlerinin başlangıç değerleri verilen değerlerin yarısı kadar seçilerek kıyaslama yapılması mümkün kılınmıştır. Aynı zamanda FIR yapıdaki yakınsama hızı göz önünde bulundurularak adım boyutları da aynı seçilmiştir ($\mu=0.01$). Şekil 5.2 ile her üç yaklaşımın yakınsamaları karesel hata ile (uzak konuşmacıya giden işaretin karesi) görülmektedir. Burada Alg1 yaklaşımı 4.000 örnekte (0.5 sn), Alg2 FIR yaklaşımı 25.000 örnekte (3 sn) ve Alg2 IIR sabit kutup yaklaşımı da 3.000 örnekte (0.4 sn) yakınsamaktadır. Bakıldığında sabit kutupların iyi seçimi ile hızlı yakınsama elde etmek mümkün olmaktadır. Parametrik karmaşıklığın en fazla olduğu ikinci yaklaşımda yakınsama oldukça yavaş olmaktadır.

Çizelge 5.1 Doğrusal olmayan blok parametre değerleri ve kestirimleri

N[.]	Alg1	Alg2 FIR	Alg2 IIR
0.4	0.3930	0.3827	0.3995
-0.3	-0.2986	-0.2825	-0.2987
0.2	0.1966	0.1898	0.1991

Çizelge 5.1’de doğrusal olmayan blok parametre değerlerinin kestirimi görülmektedir. Burada en az hata değerinin Alg2 IIR ile elde edildiğini gözlemlemek mümkündür.



Şekil 5.2 Karesel hata ile Uyarlamalı Hammerstein yaklaşımları yakınsama performansı.

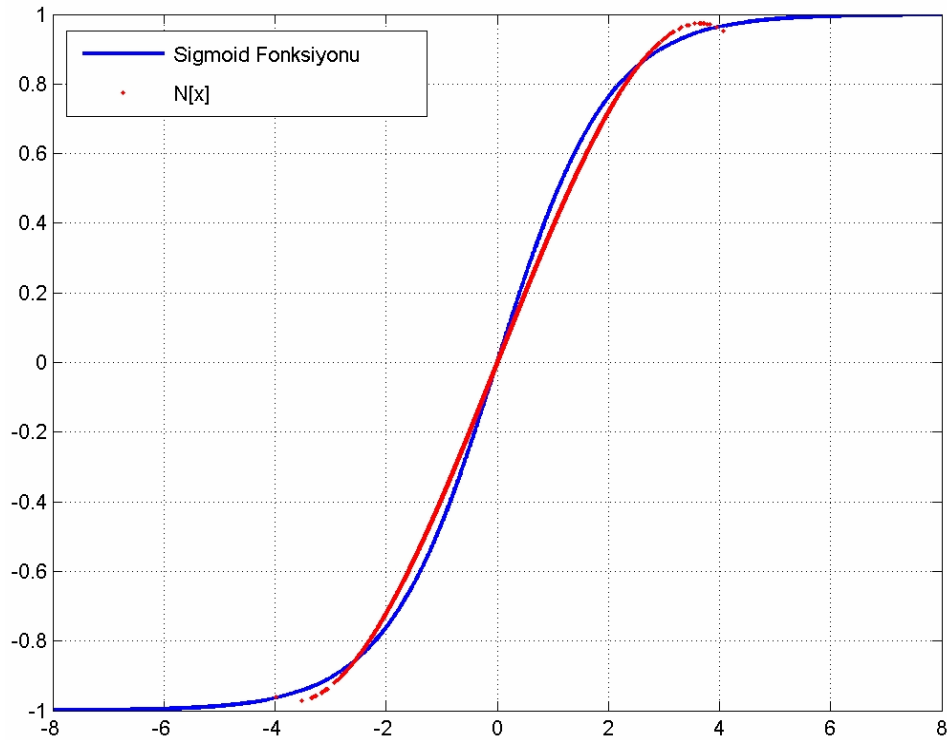
İkinci uygulamada ise, Şekil 2.3 göz önüne alınarak 8 kHz ile örneklenen uzak konuşmacı ekolu işaretin yakın konuşmacıdan kaynaklanan mikروفon işaretine olan etkisinin ortadan kaldırılması amaçlanmaktadır. Bunun için uyarlamalı FIR filtre ile birlikte önerilen uyarlamalı Hammerstein filtre ile eko etkisi yok edilecektir. Aynı zamanda performans kıyaslaması amacı ile çapraz terimler göz ardı edilerek uyarlamalı Volterra filtresi de kullanılacaktır.

