

**T.C.
YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

AKUSTİK YANKI GİDERİMİ

MEHMET ONUR ALKARA

**YÜKSEK LİSANS TEZİ
ELEKTRONİK VE HABERLEŞME MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI
HABERLEŞME PROGRAMI**

**DANIŞMAN
YRD. DOÇ. DR. BÜLENT BOLAT**

İSTANBUL, 2012

T.C.
YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

AKUSTİK YANKI GİDERİMİ

MEHMET ONUR ALKARA tarafından hazırlanan tez çalışması 13.07.2012 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Anabilim Dalı'nda **YÜKSEK LİSANS TEZİ** olarak kabul edilmiştir.

Tez Danışmanı

Yrd. Doç. Dr. Bülent BOLAT
Yıldız Teknik Üniversitesi

Jüri Üyeleri

Yrd. Doç. Dr. Bülent BOLAT
Yıldız Teknik Üniversitesi

Yrd. Doç. Dr.Hacı İLHAN
Yıldız Teknik Üniversitesi

Yrd. Doç. Dr.Gökhan BİLGİN
Yıldız Teknik Üniversitesi

ÖNSÖZ

Tez çalışmam sırasında en başından itibaren bana destek olan, yönlendirmesiyle her zaman motive eden, bilgi ve tecrübesini esirgemeyen, saygı değer danışman hocam Yrd. Doç. Dr. Bülent BOLAT Bey'e, tezim süresince bana anlayışla yaklaşan çalışma arkadaşlarıma ve her zaman bana destek olan aileme teşekkür ederim.

Haziran, 2012

MEHMET ONUR ALKARA

İÇİNDEKİLER

	SAYFA
SİMGE LİSTESİ	vi
KISALTMA LİSTESİ.....	vii
ŞEKİL LİSTESİ.....	viii
ÇİZELGE LİSTESİ	x
ÖZET	xi
ABSTRACT	xii
BÖLÜM 1	1
GİRİŞ.....	1
1.1 Literatür Özeti	1
1.2 Tezin Amacı	1
1.3 Hipotez	2
BÖLÜM 2	3
AKUSTİK YANKI GİDERİMİ TEORİSİ	3
2.1 Akustik Yankı Giderimi	3
2.2 Akustik Yankı Giderici	4
2.2.1 Uyarlamalı Süzgeç Algoritması	4
2.2.2 Çift Taraflı Konuşma Algılayıcısı (DTD)	5
2.2.3 Doğrusal Olmayan İşlemci (NLP).....	5
2.3 Uyarlamalı Süzgeç Algoritmaları	5
2.3.1 LMS Algoritması:.....	7
2.3.2 NLMS Algoritması:	10
2.3.3 VSLMS Algoritması:.....	12
2.3.4 VSNLMS Algoritması:	13
2.3.5 RLS Algoritması:	14
2.4 Çift Taraflı Konuşma Algılayıcısı (DTD).....	17
2.4.1 Normalize Çarpaz İlinti Algoritması (NCC).....	18

2.5	Gürültü	19
2.5.1	Beyaz Gürültü:	19
2.5.2	Pembe Gürültü:	19
2.5.3	Ofis Gürültü:	20
BÖLÜM 3	21
UYGULAMA	21
3.1	Akustik Yankı Giderici Uygulamasında Kullanılan Veriler	22
3.2	Akustik Yankı Giderimi Akış Diyagramı	27
3.3	Oda Dürtü Yanıtı	28
3.4	Uyarlamalı Süzgeç Algoritmaları	30
3.4.1	LMS Algoritması	30
3.4.2	NLMS Algoritması	41
3.4.3	VSLMS Algoritması	44
3.4.4	VSNLMS Algoritması	45
3.4.5	RLS Algoritması	47
3.5	Çift Taraflı Konuşma Algılayıcı Algoritmaları	49
3.6	LMS, NLMS, VSLMS, VSNLMS ve RLS Algoritmalarının Karşılaştırılması ...	52
3.7	Farklı Gürültüler Altında Performans Karşılaştırması	63
BÖLÜM 4	67
SONUÇ VE ÖNERİLER	67
4.1	İleride Yapılacaklar	68
ÖZGEÇMİŞ	72

SİMGE LİSTESİ

\sum	Seri toplama
\mathbf{w}^T	Matris transpozu
\mathbf{w}^H	Matris hermiti (transpoz konjugesi)
\mathbf{e}^*	Matris konjugesi
∇J	Gradyan (Gradient)
λ	Unutma faktörü
ρ	İlinti katsayısı
\mathbf{k}	Kazanç vektörü
\mathbf{P}	Öz ilinti matrisi
δ	Delta
Φ	Stokastik analizde öz ilinti matrisi
$\ \quad \ $	Matris öklid normu

KISALTMA LİSTESİ

EKOK	En küçük ortalama kareler
NEKOK	Normalize en küçük ortalama kareler
DBAEKOK	Değişken basamak adımlı en küçük ortalama kareler
DBANEKOK	Değişken basamak adımlı normalize en küçük ortalama kareler
ÖEKK	Özyinelemeli en küçük kareler
ÇTKA	Çift taraflı konuşma algılayıcısı
NÇİ	Normalize çarpaz ilinti
NLP	Doğrusal olmayan işlemci
YGDKİ	Yankı geri dönüş kaybı iyileşmesi
OKH	Ortalama karesel hata

ŞEKİL LİSTESİ

	SAYFA
Şekil 2.1	Sesin yankılanması..... 4
Şekil 2.2	Akustik yankı giderici bölümleri 5
Şekil 2.3	Akustik yankı giderici süreci 7
Şekil 2.4	Çift taraflı konuşma algılayıcı..... 19
Şekil 3.1	Yakın ve uzak uç konuşma sinyalleri 24
Şekil 3.2	Yakın ve uzak uç konuşma sinyalleri 24
Şekil 3.3	Beyaz gürültü sinyali 25
Şekil 3.4	Pembe gürültü 26
Şekil 3.5	ITU-T Off-bin1-FFeq ofis gürültüsü 27
Şekil 3.6	Akustik yankı giderici akış şeması..... 28
Şekil 3.7	Oda dürtü yanıtı 30
Şekil 3.8	$\mu = 0.014$ için ERLE ve MSE grafiği 32
Şekil 3.9	$\mu = 0.08$ için ERLE ve MSE grafiği 32
Şekil 3.10	$\mu = 0.24$ için ERLE ve MSE grafiği 33
Şekil 3.11	$\mu = 0.44$ için ERLE ve MSE grafiği 33
Şekil 3.12	Farklı basamak adım değerlerinin karşılaştırılması 35
Şekil 3.13	Farklı basamak adım değerlerinde ortalama karesel hatalar 36
Şekil 3.14	Farklı basamak adım değerleri için MSE değeri yaklaşması 37
Şekil 3.15	T=256 için ERLE ve MSE grafiği 38
Şekil 3.16	T=512 için ERLE ve MSE grafiği 38
Şekil 3.17	Farklı T değerleri için MSE karşılaştırması 40
Şekil 3.18	Farklı T değerleri için ERLE karşılaştırması 41
Şekil 3.19	$\mu=0.015$ için ERLE ve MSE değerleri 42
Şekil 3.20	$\mu=0.24$ için ERLE ve MSE değerleri 43
Şekil 3.21	T=512 için ERLE ve MSE değerleri 44
Şekil 3.22	T=1024 için ERLE ve MSE değerleri 44
Şekil 3.23	VSLMS Algoritması 46
Şekil 3.24	VSNLMS Algoritması 47
Şekil 3.25	$\lambda=0.98$ T=256 için RLS algoritma sonuçları 48
Şekil 3.26	$\lambda=0.98$ T=512 için RLS algoritma sonuçları 49
Şekil 3.27	Sadece karar istatistiği kullanılırsa 51
Şekil 3.28	Karar istatistiği ve uzak uç konuşma algılayıcı kullanılırsa 52
Şekil 3.29	Karar istatistiği, uzak uç algılayıcı ve yakın uç algılayıcı kullanılırsa 53
Şekil 3.30	LMS $d(n)$, $y(n)$ ve $e(n)$ 54

Şekil 3.31	LMS çift taraflı konuşma algılayıcısı	54
Şekil 3.32	LMS algoritması ERLE ve MSE bazında başarımlı analizi.....	55
Şekil 3.33	NLMS $d(n)$, $y(n)$ ve $e(n)$	56
Şekil 3.34	NLMS çift taraflı konuşma algılayıcısı	56
Şekil 3.35	NLMS algoritması ERLE ve MSE bazında başarımlı analizi	57
Şekil 3.36	VSLMS $d(n)$, $y(n)$ ve $e(n)$	58
Şekil 3.37	VSLMS çift taraflı konuşma algılayıcısı	58
Şekil 3.38	VSLMS algoritması ERLE ve MSE bazında başarımlı analizi.....	59
Şekil 3.39	VSNLMS $d(n)$, $y(n)$ ve $e(n)$	60
Şekil 3.40	VSNLMS çift taraflı konuşma algılayıcısı.....	60
Şekil 3.41	VSNLMS algoritması ERLE ve MSE bazında başarımlı analizi	61
Şekil 3.42	RLS $d(n)$, $y(n)$ ve $e(n)$	62
Şekil 3.43	RLS çift taraflı konuşma algılayıcı	62
Şekil 3.44	RLS algoritması ERLE ve MSE bazında başarımlı analizi.....	63
Şekil 3.45	NLMS algoritması pembe gürültü	65
Şekil 3.46	NLMS Pembe gürültü ile ERLE ve MSE	66
Şekil 3.47	NLMS algoritması beyaz gürültü	66
Şekil 3.48	NLMS işaret-gürültü oranı -10 dB beyaz gürültü ERLE ve MSE sonuçları ..	67
Şekil 3.49	NLMS algoritması ofis gürültüsü	67
Şekil 3.50	NLMS ofis gürültüsü	68

ÇİZELGE LİSTESİ

	SAYFA
Çizelge 2.1 LMS algoritması hesaplama adımları	10
Çizelge 2.2 NLMS algoritması hesaplama adımları	11
Çizelge 2.3 VSLMS algoritması hesaplama adımları	13
Çizelge 2.4 VSNLMS algoritması hesaplama adımları	14
Çizelge 2.5 RLS algoritması hesaplama adımları	17
Çizelge 3.1 Farklı basamak adım değerlerinin karşılaştırılması	33
Çizelge 3.2 Farklı kuyruk uzunluğu değerlerinin karşılaştırılması	38
Çizelge 3.3 NLMS algoritması için farklı basamak adım değerlerinin karşılaştırılması .	42
Çizelge 3.4 NLMS algoritması farklı uzunluktaki süzgeçlerin karşılaştırılması	44
Çizelge 3.5 [0.0001, 0.0634] değer aralığı için VSLMS algoritması karşılaştırması	45
Çizelge 3.6 VSNLMS algoritması sonuçları	46
Çizelge 3.7 RLS algoritması sonuçları	48
Çizelge 3.8 Algoritmaların başarımların analizi	63
Çizelge 3.9 Farklı gürültüler altında NLMS algoritması	67
Çizelge 4.1 Başarımların analizi	69

AKUSTİK YANKI GİDERİMİ

MEHMET ONUR ALKARA

Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Anabilim Dalı

Yüksek Lisans Tezi

Tez Danışmanı: Yrd. Doç. Dr. Bülent BOLAT

Telekomünikasyon sistemlerinde ses kalitesinin önemi giderek artmaktadır. Ses kalitesi, sesin iletişim sırasında gürültü, yankı ve içinde bulunulan ortamdan bağımsız olmasına bağlıdır. Ses işlenmesi alanında yazılımsal olarak gelişmeler mevcuttur, sesin iletimi sırasında kullanılan çeşitli algoritmalarla sisteme eklenen istenmeyen veriler giderilebilir. Akustik yankı sesin içinde bulunulan ortamın akustik yapısı nedeniyle şekillenen yankı çeşididir. İletişim ortamının durağan, hareketli, açık veya kapalı olmasına göre farklılıklar gösterir. Akustik yankı gidericiler, uyarlamalı yankı giderici, çift taraflı konuşma algılayıcı ve doğrusal olmayan işlemci olmak üzere 3 ana bölümden oluşur. Ses iletimi sırasında karakteristik yapısı bilinmeyen ve sürekli değişen ortam parametreleri uyarlanabilir süzgeç algoritmaları kullanılarak modellenir ve sisteme giren yankı sinyali kestirimi yapılarak akustik yankı giderilir.