Burada uyarlamalı FIR filtre uzunluğu 256 alınmıştır ve çapraz çekirdek fonksiyonu kullanılan uyarlamalı Volterra filtre için (3x256=768) parametre kullanılmıştır. Ayrıca uyarlamalı Hammerstein filtrede statik doğrusal olmayan blok için 3 ve dinamik doğrusal blok için 256 olacak şekilde toplam 259 parametre kullanılmıştır.

Elektro-akustik saturasyonu modellemek için yaygın olarak kullanılan sigmoid fonksiyonu;

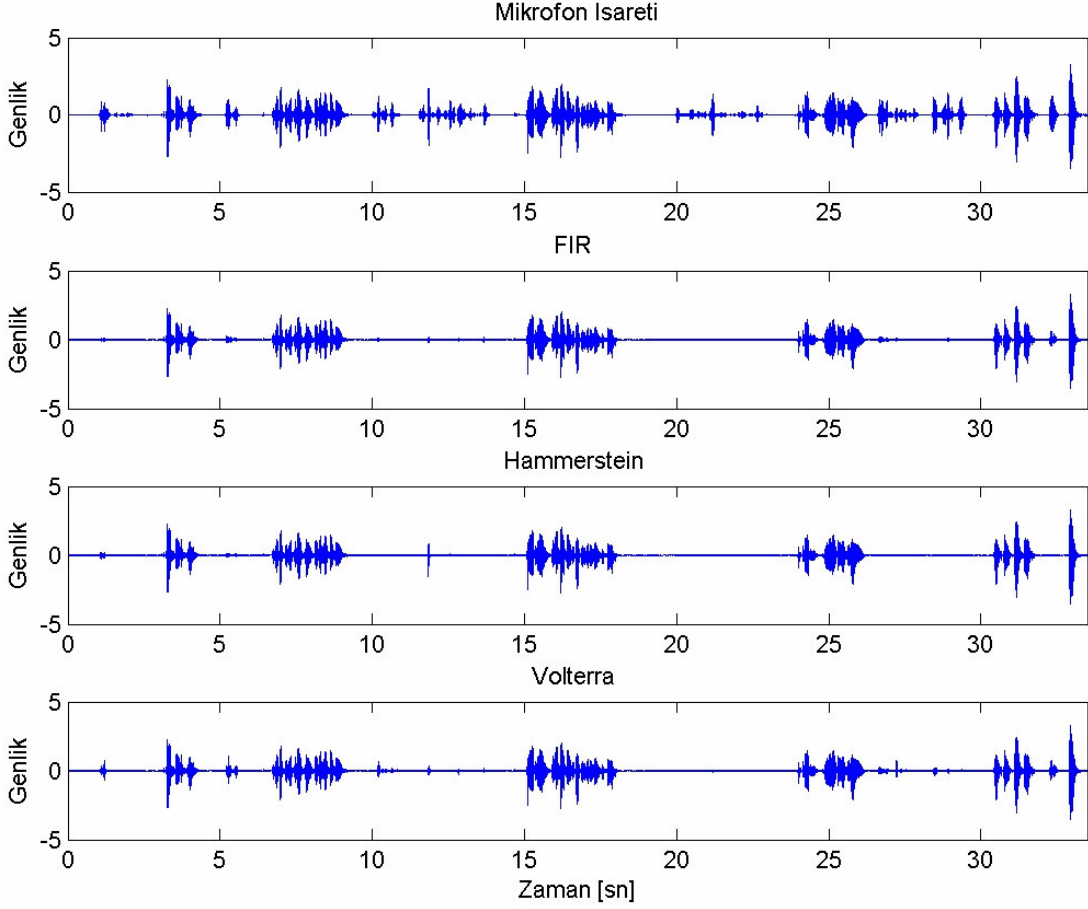
$$\vartheta(x) = \left(\frac{2}{1 + \exp(-\nu x)} - 1 \right) x \quad (5.1)$$

ile ifade edilmiştir. Burada Şekil 5.3'te gösterilen statik hafızasız yapı kullanılmıştır. Ayrıca bu benzetimde kullanılan oda darbe cevabı fonksiyonu rasgele seçilmiş olup hafıza uzunluğu 0.1 sn kadardır. Dolayısıyla FIR filtre uzunluğu ve Hammerstein yapıdaki doğrusal dinamik blok bu değeri karşılayacak seviyede seçilmiştir. (3.16)'da verilen LMS algoritmasının (4.11)-(4.16) eşitliklerine uygulanmasıyla elde edilen Uyarlamalı Hammerstein algoritmasını da kullanarak her üç filtre yapısı ile parametre kestirimi elde edilmiştir.