Bu tez çalışmasında, uyarlamalı süzgeç algoritmaları LMS (Least Mean Square-En Küçük Ortalama Kareler), NLMS (Normalized Least Mean Square-Normalize En Küçük Ortalama Kareler), RLS (Recursive Least Square-Özyinelemeli En Küçük Kareler), VSLMS (Variable Step Size Least Mean Square-Değişken Basamak Adımlı En Küçük Ortalama Kareler) ve VSNLMS (Variable Step Size Normalized Least Mean Square-Değişken Basamak Adımlı Normalize En Küçük Ortalama Kareler) algoritmaları ve NCC (Normalized Cross Correlation-Normalize Çapraz İlişki) çift taraflı konuşma algılayıcısı kullanılmış. Farklı gürültülü ortamlarda sistem test edilmiş ve sonuçların başarımları analizi ERLE (Echo Return Loss Enhancement-Yankı Geri Dönüş Kaybı İyileştirmesi), MSE (Mean Square Error-Ortalama Karesel Hata) ve işlemsel karmaşıklık bazında incelenmiştir.

Anahtar Kelimeler: Akustik Yankı Giderimi, Uyarlanabilir Süzgeçler, Çift Taraflı Konuşma

ACOUSTIC ECHO CANCELLATION

MEHMET ONUR ALKARA

Department of Electronics and Communications Engineering

MSc. Thesis

Advisor: Asst. Prof. Dr Bülent. BOLAT

In telecommunication systems, quality of voice is getting more important. Quality of voice is related to independency of noise, echo or the state of the place where communication takes place. In voice processing, there are software enhancements, during transmission of voice via voice processing undesired data like noise and echo can be cancelled. Acoustic echo is a type of echo that is formed due to the acoustic characteristics of the place where communication takes place. Acoustic echo varies due to types of communication site, that is mobile, stationary, open or closed place. Acoustic echo cancellers comprise of adaptive echo canceller, double talk detector (DTD) and nonlinear processor (NLP). During voice transmission, unknown characteristic of transmission system is predicted by benefiting use of adaptive filtering methods, adaptive filters creates a prediction signal of the echo, that is added to the system and by subtracting the prediction signal echo is removed.

In this thesis, adaptive filtering methods LMS, NLMS, VSLMS, VSNLMS and RLS are used. NCC double talk algorithm is applied and under different types and levels of noisy environmental conditions, results are analysed in terms of ERLE, MSE and computational complexity.

Key words: Acoustic echo cancelling, Adaptive filtering, Double Talk Detection

1.1 Literatür Özeti

Günümüzde gelişen teknoloji her insanın gün içerisinde yoğun bir şekilde haberleşmesi ve diğer insanlarla birlikte iletişim içerisinde kalmasına imkân tanır. Gelişen teknoloji sadece mobil haberleşme yöntemlerinde gelişmelere ve yeniliklere neden olmakla kalmayıp sabit haberleşme yöntemlerinde de yeniliklere imkân tanır. İnsanlar, sabit hatlardan sabit hatlara, sabit hatlardan mobil ve mobil hatlardan mobil hatlarla etkin bir biçimde haberleşebilmektedirler. İletişim yöntemleri kadar iletişim ortamlarında da farklılıklar vardır. Veri, kablolu (bakır, fiber, Ethernet, vb) veya kablosuz (GSM, 3G, LTE) ortamlarda taşınır. Kullanıcı haberleşmeye kapalı veya açık bir ortamda başlayıp haberleşmeye farklı ortamlarda devam edebilir. Tüm bu değişen parametreler haberleşme sistemlerinde sürekli değişen kanal yapılarına ve sinyal bozulmasına neden olur. Ses sinyalinin işlenmesi ses iletim kalitesi adına çok önemlidir. Ses sinyalinin işlenmesi ve iletişim anında sinyale eklenen gürültü, yankı gibi istenmeyen sinyallerin süzgeçlenmesi gereklidir. Kullanıcının bulunduğu ortamın akustik parametreleri nedeniyle oluşan yankının giderilmesi işlemi “akustik yankı giderimi” olarak adlandırılır. Bir akustik yankı giderici; uyarlamalı süzgeç, çift taraflı konuşma algılayıcısı ve doğrusal olmayan işlemci olmak üzere 3 ana bölümden oluşur [1].

1.2 Tezin Amacı

Akustik Yankı Giderici yapımında kullanılan uyarlamalı süzgeç algoritmalarının birbirlerine göre yakınsama hızı, işlemsel karmaşıklık ve gecikme gibi avantajları ve

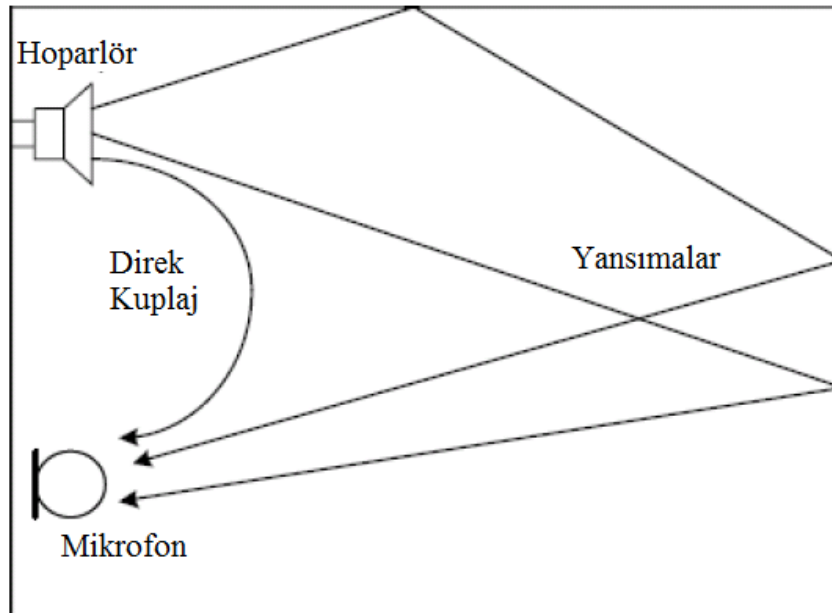
dezavantajları vardır. Akustik yankı gidericinin kullanıldığı ortamın durağan, hareketli olmasına ve ortamdaki gürültünün türüne göre performansları etkilenir. Kapalı ofis ortamı ölçümlenerek modellenmesi ve ofisteki gürültülerin (çalan telefon, fanlar, klavyede tuşlama ve sandalye sesi) katılmasıyla yapılan çalışmayla uyarlamalı süzgeç algoritmaları LMS, NLMS, VSLMS, VSNLMS ve RLS başarımları analizi incelenmiştir. Yapılan benzetim sonuçları ERLE, MSE ve işlemsel karmaşıklık temel alınarak incelenmiştir.

1.3 Hipotez

Ofis ortamında LMS, NLMS, VSLMS, VSNLMS ve RLS uyarlamalı süzgeç algoritmaları arka planda beyaz, pembe ve ofis ortamındaki gereçlerden kaynaklanan gürültüler benzetilerek karşılaştırılmıştır. Durağan ortamdaki uzak ve yakın uç ses kaynaklarının sisteme girdisinde LMS uyarlamalı süzgeç algoritmasının işlemsel karmaşıklık olarak en iyi sonucu vermesine rağmen yakınsama hızında yavaş olduğu, NLMS algoritmasının LMS algoritmasına göre bir derece daha fazla işlemsel karmaşıklığı olsa da daha iyi performans sergilediği gösterilmiştir. Buna karşın RLS uyarlamalı süzgeç algoritmasının yakınsama hızı olarak en iyi sonuç vermesine rağmen işlemsel karmaşıklığının üstel olarak arttığı için hesaplanmasının çok uzun zaman aldığı ve pratikte uygun olmadığı görülmüştür. NLMS algoritması performans ve maliyet açısından en başarılı, uygulanabilir algoritma olarak tespit edilmiş ve bu algoritma çift taraflı konuşma ve şiddetli gürültülü ortamlarda test edilmiştir.

AKUSTİK YANKI GİDERİMİ TEORİSİ**2.1 Akustik Yankı Giderimi**

Akustik yankı ses haberleşmesinde hoparlörden çıkan sesin içinde bulunulan ortamdaki cisimlere çarparak tekrar mikrofona gelmesi ve hoparlör ile mikrofona arasındaki mekanik aksamdan dolayı oluşan etkileşim nedeniyle gecikmiş sesin orijinaline eklenmesidir. Ses haberleşmesinde yankı (sesin belirli bir nedenden dolayı gecikerek tekrarlanması) elektriksel (hibrit yankısı), ağ gecikmesi (ses paketlerinin kodlanması, kod çözümü, vb.), ortamın akustik karakteristiği gibi nedenlerden dolayı oluşur.

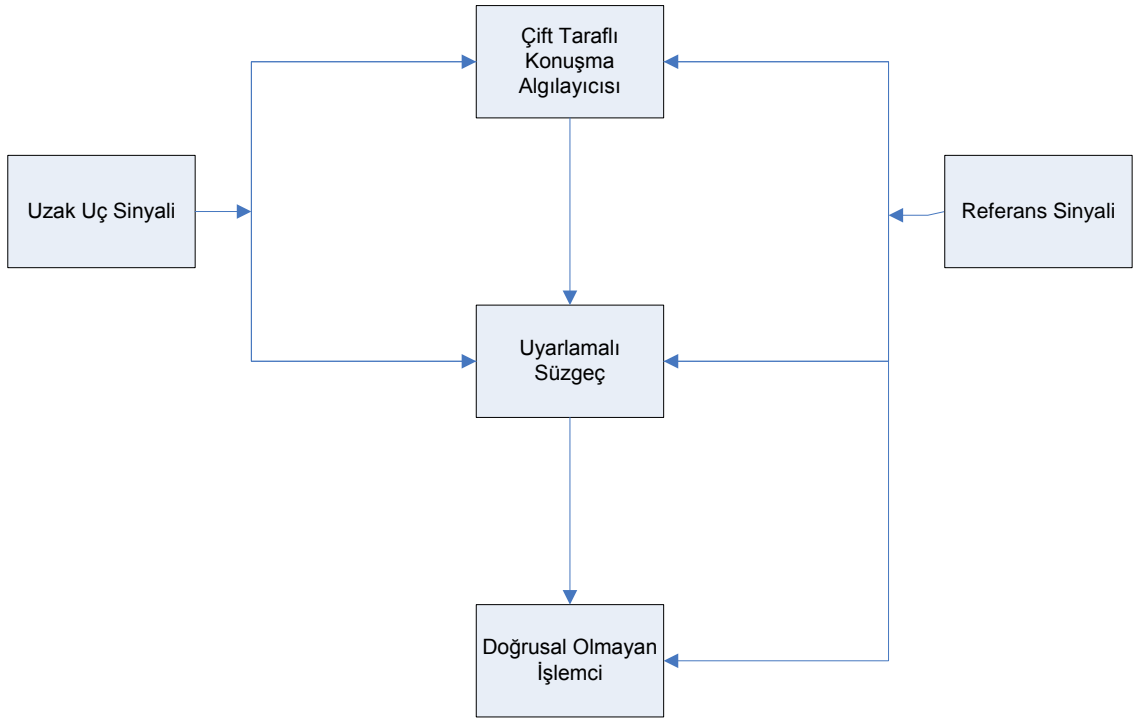


Şekil 2.1 Sesin yankılanması

2.2 Akustik Yankı Giderici

Akustik yankı gidericiler 3 ana kısımdan oluşur. Hoparlörden çıkarak mikrofondan tekrar sisteme dâhil olan sinyalin süzgeçlenmesi için sinyalin önce yankısının hesaplanması ve hesaplanan yankı değerlerinin kararlı kalması için sistem parametrelerinin güncellenmesi gerekmektedir. Akustik yankı gidericinin 3 ana bölümü aşağıdaki gibi sıralanabilir:

1. Uyarlamalı Süzgeç Algoritması
2. Çift Taraflı Konuşma Algılayıcısı
3. Doğrusal Olmayan İşlemci



Şekil 2.2 Akustik yankı giderici bölümleri

2.2.1 Uyarlamalı Süzgeç Algoritması

Akustik yankı, hoparlörden çıkan sesin ortamda yankılanarak belli bir gürültü ve ortam dürtü yanıtı doğrultusunda değişerek mikrofon aracılığıyla tekrar orijinal sinyale eklenmesidir. Akustik yankının içinde uzak uçtan gelen sinyalin kestirimi ve gecikme dâhilinde mikrofondaki sinyalden çıkarılması vardır. Uzak uç sinyalinin kestirimi ve değişen ortam parametrelerine göre öngörülen yankı sinyalinin uyarlanması, uyarlamalı süzgeç algoritması aracılığıyla yapılır. Uyarlamalı süzgeç algoritmasının değişen ortam

parametrelerine hızlı yakınsaması ve işlemsel karmaşıklığı akustik giderici için çok önemlidir.

2.2.2 Çift Taraflı Konuşma Algılayıcısı (DTD)

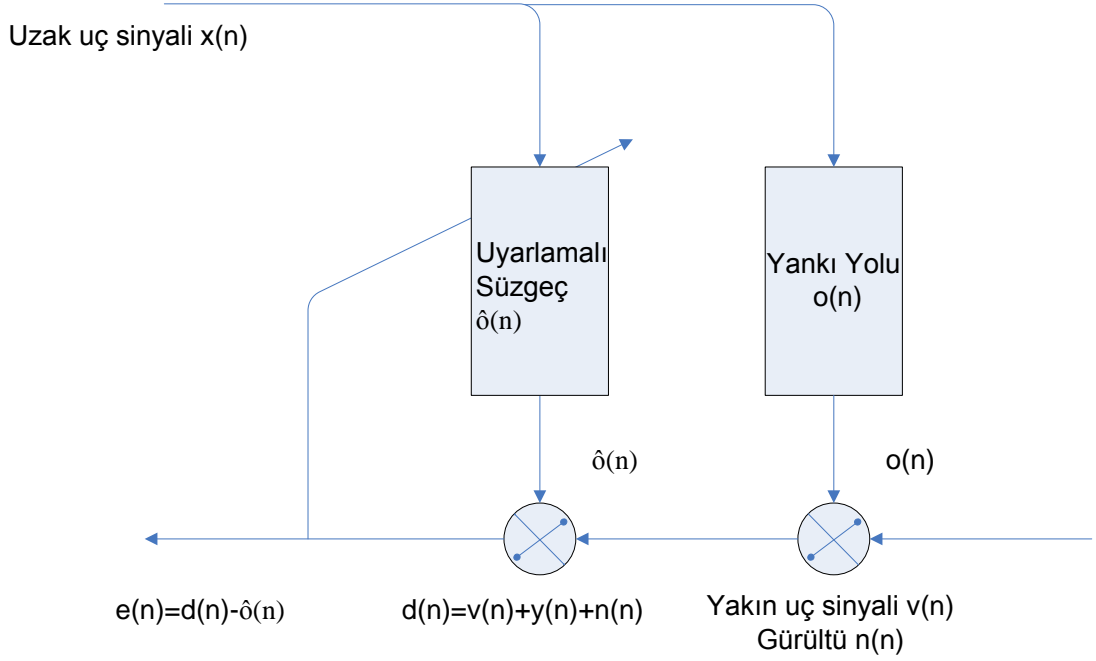
Uyarlamalı süzgeç katsayılarının değişimi sistem girdisi olarak alınan uzak ve yakın uç sinyallerine bağlıdır. Teoride uzak uçtan gelen sinyalin içinde yakın uç sinyalinin uyarlamalı süzgeç aracılığıyla kestirilerek çıkarılması beklenir, tersi durumda yakın uç sinyalinin sistemde döngüye girmesi süzgeç katsayılarının uzaklaşmasına yol açar. Çift taraflı konuşma algılayıcısı uzak uç ve yakın uç sinyallerinin aynı anda sisteme girmesi halinde süzgeç katsayılarının güncellenmesini dondurarak sistemin kararsızlaşmasını engeller.

2.2.3 Doğrusal Olmayan İşlemci (NLP)

Doğrusal olmayan işlemci yankı kestirimiyle hesaplanan sinyalin, mikrofona gelen sinyalden çıkarılmasıyla kalan doğrusal olmayan reziduel sinyali bastırır, bu sinyallerin bastırılmaması durumunda yakın uç sinyalinin yokluğunda yankı algısı kullanıcıda oluşur.

2.3 Uyarlamalı Süzgeç Algoritmaları

Telefon haberleşmelerinde uzak uçtan gelen sinyal hoparlörden çıkarak bulunulan ortamda yankılanır ve tekrar yakın uç sinyaliyle birlikte sisteme girer. Uzak uçtaki kullanıcının tekrar kendi sesini duymaması için uzak uç sinyali kestirilerek mikrofona giren sinyalden çıkarılır. Uyarlamalı süzgeçler karakteristik özellikleri bilinmeyen iletişim kanalının modellenmesi ve uzak uç sinyalinin oluşturacağı yankı sinyalinin kestiriminin oluşturulmasında kullanılır. Mikrofona yakın uç sinyaliyle birlikte, uzak uç sinyalinin yankısı ve ortamdaki gürültü sinyalleri girer, uyarlamalı süzgeç yardımıyla yankı sinyali kestirilerek mikrofona giren sinyalden çıkarılır ve uzak uca sadece hata sinyali ve yakın uç sinyali gönderilir.



Şekil 2.3 Akustik yankı giderici süreci

Şekil 2.3'te gösterilen Akustik yankı giderici süreçinde kullanılan sinyaller ve açıklamaları; aşağıda listelenmiştir.

- Uzak uç sinyali: $x(n)$
- Yakın uç sinyali: $v(n)$
- Yankı yolu (Oda dürtü yanıtı): o
- Yankı sinyali: $y(n)$
- Gürültü sinyali: $n(n)$
- Mikrofon sinyali: $d(n) = v(n) + y(n) + n(n)$
- Tahmini yankı yolu: \hat{o}
- Tahmini yankı sinyali: $\hat{o}(n)$
- Hata sinyali: $e(n) = d(n) - \hat{o}(n)$

Uzak uç sinyali kullanıcının hoparlöründen çıkarak tekrar mikrofon aracılığıyla sisteme girer. Uzak uç sinyalinin izlediği yol ve oda içinde yankılanması 'o' olarak nitelendirilir. Ortam parametreleri içinde bulunan ortamın duvarlarının kalınlığı, odadaki eşyalar, odadaki eşyaların ve duvarların yapısı, kullanılan malzemelere göre farklılık gösterir. İçinde bulunan ortamın karakteristik yapısı önceden bilinemediği için tasarlanan süzgeç uyarlamalı süzgeçtir. Uzak uç sinyali $x(n)$ hoparlörden yankılanır ve tekrar

sisteme giren yankı sinyali $y(n)$ olarak adlandırılır. Yakın uç sinyali ise $v(n)$ olarak adlandırılır. Mikrofona gelen sinyal içinde yankı sinyali, yakın uç sinyali $v(n)$ ve bulunulan ortamdaki gürültü $n(n)$ sinyali de mevcuttur.

$$\mathbf{d}(n) = \mathbf{v}(n) + \mathbf{y}(n) + \mathbf{n}(n) \quad (2.1)$$

$y(n)$ yankı sinyali $x(n)$ den elde edilir, 2 sinyal birbirleriyle ilişkilidir, hata sinyali ise tahmini yankı sinyalinin mikrofon sinyalinden çıkarılmasıyla elde edilir;

$$\mathbf{e}(n) = \mathbf{d}(n) - \hat{\mathbf{o}}(n) = \mathbf{v}(n) + \mathbf{y}(n) + \mathbf{n}(n) - \hat{\mathbf{o}}(n) \quad (2.2)$$

Uyarlamalı süzgeç hata sinyalini sıfırlamak için tasarlanır. Teoride tahmini yankı sinyali yankı sinyalini bastırır ve uzak uca sadece hata sinyali iletilir.

Uyarlamalı süzgeç algoritmaları ortam parametrelerine göre süzgeç katsayılarını uyarlamalıdır. Algoritmaların avantajları ve dezavantajları vardır. Algoritmalarından LMS, NLMS en fazla kullanılan işlemsel karmaşıklığı az ama yakınsama hızı daha yavaş olan algoritmadır. RLS ise daha hızlı yakınsar fakat işlemsel karmaşıklığı fazladır.

Uyarlamalı süzgeç algoritmaları maliyet fonksiyonun (hata fonksiyonu) türevinin sıfıra eşitlenmesine dayanır. Hata fonksiyonunun bilinen 2 türü;

1. Ortalama Karesel Hata (MSE) : Hata fonksiyonun karesinin ortalaması olarak bilinir;

$$\varepsilon(n) = E\{e^2(n)\} \quad (2.3)$$

2. Ağırlıklı Karesel Hata Toplamı (The Sum of Weighted Square Error) : Hata fonksiyonun karesinin ağırlıklı değerlerle çarpımının toplamıdır;

$$\varepsilon(n) = \sum e^2(i)w^{n-i} \quad 0 \leq w \leq 1 \quad (2.4)$$

2.3.1 LMS Algoritması:

LMS algoritması doğrusal bir uyarlamalı süzgeç algoritmasıdır. Algoritmanın 2 temel fonksiyonu vardır,

- Sistem girdisi uzak uç sinyali $x(n)$ kullanılarak yankı sinyali $\hat{o}(n)$ in hesaplanması ve yankı kestiriminin mikrofon sinyalinden çıkarılarak hata sinyali $e(n)$ in bulunması

- Hata sinyali $e(n)$ kullanılarak, hata sinyalini minimize edecek şekilde uyarlamalı süzgeç katsayılarını güncellenmesi

Şekil 2.3'te verilen akustik yankı giderici geri beslemeli bir yapıdır ve sistemde belirtilen 4 adet sinyal vardır, bunlar sırasıyla;

1. $\mathbf{x}(n)$ uzak uç sinyali: uzak uç sinyalinin belli bir gecikme ile sisteme girmesidir

$$\mathbf{x}(n) = [x(n) \ x(n-1) \ x(n-2) \ \dots \ x(n-N+1)]^T \quad (2.5)$$

$\mathbf{x}(n)^T$ uzak uç sinyalini matrisinin transpozunu gösterir. Sistemde işlenen sinyal N örnek uzunluğundadır, N örnek sayısı kullanılan uyarlamalı süzgeç katsayıları sayısına eşittir, yani süzgeç in derece katsayıdır.