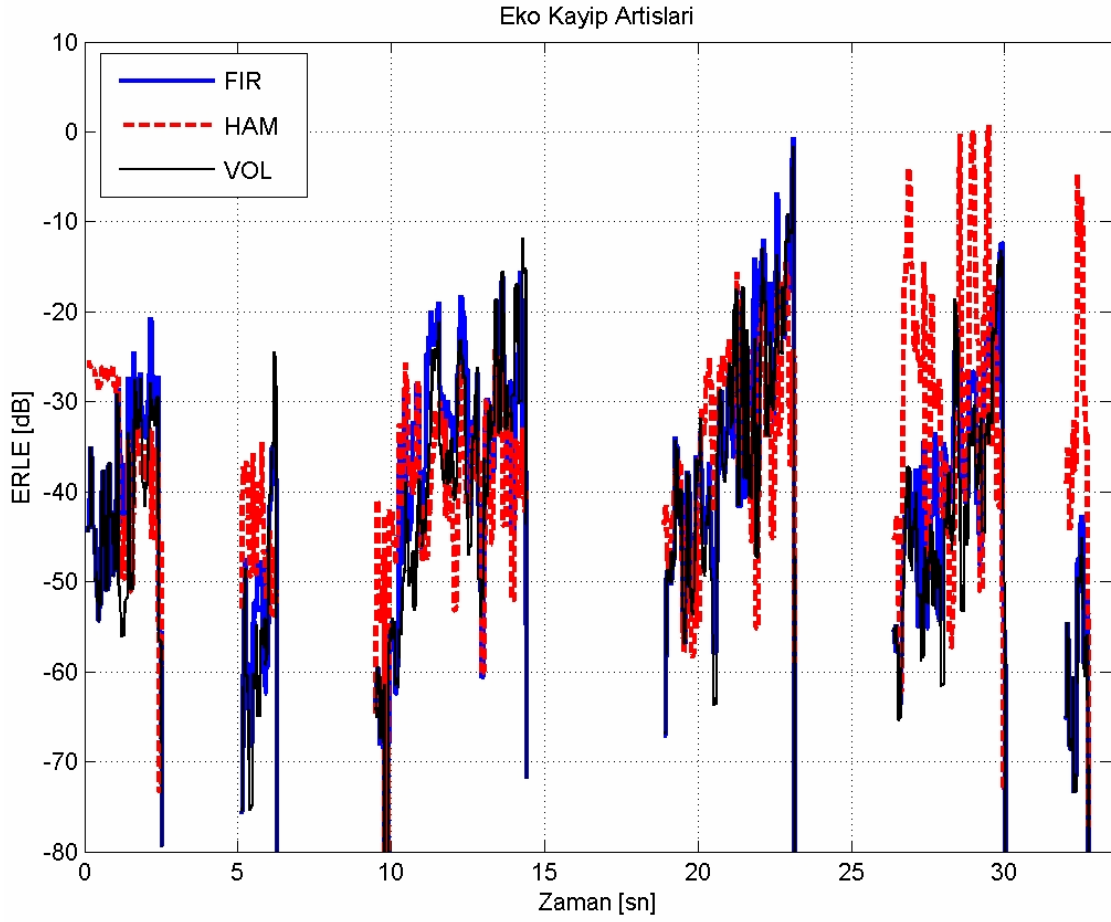
Şekil 5.3 Sigmoid fonksiyonu ve N[x] grafiği.

Şekil 5.3, (5.1) eşitliği ile verilen Sigmoid fonksiyonunu ve eşitlikte $\nu = 1$, $\chi = 1$ alınarak elde edilen statik doğrusal olmayan blok yapısını göstermektedir. Hammerstein blok yapısındaki statik doğrusal olmayan bloğun modellenmesi için Sigmoid fonksiyonunun -4, 4 aralığındaki doğrusal olmayan kısmı kestirilmeye çalışılmıştır.



Şekil 5.4 Mikrofon işareti, FIR filtre, Hammerstein blok yapısı ve Volterra filtre çıkışı.