2. $d(n)$: mikrofona gelen istenilen sinyaldir

$$\mathbf{d}(n) = \mathbf{y}(n) + \mathbf{v}(n) + \mathbf{n}(n) \quad (2.6)$$

3. $\hat{\mathbf{o}}(n)$: uzak uç sinyali $\mathbf{x}(n)$ ile ilişkili, yankı kestirim sinyalidir

$$\hat{\mathbf{o}}(n) = \mathbf{w}^H(n) \mathbf{x}(n) \quad (2.7)$$

$\mathbf{w}(n)$ N uzunluğunda uyarlamalı süzgeç katsayılarından oluşan vektördür. Süzgeç katsayıları;

$$\mathbf{w}(n) = [w(n) \ w(n-1) \ w(n-2) \ \dots] \quad (2.8)$$

H hermitian transpozu belirtir.

4. $e(n)$: mikrofona gelen istenilen sinyal ile yankı kestirim sinyalinin farkıdır

$$\mathbf{e}(n) = \mathbf{d}(n) - \hat{\mathbf{o}}(n) \quad (2.9)$$

Eşitlik (2.6) ile (2.7) kullanılarak

$$\mathbf{e}(n) = \mathbf{y}(n) + \mathbf{v}(n) + \mathbf{n}(n) - \mathbf{w}^H(n) \mathbf{x}(n) \quad (2.10)$$

Belirtilen sinyaller kullanılarak LMS algoritması adımları;

LMS algoritması hata fonksiyonunun karesinin beklendik değerinin en aza indirilmesine dayanır. Hata fonksiyonunun karesinin beklendik değerinin en aza indirilmesi en hızlı iniş metodu olarak adlandırılır (steepest descent method). Hata fonksiyonunun karelerinin

ortalama değeri $J(n)$ fonksiyonu olarak gösterilir ve fonksiyon (2.11) de belirtildiği şekilde gösterilir:

$$J(n) = E[e(n) e^*(n)] = E[|e(n)|^2] \quad (2.11)$$

Uyarlamalı süzgeç katsayıları (2.11) de belirtilen fonksiyonun türevinin tersi yönünde güncellenir.

2.3.1.1 LMS algoritmasının çıkarımı

En hızlı iniş metoduna göre uyarlanabilir süzgeç katsayısı $J(n)$ fonksiyonunun türevinin tersi yönünde basamak adımı kadar güncellenerek bulunur [5];

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu(-\nabla \mathbf{J}(n)) \quad (2.12)$$

$$J(n) = E[|e(n)|^2] \text{ için}$$

$$J(n) = \sigma_d^2 - \mathbf{w}^H \mathbf{p} - \mathbf{p}^H \mathbf{w} + \mathbf{w}^H \mathbf{R} \mathbf{w} \quad (2.13)$$

σ_d^2 = istenilen sinyalin değışintisi

$$\mathbf{p}(n) = E\{x(n)d^*(n)\} \text{ karşı uç ile istenilen sinyalin çarpıraz ilişkisi} \quad (2.14)$$

$$\mathbf{R}(n) = \mathbf{x}(n) \mathbf{x}^H(n) \text{ karşı uç sinyalin korrelasyon ilişkisi} \quad (2.15)$$

∇J fonksiyonunun alacağı değeri

$$\nabla \mathbf{J}(n) = -2\mathbf{p} + \mathbf{R}(n)\mathbf{w}(n) \quad (2.16)$$

(2.14) ve (2.16) denklemleri birleştirilip (2.12) de kullanılırsa

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + 2 \mu \mathbf{x}(n) [\mathbf{d}^*(n) - \mathbf{x}^H(n) \mathbf{w}(n)] \quad (2.17)$$

(2.9) ile (2.17) birleştirilirse;

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu \mathbf{e}^*(n) \mathbf{x}(n) \text{ elde edilir} \quad (2.18)$$

LMS algoritmasının akış şeması Çizelge 2.1'de verilmiştir;

Çizelge 2.1 LMS algoritma adımları

Uyarlanabilir süzgeç katsayılarına başlangıç değeri ver	$w(n)=0$
Uzak uç ve istenilen sinyal değerlerini kaydet	$x(n) \rightarrow N$ değer kaydet $d(n) \rightarrow N$ değer kaydet
Yankı kestirimi hesapla	$\hat{o}(n)=w^H(n)*x(n)$
Hata fonksiyonu hesapla	$e(n)=d(n)-\hat{o}(n)$
Uyarlanabilir süzgeç katsayılarını güncelle	$w(n+1) = w(n) + \mu e^*(n) x(n)$

LMS algoritmasını kararlılığı için seçilen basamak adım büyüklüğü çok önemlidir, μ değerinin büyük seçilmesi halinde sistem hızlı yakınsar fakat kararsızlaşabilir, μ basamak adım büyüklüğü küçük seçilirse sistem yakınsama hızı yavaşlar, basamak adım değeri sistem kararlılığı adına;

$$0 \leq \mu \leq \frac{2}{\lambda_{maksimum}} \text{ olarak tanımlanır} \quad (2.19)$$

$\lambda_{maksimum}$ değeri R ilgileşim fonksiyonunun özdeğerleri olarak hesaplanır.

LMS algoritmasının başarıml ölçümlerinden birisi öğrenme eğrisidir [7].

$$\text{Öğrenme Eğrisi} = 20 \log_{10}(|e(n)|) \quad (2.20)$$

2.3.2 NLMS Algoritması:

LMS algoritmasında Çizelge 2.2'de belirtildiği üzere uzak uç sinyali $x(n)$ sisteme giriş sinyali olarak kullanılır. LMS algoritmasında basamak adım büyüklüğü μ sabittir, uyarlanabilir süzgeç katsayılarının güncellenmesi işlemi sırasında basamak adım büyüklüğü μ her tekrarlama aynı değer olarak hesaplanır [7].

$x(n)$ uzak uç sinyali, yakın uç sinyali $v(n)$ e göre küçük olduğu zaman sistem yakınsama hızı yavaşlar, uzak uç sinyali $x(n)$ yakın uç sinyali $v(n)$ 'e göre büyük olduğu zaman sistem hızla yakınsar fakat kararsızlaşır ve hata üretir. Algoritmadaki bu hatayı düzeltmek için sistem giriş sinyali olan uzak uç sinyali $x(n)$ in büyüklüğüne göre basamak adım büyüklüğünün μ güncellenmesi gerekmektedir, bunun için normalize en küçük ortalama kareler algoritması kullanılır.

$$\mu(n) = \mu \frac{\mu}{c + \|x(n)\|^2} \quad (2.21)$$

basamak adım büyüklüğü olarak tanımlanır. Uzak uç sinyalinin karesel öklid normu ise

$$\|x(n)\|^2 = \sum_{i=1}^N x_i^2(n) \quad (2.22)$$

ile hesaplanır.

NLMS algoritmasının akış şeması Çizelge.2.2'de verilmiştir;

Çizelge 2.2 NLMS algoritması hesaplama adımları

Uyarlanabilir süzgeç katsayılarına başlangıç değeri ver	$w(n)=0$
Uzak uç ve istenilen sinyal değerlerini kaydet	$x(n) \rightarrow N$ değer $d(n) \rightarrow N$ değer kaydet
Eko kestirimi hesapla	$\hat{o}(n) = w^H(n) * x(n)$
Hata fonksiyonu hesapla	$e(n) = d(n) - \hat{o}(n)$
Basamak adım büyüklüğünü güncelle	$\mu(n) = \frac{\mu}{c + \ x(n)\ ^2}$
Uyarlanabilir süzgeç katsayılarını güncelle	$w(n+1) = w(n) + \mu e^*(n) x(n)$

2.3.3 VSLMS Algoritması:

LMS ve NLMS algoritmalarında sabit basamak adım değeri kullanılır. NLMS algoritmasında uzak uç sinyalinin büyüklüğüne göre süzgeç katsayıları güncellenirken, basamak adım büyüklüğü normalize edilir. Bu sorun VSLMS algoritmasında sabit, önceden belirlenen skaler $\mu(n)$ basamak adım değerinin, uyarlanır süzgeç uzunluğundaki bir vektör olarak değiştirilmesiyle giderilir. VSLMS algoritmasında, sisteme giren sinyalin her bir katsayısı $\mu(n)$ vektörünün katsayısına göre güncellenir.

VSLMS algoritması, $\mathbf{e}(n)$ ile sisteme giren $\mathbf{x}(n)$ sinyalinin ilintisini iteratif bir yöntem kullanarak hesaplar [14].

Süzgeç katsayısı güncelleme işleminde basamak adım büyüklüğü

$$w_i(n+1) = w_i(n) + 2 \mu_i g_i(n) \quad (2.23)$$

olarak tanımlanır. Hata sinyaliyle sistem girdisinin ilintisi aşağıdaki gibidir;

$$\mathbf{g}(n) = \mathbf{e}(n) \mathbf{x}(n) \quad (2.24)$$

(2.24)'te kullanılan gradyan hata sinyaliyle sistem girdisinin ilintisinden oluşan vektörlerdir.

$$\mathbf{g}_i(n) = \mathbf{e}(n) \mathbf{x}_i(n) \quad i=0,1,2\dots N-1 \quad (2.25)$$

Basamak adım vektörünün $\mu(n)$ hesaplanması için 2 farklı yöntem vardır, bu yöntemler seçilen uygulamaya göre tercih edilir.

$$\begin{aligned} \mu_i(n) &= \mu_i(n-1) + \rho \text{sign}(\mathbf{g}_i(n)) \text{sign}(\mathbf{g}_i(n-1)) \\ \mu_i(n) &= \mu_i(n-1) + \rho \mathbf{g}_i(n) \mathbf{g}_i(n-1) \end{aligned} \quad (2.26)$$

ρ ilinti katsayısı olarak adlandırılır, 1'e yakın bir değer seçilir.

VSLMS algoritmasında basamak adım değeri güncellenirken, değer çok büyük hesaplanması algoritmanın kararsızlaşmasına neden olup, basamak adım değerinin çok küçük hesaplanması ise algoritmanın yakınsama süresini etkileyeceği için sistem minimum ve maksimum basamak adım değerleri önceden belirlenerek, değer aralığı sınırlandırılır.

Çizelge 2.3 VSLMS algoritması hesaplama adımları

Sistem yankı kestirimi hesaplanır	$y(n) = \mathbf{w}^T(n) \mathbf{x}(n)$
Hata sinyali hesaplanır	$e(n) = d(n) - y(n)$
Gradyen hesaplanır	$\mathbf{g}(n) = e(n) \mathbf{x}(n)$
Basamak adım değeri hesaplanır	$\mu_i(n) = \mu_i(n-1) + \rho g_i(n) g_i(n-1)$
Basamak adım değeri, önceden belirlenmiş maksimum ve minimum değer aralığının dışındaysa, basamak adım değeri güncellenir	$\mu_i(n) \geq \mu_{\max}$ ise $\mu(n) = \mu_{\max}$ $\mu_i(n) \leq \mu_{\min}$ ise $\mu(n) = \mu_{\min}$
Uyarlamalı süzgeç katsayıları güncellenir	$w_i(n+1) = w_i(n) + 2 * \mu_i(n) g_i(n)$

2.3.4 VSNLMS Algoritması:

LMS, NLMS ve VSLMS algoritmalarının temel dezavantajı, basamak adım büyüklüğünün önceden belirlenmesi zorunluluğudur. NLMS algoritmasıyla birlikte sistem girdisinin anlık enerjisiyle basamak adım büyüklüğü normalize edilir ve yüksek enerjili sinyallerde basamak adım büyüklüğü azaltılarak hata oranı düşürülür. VSLMS algoritmasında basamak adım büyüklüğünün alacağı değer aralığı önceden belirlenmiştir, VSNLMS algoritmasıyla birlikte sistem girdisinin anlık enerjisi kullanılarak, her tekrarda basamak adım büyüklüğünün alabileceği maksimum değer güncellenir. Bu şekilde VSNLMS algoritmasında sistem girdisi hakkında bir istatistiksel ön bilgiye ihtiyaç duyulmaması sağlanmıştır.

Çizelge 2.4 VSNLMS algoritması hesaplama adımları

Sistem yankı kestirimi hesaplanır	$y(n)=\mathbf{w}^T(n) \mathbf{x}(n)$
Hata sinyali hesaplanır	$e(n)= d(n) - y(n)$
Gradyen hesaplanır	$\mathbf{g}(n)= e(n) \mathbf{x}(n)$
Basamak adım değeri hesaplanır	$\mu_i(n) = \mu_i(n-1) + \rho g_i(n) g_i(n-1)$
Maksimum basamak adım değeri belirlenir	$\mu_{\max}(n) = \frac{1}{2 * \mathbf{x}(n) * \mathbf{x}(n)^T}$
Basamak adım değeri, önceden belirlenmiş maksimum ve minimum değer aralığının dışındaysa, basamak adım değeri güncellenir	$\mu_i(n) \geq \mu_{\max}$ ise $\mu(n) = \mu_{\max}$ $\mu_i(n) \leq \mu_{\min}$ ise $\mu(n) = \mu_{\min}$
Uyarlamalı süzgeç katsayıları güncellenir	$w_i(n+1) = w_i(n) + 2 * \mu_i(n) g_i(n)$

2.3.5 RLS Algoritması:

RLS sistem giriş sinyalinin bütün geçmiş değerlerinden faydalanan bir algoritmadır. LMS algoritmasına göre temel avantajı daha hızlı yakınsar. LMS ile temel farkı hesaplama karmaşıklığıdır, RLS bütün geçmiş değerlerden alınan hataları tekrar hesaplarken LMS hata payı bırakır, bu yüzden RLS daha güvenilir bir algoritmadır. Hareketli konuşmacılarda veya ortam karakteristikleri zamanla değişen sinyallerde RLS algoritması zamandaki değişimleri göz önüne alır. RLS algoritması akustik yankı giderimi, kanal dengelemesi, radar gibi hızla yakınsama gerektiren uygulamalarda tercih edilir. İşlemleri LMS e göre daha karmaşıktır.

RLS algoritması ağırlıklı karesel hataların belirli bir zaman periyodundaki toplamının minimize edilmesine dayanır.

$$\mathcal{E} = \sum_{i=i_1}^{i_2} |e(n)|^2 \quad (2.27)$$

Burada ε karesel hata toplamını göstermektedir.

Teoride RLS algoritması bütün zaman aralıklarındaki hata sinyallerinin karesinin toplanmasına dayanır fakat pratikte bu sayı uyarlamalı süzgeç uzunluğuyla sınırlanır.

RLS algoritması sistem girdisinin zamana göre ortalaması alınmış öz ilintisi $\Phi(t, k)$

$$\Phi(t, k) = \sum_{i=i_1}^{i_2} \mathbf{u}(i-k) \mathbf{u}^*(i-t) \quad (2.28)$$

Sistem girdisinin mikrofon sinyaliyle zamana göre ortalaması alınmış çarpıraz ilintisi $\mathbf{z}(-k)$ olarak adlandırılır.

$$\mathbf{z}(-k) = \sum_{i=i_1}^{i_2} \mathbf{u}(i-k) \mathbf{d}^*(i) \quad (2.29)$$

Maliyet fonksiyonu karesel hataların ağırlıklı toplamıdır; hata sinyallerinin kareleri unutmaya faktörü olarak adlandırılan λ ile çarpılarak toplanır

$$\varepsilon(n) = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} |e(i)|^2 \quad (2.30)$$

Öz ilinti matrisi

$$\Phi(n) = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} \mathbf{u}(i) \mathbf{u}^H(i) \quad (2.31)$$

Çarpıraz ilinti vektörü

$$\mathbf{z}(n) = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} \mathbf{u}(i) \mathbf{d}^*(i) \quad (2.32)$$

olmak üzere hedeflenen en uygun çözüm

$$\hat{\mathbf{w}}_0(n) = \Phi^{-1}(n) \mathbf{z}(n) \quad (2.33)$$

ile bulunur.

(2.31) ve (2.32) denklemler aşağıdaki gibi düzenlenerek (2.35) ve (2.36) deki iteratif çözüme ulaşılır.

$$\mathbf{\Phi}(n) = \lambda \left[\sum_{i=1}^{n-1} \lambda^{(n-1)-i} \mathbf{u}(i) \mathbf{u}^H(i) \right] + \mathbf{u}(n) \mathbf{u}^H(n) \quad (2.34)$$

$$\mathbf{\Phi}(n) = \lambda \mathbf{\Phi}(n-1) + \mathbf{u}(n) \mathbf{u}^H(n) \quad (2.35)$$

$$\mathbf{z}(n) = \lambda \mathbf{z}(n-1) + \mathbf{u}(n) \mathbf{d}^*(n) \quad (2.36)$$

$$\mathbf{A} = \mathbf{B}^{-1} + \mathbf{C} \mathbf{D}^{-1} \mathbf{C}^H \quad (2.37)$$

$$\mathbf{A}^{-1} = \mathbf{B} - \mathbf{B} \mathbf{C} (\mathbf{D} + \mathbf{C}^H \mathbf{B} \mathbf{C})^{-1} \mathbf{C}^H \mathbf{B} \quad (2.38)$$

Woodbury's özdeşliğine göre [15] (2.37) de belirtildiği üzere A matrisinin tersini almak için (2.38) eşitliği kullanılabilir, bu eşitlikte

$\mathbf{A} = \mathbf{\Phi}(n)$, $\mathbf{B} = \lambda^{-1} \mathbf{\Phi}(n-1)$, $\mathbf{C} = \mathbf{u}(n)$, $\mathbf{D} = 1$ değerleri kullanılarak aşağıdaki RLS algoritma parametreleri belirlenir.

$$\mathbf{k}(n) = \frac{\lambda^{-1} \mathbf{P}(n-1) \mathbf{u}(n)}{1 + \lambda^{-1} \mathbf{u}^H(n) \mathbf{P}(n-1) \mathbf{u}(n)} \text{ kazanç vektörü} \quad (2.39)$$

Öncü hata kestirimi vektörü

$$\hat{\boldsymbol{\xi}}(n) = d(n) - \hat{\mathbf{w}}^H(n-1) \mathbf{u}(n) \quad (2.40)$$

Uyarlamalı süzgeç katsayı güncellemesi

$$\hat{\mathbf{w}}(n) = \hat{\mathbf{w}}(n-1) - \mathbf{k}(n) \hat{\boldsymbol{\xi}}^*(n) \quad (2.41)$$

Sistem girdi öz ilinti matrisi

$$\mathbf{P}(n) = \lambda^{-1} \mathbf{P}(n-1) - \lambda^{-1} \mathbf{k}(n) \mathbf{u}^H(n) \mathbf{P}(n-1) \quad (2.42)$$

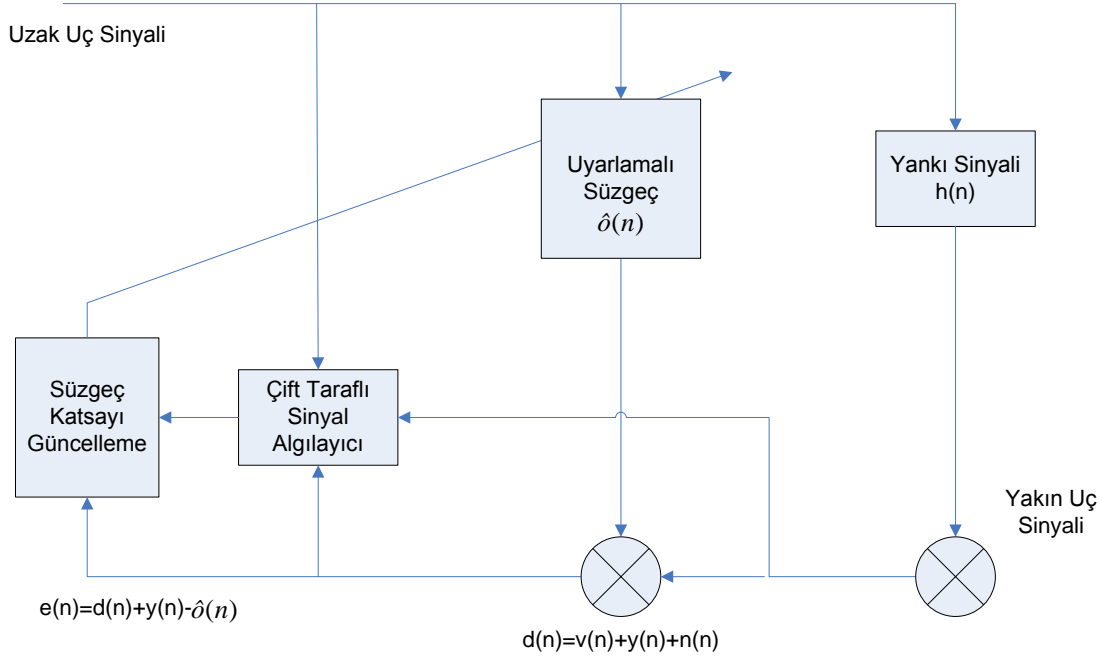
RLS algoritmasının hesaplama adımları Çizelge 2.5'te verilmiştir

Çizelge 2.5 RLS algortiması hesaplama adımları

Uyarlanabilir süzgeç katsayılarına başlangıç değeri ver	$w(n)=0$
Yüksek işaret gürültü oranı için düşük Düşük işaret gürültü oranı için yüksek bir katsayı belirlenir δ	$P(0) = \delta^{-1} I$
Bütün zaman örnekleri için $n=1,2,3,4$	$\Pi(n) = P(n-1) x(n)$
	$k(n) = \frac{\Pi(n)}{\lambda + x^T(n) \Pi(n)}$
Hata fonksiyonunu hesapla	$e(n) = d(n) - w^T(n-1) x(n)$
Uyarlamalı süzgeç katsayılarını güncelle	$w(n) = w(n-1) + k(n) e(n)$
	$P(n) = \lambda^{-1} P(n-1) - \lambda^{-1} k(n) x^T P(n-1)$

2.4 Çift Taraflı Konuşma Algılayıcısı (DTD)

Akustik yankı gideri işleminde en önemli problemlerden biri çift taraflı konuşma algılayıcısı oluşturmaktır. Uzak uca gönderilen sinyal, mikrofona gelen sinyalden yankı kestirimin çıkarılmasıyla oluşur. Uzak uca gönderilen sinyalin içinde yakın uç sinyalinin bulunması uyarlamalı süzgeç katsayılarının uzaksamasına ve sistemin hata üretmesine neden olur. Çeşitli çift taraflı konuşma algılayıcısı algoritmaları bulunmaktadır. Bunlardan Geigel algoritması işlemsel karmaşıklık olarak en avantajlıdır fakat yakın uç sinyalinin yankı sinyalinden daha güçlü olduğu varsayımına dayanır ve bu yüzden zayıf performans gösterir Tez çalışmasında normalize çarpaz ilinti algortiması kullanılmıştır.