Şekil 5.4 yapılan kestirim sonucunda her üç yaklaşım için elde edilen uzak konuşmacı işareti kestirimlerini göstermektedir. Sırasıyla FIR filtre, Hammerstein blok yapısı ve Volterra filtre kullanılarak mikrofona 5., 10-15., 20., 25-30. saniyelerde gelen uzak konuşmacı ekolu işareti yok edilmiştir.



Şekil 5.5 FIR filtre, Hammerstein blok yapısı ve Volterra filtre için ERLE değişimi.

Şekil 5.5'te ise performans kriteri olarak verilen eko geri dönüş kaybı artışı (Echo Return Loss Enhancement- ERLE)

$$ERLE_{dB}(n) = -10 \log \frac{(e(n) - v(n))^2}{(r(n))^2} \quad (5.2)$$

değişimi görülmektedir. Her üç yaklaşım arasında uyarlamalı Hammerstein ile uyarlamalı Volterra yaklaşımlarının birbirine yakın ancak uyarlamalı FIR'a göre çok daha iyi performans gösterdiği açıkça görülmektedir. Bununla birlikte Uyarlamalı Hammerstein yapıda filtre uzunluğu FIR ile yakın seviyede olmasına rağmen aynı seviyede performans gösterdiği uyarlamalı Volterra yapısından çok daha az parametre kullanılmaktadır. Parametrik karmaşıklıkta kazanç açıkça görülmektedir.

BÖLÜM 6

SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Bu çalışmada, doğrusal olmayan akustik eko yok etme probleminin çözümü amacı ile uyarlamalı Hammerstein algoritmaları üzerinde durulmuştur. Doğrusal olmayan sistemlerin tanımlanmasında kullanılan teknikler öncelikle sistem hakkında bir ön bilgiye ihtiyaç duyarlar. Burada akustik eko yok etme problemini çözmek amacıyla uyarlamalı Hammerstein blok yapısı tabanlı algoritmalar üzerinde durulmuştur. İlk önce doğrusal olmayan yükselteç dinamiği yapısı ifade edilerek, sistemi oluşturan alt sistemler yani doğrusal ve doğrusal olmayan bloklar elde edilmiştir.

Doğrudan uyarlamalı Hammerstein filtre algoritması ile birlikte önerilen genelleştirilmiş birimcik fonksiyonlar kullanılarak geliştirilen uyarlamalı Hammerstein filtre algoritması ele alınmıştır. Birimcik fonksiyonlar kullanılarak üretilen uyarlamalı Hammerstein filtre algoritmasında sabit kutup filtre bankaları kullanılmaktadır ve burada kullanılan gerçek ve/veya kompleks kutupların sistem hakkındaki önceki bilgilere dayalı olarak elde edilmesi mümkündür.

Önerilen uyarlamalı Hammerstein algoritmasının parametrik karmaşıklık ve yakınsama hızlarında diğer uyarlamalı Hammerstein algoritmasına göre önemli bir avantaj sağladığı gözlenmektedir. Seçilen sabit kutuplar ile sistemin kararlılığı garanti edilip daha az parametre ile model parametreleri elde edilmiştir. Performansın artması sabit kutupların iyi seçilmesi durumunda net olarak görülmektedir. Bu nedenden dolayıdır ki bu yöntem daha iyi sonuçlar vermiştir.

Ayrıca, doğrusal FIR filtre ile doğrusal olmayan Hammerstein ve Volterra yapıları kullanılarak telekonferans sırasında karşılaşılan oda akustik problemi üzerinde yapılan performans karşılaştırmasıyla sistemdeki doğrusal olmayan yapıdan dolayı uyarlamalı FIR filtrenin performansının diğer iki yaklaşıma göre iyi olmadığı görülmüştür.

Bu alıřmada, akustik eko yolu model parametreleri NLMS algoritması yardımıyla elde edildi. Geliřtirilen uyarlamalı Hammerstein filtre yapısında RLS algoritması kullanılarak da yaklaşımın performansı incelenerek diđer yaklaşımlarla kıyaslanabilir. Bununla birlikte, rasgele seilen oda darbe cevabı gerek sistemlere uygun bir řekilde geliřtirilebilir. Aynı zamanda, uyarlamalı olarak sabit kutupların yerlerinin belirlenmesi üzerinde alıřmalar devam etmektedir.