Şekil 2.4 Çift taraflı konuşma algılayıcı

2.4.1 Normalize Çarpıraz İlinti Algoritması (NCC)

Normalize çarpıraz ilinti metodunda kullanılan algoritma mikrofon sinyaliyle hata sinyalinin ilintisini inceleyerek karar değişkenini belirler ve çift taraflı konuşma tespitinde bulunur. Yakın uç sinyalinin değışintisini ve hata sinyaliyle yakın uç sinyalinin çarpıraz ilintisini inceler.

Alınan sinyal ile hata sinyalinin çarpıraz ilintisi;

$$\begin{aligned}
 R_{ed} &= E\{e(n) \mathbf{d}(n)\} \\
 &= E\left[\left(\mathbf{y}(n) + \mathbf{v}(n) - h^T \mathbf{x}(n)\right)\left(\mathbf{y}(n) + \mathbf{v}(n)\right)^T\right] \\
 &= E\left[\left(h^T \mathbf{x}(n) - \hat{\sigma}^T \mathbf{x}(n) + \mathbf{v}(n)\right)\left(h^T \mathbf{x}(n) + \mathbf{v}(n)\right)^T\right] \\
 &= E\left[\left(h^T \mathbf{x}(n) - \hat{\sigma}^T \mathbf{x}(n)\right)\mathbf{x}(n)^T h + \mathbf{v}(n)\mathbf{v}(n)^T\right] \\
 &= (h^T - \hat{\sigma}^T) \mathbf{R} \mathbf{x} h + \sigma_{v_2}
 \end{aligned} \tag{2.43}$$

biçimindedir.

Birim karar değışkeni:

$$\xi_{NCC} = 1 - \frac{R_{ed}}{\sigma^2} \tag{2.44}$$

$$\xi_{NCC} = \frac{\hat{o}^T \mathbf{R}_x h}{h^T \mathbf{R}_x h + \sigma_v^2} \quad (2.45)$$

Burada σ_v^2 yakın uç sinyali değişintisidir.

(2.25) denkleminde göre;

- Eğer yakın uç sinyali bulunmuyorsa $v(n)=0 \rightarrow \xi_{MECC} \approx 1$
- Eğer yakın uç sinyali bulunuyorsa $v(n) \neq 0 \rightarrow \xi_{MECC} \leq 1$

Eşik değeri T 1 e yakın seçilir. Hata sinyalinin mikrofon sinyaliyle çarpaz ilintisi R_{ed} ve mikrofon sinyalinin değışintisi σ_v^2 değeri aşığıdaki yineleme formülüyle bulunur.

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_{ed}(n) &= \lambda \mathbf{R}_{ed}(n-1) + (1-\lambda) \mathbf{e}(n) \mathbf{d}^T(n) \\ \sigma_d^2(n) &= \lambda \sigma_d^2(n-1) + (1-\lambda) \mathbf{d}(n) \mathbf{d}^T(n) \quad \lambda \approx 1 \end{aligned} \quad (2.46)$$

2.5 Gürültü

Gürültü günlük hayatımızda her alanda karşımıza çıkan bir olgudur. Telekomünikasyon sistemlerinde karşılıklı veri iletişimde de gürültü önemli bir rol oynar. Tez konusu kapsamında ofiste karşılıklı konuşma benzetimleneceğinden, gürültü kaynağı olarak 3 çeşit gürültü kullanılarak ve gürültü altında sistem başarımları analizi incelenmiştir.

2.5.1 Beyaz Gürültü:

Beyaz gürültü tüm frekanslarda aynı güç spektral yoğunluğuna sahip olan gürültüdür. Beyaz gürültü ortam karakteristiği analizinde kullanılır, ortama iletilen beyaz gürültü barındırdığı her frekanstan sinyalin geri beslemesiyle içinde bulunulan ortamın hangi frekans aralığını sönlendirdiği tespit edilir.

2.5.2 Pembe Gürültü:

Her oktavda 3 dB azalan gürültüdür, bu yüzden literatürde '1/f' gürültüsü olarak da geçmektedir. Ses sinyalinin asıl bilgi taşıyan bölümü 300- 3400 kHz bandında geçerli olduğu için tez sırasında ses sinyaline etkisi incelenecektir.

2.5.3 Ofis Gürültü:

Ofis ortamındaki sandalye, klavye, kapı ve fanlar gibi gereçlerin çıkardığı, öz ilintisi yüksek olan, içinde ofis ortamındaki gürültülerin yankısını da bulunduran ITU-T tarafından kaydedilen gürültüdür. Öz ilintisi yüksek gürültü kaynağının ve yüksek seviyedeki gürültü ortamının akustik yankı gidericiye etkisinin incelenmesi amacıyla kullanılacaktır.

Akustik yankı giderici uygulaması için sisteme daha önceden belirtildiği gibi girdiler;

- Uzak uç ses sinyali
- Yakın uç ses sinyali
- Ortam akustik parametrelerini, oda dürtü yanıtı şeklinde modelleyecek bir sonlu uzunluklu (FIR) süzgeç.
- Sisteme giren günlük hayatta karşılaşılan gürültü sinyalleridir (beyaz gürültü, pembe gürültü, ofisteki olağan gürültüler)

Yukarıda belirtilen veri girdileri çevrimdışı olarak işlenmiş ve akustik yankı giderici uygulaması yapılmıştır. İlgili verilerin işlenmesi sırasında bilgisayarda MATLAB kullanılmıştır.

MATLAB, verileri matris bazında hesaplayan, birçok yazılım diliyle paralel çalışabilen, ses sinyalini kaydetme, oynatma gibi birçok fonksiyonu olan en sık kullanılan mühendislik programıdır.

Uygulamanın yapıldığı dizüstü bilgisayarın teknik özellikleri

- *İşlemci*: Amd Turion (tm) 64*2 Mobile Tchnology TL-60 2 GHz
- *Bellek*:3071 MB
- *Sistem*: 32 bit işletim sistemi

3.1 Akustik Yankı Giderici Uygulamasında Kullanılan Veriler

Uzak uç ve yakın uç sinyalleri profesyonel ortamda kaydedilmiş, test çalışmalarında kullanılabilecek örneklemeler olmalıdır. Bunun için ITU-T'nin (International

Telecommunication Union –Uluslar arası Telekomunikasyon Birliđi) P.501 numaralı 12/2009 tarihli telefon ölçümleri kütüphanesinden alınan bay ve bayan sesleri kullanılmıştır [11].

İnsan ses sinyalinin tanıtıcı, bilgi içeren, veri olarak işlenen kısmı 300-3400 Hz arasında deđişir, Nyquist teoremine göre bir sinyalin örneklenmesi için sahip olduđu maksimum frekansın en az 2 katı örnekleme hızıyla örneklenmesi gerekmektedir. Tez çalışması sırasında kullanılan bay ve bayan sesleri orijinal olarak 16 kHz de kaydedilmiştir. Sinyaller sadece çift sayılı veriler kullanılarak 8 kHz e indirgenmiştir. Sinyallerin metinleri aşağıdaki gibidir,

Bayan (Uzak uç sinyali olarak kullanılır)

“We need grey to keep our mood healthy”

Bay (Yakın uç sinyali olarak kullanılır)

“The shelves were bare of both jam or crackers.”

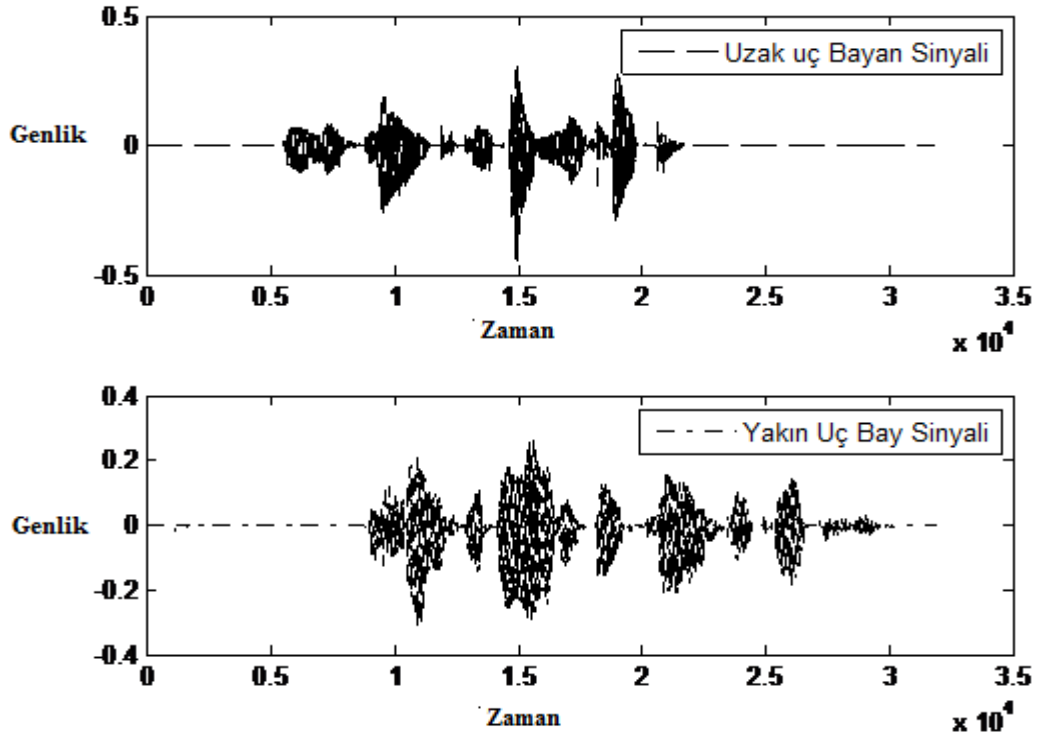
Sinyal uzunluğu 31875 basamaktır, 8 kHz de örneklendiđi için 3.98 sn sürmektedir.

Sinyaller Şekil 3.1’de gösterilmiştir

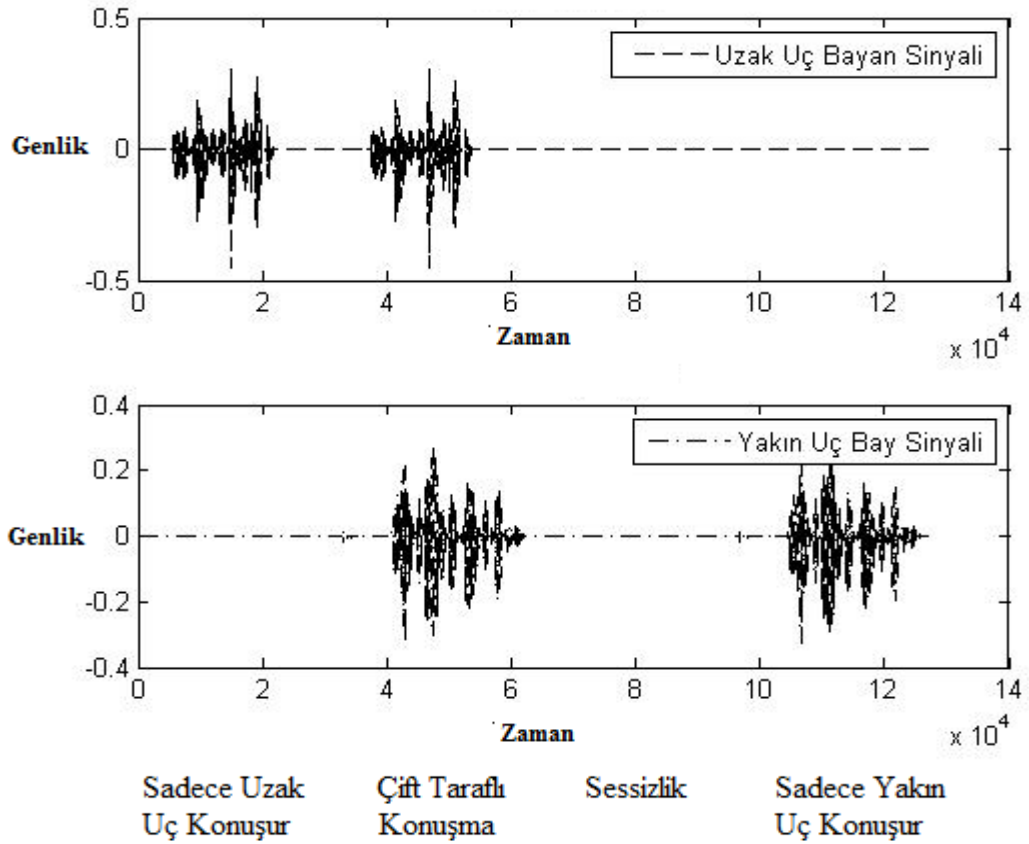
Tez çalışması sırasında 4 farklı senaryo kullanılmıştır, buna göre;

- 1) Sadece uzak uç konuşur
- 2) Yakın ve uzak uç konuşur
- 3) Sessizlik
- 4) Sadece uzak uç konuşur

Buna göre her sinyal senaryoya uygun olarak güncellenmiştir, sinyaller Şekil 3.2’te gösterilmiştir.



Şekil 3.1 Yakın ve uzak uç konuşma sinyalleri



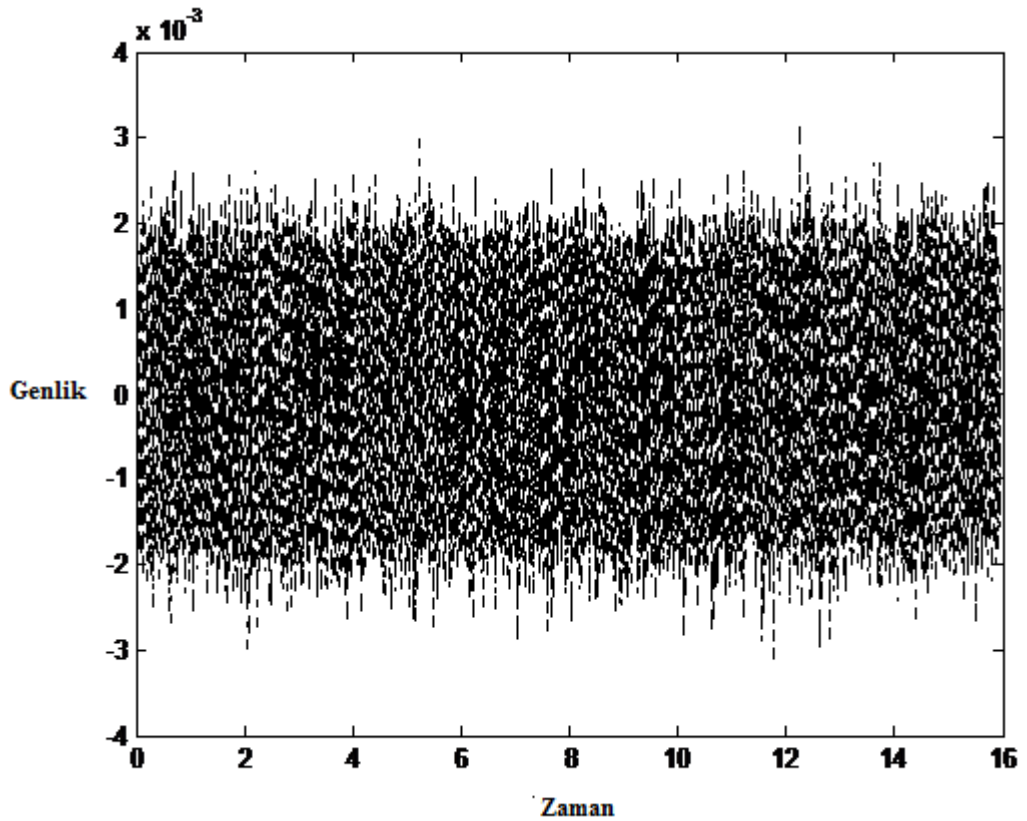
Şekil 3.2 Yakın ve uzak uç konuşma sinyalleri

Buna göre (40310-53760) basamakları arasında aktif olarak çift taraflı konuşma gerçekleşir.

Sinyaller 4 farklı senaryonun uygulanması için tekrarlatılmış ya da araya sıfırlar eklenmiştir. 4 senaryoyu içeren sinyallerin toplam uzunluğu 127500 basamaktır ve sinyal uzunluğu yaklaşık 15.94 saniyedir. Kullanılan ses sinyallerinin decibel değeri ortalama -33 dB dir.

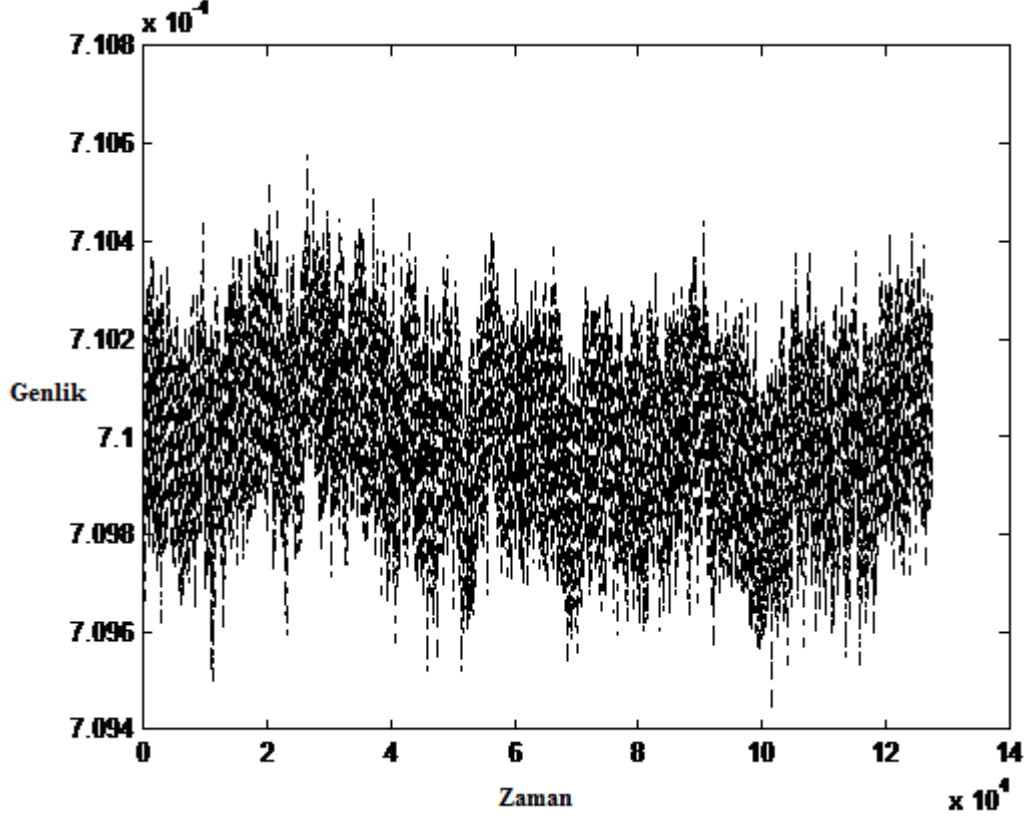
Ses sinyallerine eklenen gürültüler ise beyaz, pembe ve ofis ortamındaki gürültüler olarak 3 farklı gürültü kullanılır, beyaz ve pembe gürültüler MATLAB kullanılarak üretilir, Beyaz gürültü frekans bandında sinyal büyüklüğü eşit dağılan gürültüdür. Tez çalışmasında ses sinyaline baskın gelmemesi için işaret gürültü oranı -30dB olması için beyaz gürültü -63 dB olarak üretilir.

MATLAB'ta oluşturulan beyaz gürültü sinyali N yani yakın ve uzak sinyal uzunluğundadır, burada N değeri 127500 dür.



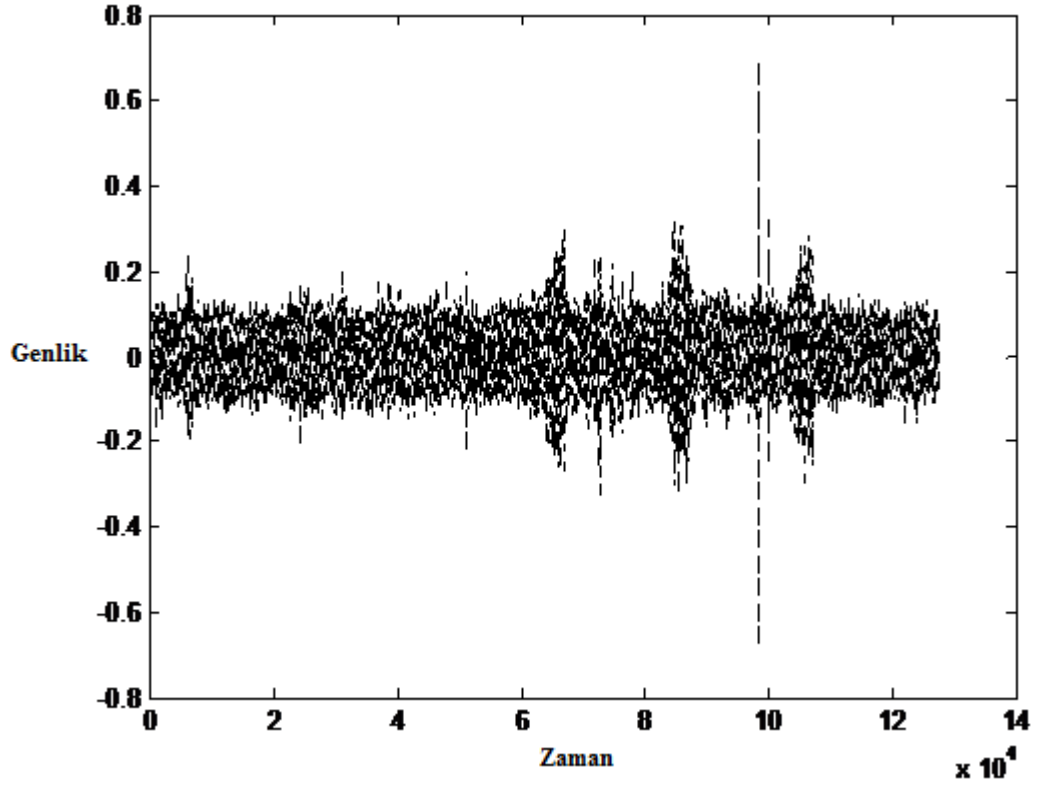
Şekil 3.3 Beyaz gürültü sinyali

Tez çalışmasında kullanılan diğer gürültü kaynağı pembe gürültüdür, pembe ve beyaz gürültüler rastgele değişkenlerdir ve ilintisizdir. Üretilen pembe gürültü Şekil 3,4'de gösterildiği gibidir.