KAYNAKLAR

- Agazzi O, Messerschmitt D G and Hodges D A** (1982) Nonlinear echo cancellation of data signals. *IEEE Trans. on Communications*, 30 (11): 2421-2433.
- Aysel R** (1994) Uyarlamalı Süzgeçler. Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi, 182 s.
- Bai E** (1998) An optimal two-stage identification algorithm for Hammerstein-Wiener nonlinear systems. *Automatica*, 34 (3): 333-338.
- Billings S A and Fakhouri S Y** (1982) Identification of systems containing linear dynamics and static nonlinear elements. *Electronics Letters*, 18 (1): 15-26.
- Billings S A and Fakhouri S Y** (1997) Identification of nonlinear systems using the Wiener model. *Electronics Letters*, 13 (17): 502-504.
- Boutayeb M and Darouach M** (1995) Recursive identification method for MISO Wiener-Hammerstein model. *IEEE Transaction on automatic control*, 40 (2).
- Breining C, Dreiseitel P, Hänslér E, Mader A, Nitsch B, Puder H, Schertler T, Schmidt G and Tilp J** (1999) Acoustic echo control. *IEEE Signal Processing Magazine*, 16 (4): 42-69.
- Costa J P, Lagrange A and Arliaud A** (2003) Acoustic echo cancellation using nonlinear cascade filters. *International Conference on Acoustic, Speech, and Signal Processing*, , 5: V-389-92.
- Frank W A** (1995) An efficient approximation to the quadratic Volterra filter and its application in realtime loudspeaker linearization. *Signal Processing*, 45 (1): 97-113.
- Furui Sadaoki and Sondhi M Mohan** (1992) *Advances in Speech Signal Processing*. Marcel Dekker Incorporated, New York.
- Greblicki W** (1992) Nonparametric identification of Wiener systems. *IEEE Trans. on Information Theory* 38, pp. 1487-1493.
- Haber R** (1979) Parameter identification of nonlinear dynamic systems based on correlation functions. 5. *IFAC-Symp. on Identification and System Parameter Estimation*, Darmstadt, pp. 515-522.
- Hacıoğlu R and Williamson G A** (2001a) Volterra based identification of nonlinear systems using Fixed Pole Approach. *IEEE-EURASIP Workshop on Nonlinear Signal and Image Processing*.

KAYNAKLAR (devam ediyor)

- Hacıoğlu R and Williamson G A** (2001b) Reduced complexity Volterra models for nonlinear system identification. *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, 2001 (4): 257-265.
- Hacıoğlu R and Williamson G A** (2003) Identification of Wiener systems using reduced complexity Volterra models. *IFAC-Symp. on System Identification*, Rotterdam.
- Hagenblad A** (1999) Aspects of the identification of Wiener models. Thesis No. 793, Linköping University, Sweden.
- Haykin S** (1996) *Adaptive Filter Theory*. New Jersey: Prentice Hall.
- Hunter I W and Korenberg M J** (1986) The identification of nonlinear biological systems: Wiener and Hammerstein cascade models. *Biological Cybernetics*, 55: 135-144.
- Jeraj J and Mathews J** (2006) Stochastic mean-square performance analysis of an adaptive Hammerstein filter. *IEEE Trans. on Signal Proc.*, 54 (6).
- Kalafatis A D** (1995) A new approach to the identification of pH processes based on the Wiener model. *Chemical Engineering Science*, 50 (23): 3693-3701.
- Klippel W** (1990) Dynamic measurement and interpretation of the nonlinear parameters of electrodynamic loudspeakers. *J. Audio Eng. Soc.*, 38 (12): 944-955.
- Klippel W** (1995) *Filter Structures to Compensate for Nonlinear Distortion of Horn Loudspeakers*. J. Audio Eng. Soc., Preprint 4102.
- Küch F** (2005) Adaptive polynomial filters and their application to nonlinear acoustic echo cancellation. Friedrich-Alexander-Universität Erlangen, Der Technischen Fakultät, Nürnberg, pp.193.
- Ljung L** (1996) *System Identification: Theory for User*. New Jersey: Prentice Hall.
- Marmarelis V Z** (1993) Identification of nonlinear biological systems using Laguerre expansions of kernels. *Annals of Biomed. Eng.*, 21: 573-589.
- Narendra K S and Gallman P G** (1966) An iterative method for the identification of nonlinear systems using a Hammerstein model. *IEEE Trans. Signal Process*, 49 (3): 577-592.
- Ngia L S H and Sjöberg J** (1998) Nonlinear acoustic echo cancellation using a Hammerstein model. *International Conference on Acoustic, Speech, and Signal Processing*, pp. 1229-1232.

KAYNAKLAR (devam ediyor)

- Ngia L S H** (2000) System modeling using basis functions and application to echo cancellation. Thesis for the degree of Doctor of Philosophy, Chalmers University of Technology, Department of Signals and Systems School of Electrical and Computer Engineering, Göteborg, pp. 231.
- Özdiñç T Ö ve Hacıođlu R** (2006) Sabit kutup yaklaşımlı kullanılarak telekonferansta oda akustik eko yok etme. *Elektrik-Elektronik-Bilgisayar Mühendisliđi Sempozyumu*, Elektronik: 164-168.
- Özdiñç T Ö ve Hacıođlu R** (2007) Adaptif Hammerstein blok yapısı kullanarak telekonferansta akustik eko yok etme. *15. Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı*, Eskişehir.
- Pajunen G A** (1992) Adaptive control of Wiener type nonlinear systems. *Automatica*, 28 (4): 781-785.
- Pearson R K** (2000) Gray-box identification of block-oriented nonlinear models. *Journal of Process Control*, 10: 301-315.
- Plackett R L** (1950) Some theorems in Least Squares. *Biometrika*, 37: 149-150.
- Proakis J G and Manolakis D G** (1996) *Digital Signal Processing: Principles, Algorithms and Applications*. New Jersey: Prentice Hall.
- Raghavendran S** (2003) Implementation of an acoustic echo canceller using Matlab. Master of Science in Electrical Engineering Department of Electrical Engineering College of Engineering, University of South Florida, pp.57.
- Schetzen M** (1980) *The Volterra and Wiener Theories of Nonlinear Systems*. John Wiley, New York.
- Schurer H** (1997) *Linearization of Electroacoustic Transducers*. Print Partners Ipskamp, Enschede, The Netherlands, pp.480.
- Sondhi M M and Berkley D A** (1980) Silencing echoes on the telephone network. *Proceedings of the IEEE*, 68 (8): 948-963.
- Stenger A and Kellermann W** (2000) Adaptation of a memoryless preprocessor for nonlinear acoustic echo cancelling. *Signal Processing*, 80: 1741-1760.
- Stenger A** (2001) *Kompensation Akustischer Echos unter Einuss von Nichtlinearen Audiokomponenten*. Aachen: Shaker.
- Unbehauen H** (1996) Some new trends in identification and modeling of nonlinear systems. *Applied Mathematics and Computation*, 78: 279-297.

KAYNAKLAR (devam ediyor)

Vuolevi J H K, Rahkonen T and Manninen J P A (2001) Measurement techniques for characterizing memory effects in RF power amplifiers. *IEEE Trans. on Microwave Theory and Techniques*, 49 (8): 1383-1389.

Wahlberg B (1994) Laguerre and Kautz models. *10th IFAC Symposium on System Identification*, 3: 3.1-3.2.

Wigren T (1993) Recursive prediction error identification using the nonlinear Wiener model. *Automatica*, 29 (4): 1011-1025.

Williamson G A and Zimmerman S (1996) Global convergent adaptive IIR filters based on fixed pole locations. *IEEE Trans. Sig. Proc.*, 44 (6): 1418-1427.

Yoshine K and Ishaii N (1992) Nonlinear analysis of a linear-non-linear system. *Int. J. Syst. Sci.*, 23 (4): 623-630

ÖZGEÇMİŞ

Tuğba Özge ÖZDİNÇ 1984 yılında Erzincan'da doğdu; ilk ve orta öğrenimini aynı şehirde tamamladı; Erzincan Anadolu Lisesi'nden mezun olduktan sonra 2001 yılında Zonguldak Karaelmas Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü'ne girdi; 2005'te "iyi" derece ile mezun olduktan sonra Zonguldak Karaelmas Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümünde Araştırma Görevlisi olarak göreve başladı; halen aynı bölümde Araştırma Görevlisi olarak görev yapmakta ve 2005 yılında girdiği ZKÜ Fen Bilimleri Enstitüsü Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı'nda yüksek lisans programını sürdürmektedir.

ADRES BİLGİLERİ

Adres: Zonguldak Karaelmas Üniversitesi
Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü
67000 ZONGULDAK

Tel: (372) 2574010-1307
E-posta: ozgeozdinc@karaelmas.edu.tr