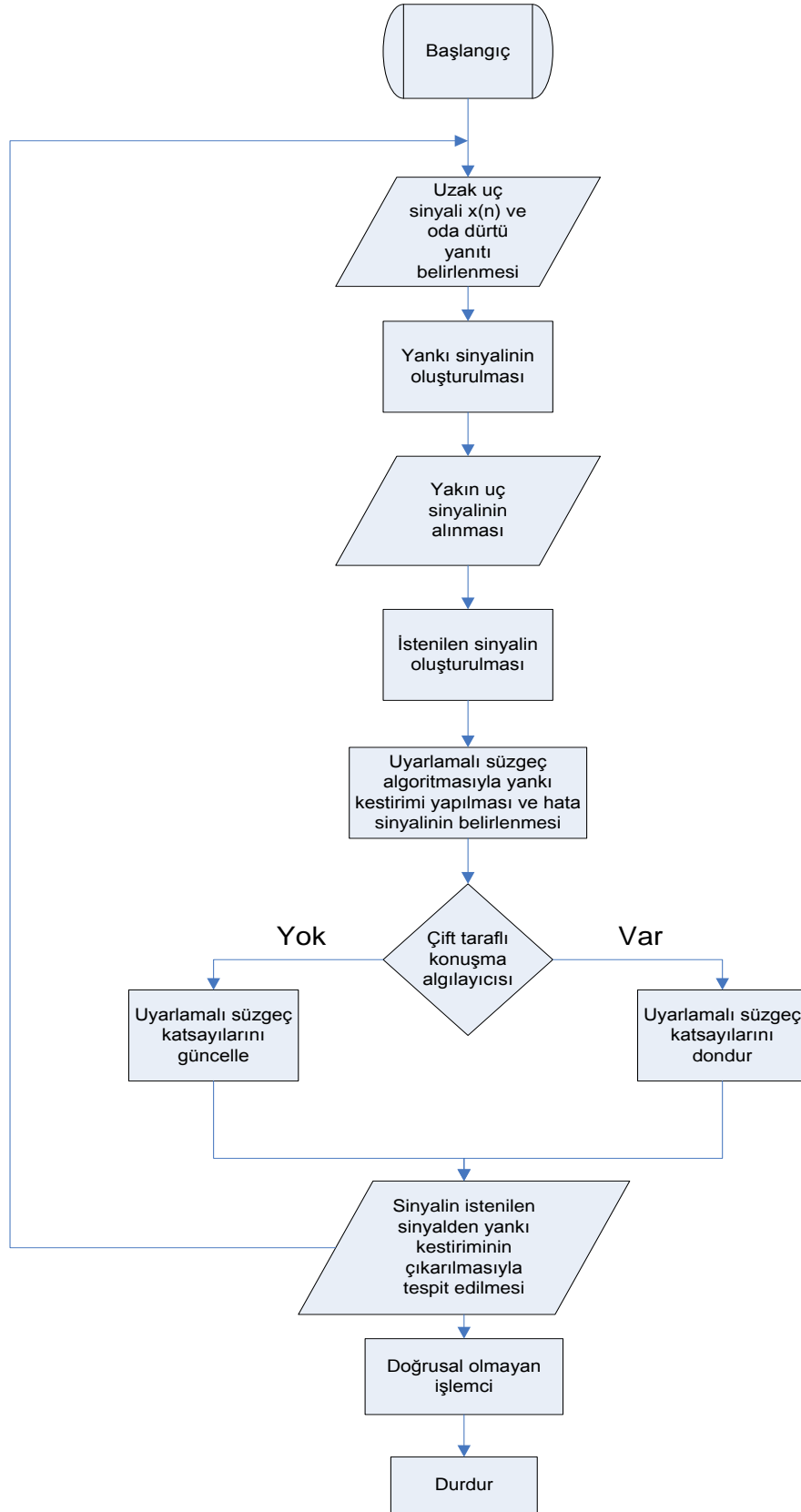
Şekil 3.4 Pembe gürültü

Tez çalışmasında beyaz ve pembe gürültüler dışında, kendi içinde ilinti gürültü olarak yine ITU-T nin P.501 numaralı telefon ölçümleri kütüphanesinden Off_bin1_FFeq adlı ofis ortamında kaydedilen gürültüler kullanılmıştır. Gürültü sinyalinin içinde ofis gürültüleri, fanlar, tuşlama sesleri, telefon çalması ve sandalye gürültüleri yer almaktadır. Ofis gürültüleri verisi Şekil 3,5'te gözüktüğü gibidir,



Şekil 3.5 ITU-T Off-bin1-FFeq ofis gürültüsü

3.2 Akustik Yankı Giderimi Akış Diyagramı



Şekil 3.6 Akustik yankı giderici akış şeması

Akustik yankı giderici, uzak uçtan gelen sinyali örnekler ve uzak uç sinyalinin yankısını hesaplayarak, yankı kestirim sinyalini oluşturur. Bunun için uzak uç sinyali örneklenir, uyarlanır süzgeç yardımıyla yankı sinyali kestirimi hesaplanır. Bu aşamada mikrofon aracılığıyla yakın uç sinyali, gürültü ve yankı sinyali alınır ve istenilen sinyal oluşturulur. İstenilen sinyalden yankı kestirim sinyali çıkarılarak hata sinyali oluşturulur. Hata sinyali kullanılarak uyarlamalı süzgeç katsayıları güncellenmeden önce önce çift taraflı konuşma olup olmadığı tespiti yapılır, eğer çift taraflı konuşma yoksa süzgeç katsayıları kullanılan uyarlamalı süzgeç algoritmasına göre güncellenir, çift taraflı konuşma tespiti yapıldıysa süzgeç katsayıları güncellenmez. Uzak uç sinyali tekrar sisteme girer ve güncellenmiş süzgeç katsayılarıyla işlem tekrarlanır. İşlem konuşma sona erene kadar yinelemeli olarak devam ettirilir.

3.3 Oda Dürtü Yanıtı

Akustik yankı giderici de Şekil 2.4 Çift Taraflı Konuşma Algılayıcıda gösterildiği üzere uzak uçtan gelen sinyal, iletişim yolu boyunca değişime uğrar ve ortamdaki hoparlörden çıktıktan sonra yankılanarak tekrar sisteme girer. Sinyaldeki değişim oda dürtü yanıtı $h(n)$ ile konvolüsyonu ile belirlenir. Yankı kestiriminin doğru sonuçlanması için oda dürtü yanıtının doğru tespit edilmesi gerekmektedir.

Oda dürtü yanıtını tespit etmek için tez çalışmasında Aachen Üniversitesi'nde yapılan bir çalışmadan faydalanılmıştır [2]. Aachen üniversitesi'nde yapılan çalışma kapsamında değişik ortamların dürtü yanıtı ölçümlenmiştir, tez çalışması sırasında dürtü yanıtı kütüphanesinden ofis ortamı dürtü yanıt ölçümlerinden faydalanılmıştır. Çalışma ölçüm yapılacak ortama uyarı sinyali gönderilerek ölçümleniyor.

Akustik yankı gidericide, yankı kestiriminin yapılabilmesi için içinde bulunulan ortamın akustik karakteristiği çok önemlidir, ortamın akustik karakteristiğinde

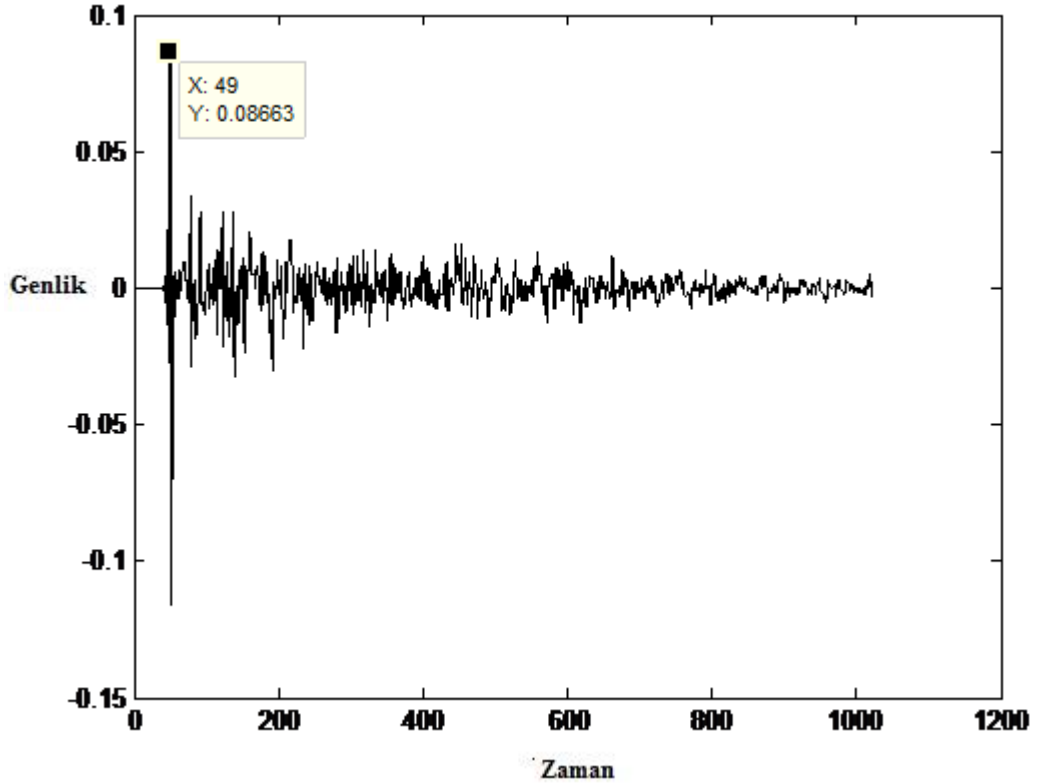
- Ortamın boyutları
- Ortamdaki eşyalar
- Ortamın yapımında kullanılan malzemeler

Önemli rol oynar. Yukarıda belirtilen etkenler, ortam dürtü yanıtını, sinyal kuyruk uzunluğunu ve gecikmeyi belirler.

Sinyal kuyruk uzunluğu bir sinyalin ana bölümünden sonra gelen yan loblarıdır. Sinyal güç kaybederek loblar halinde zayıflar, sinyalin sönümlenmesine kadar geçen süre kuyruk uzunluğunu belirler.

Oda dürtü yanıtını bulmak için düzenli frekans arttırma, MLS sinyali kullanma, beyaz gürültü sinyali tetikleyici sinyaller olarak kullanılır [1].

Aşağıda Aachen Üniversitesi'nde uyarı sinyaliyle ölçümlenen 5*6,4*2,9 m boyutlarındaki ofisin akustik karakteristikleri yer almaktadır [8]. Deney uyarı sinyali olarak birim dürtü sinyali gönderilerek gerçekleştirilmiştir ve hoparlör ve mikrofon odada 2 metre uzaklıkta konumlandırılmıştır.



Şekil 3.7 Oda dürtü yanıtı

Oda dürtü yanıtı 8000 Hz de örnekleştirilmiş, Şekil 3.7'de belirtildiği üzere oda dürtü yanıtı uyarı dürtüsü 49. basamakta gözükmemektedir, 0.00625 saniye (6,25 ms) gecikme olduğunu gösterir. Ofisin birim dürtü yanıtı 5462 mertebeli özyinelemeli bir süreç olarak ölçümlenmiştir. Birim dürtü yanıtının uzunluğu işlemsel karmaşıklığı arttıracak gibi sistemin yakınsama hızını da olumsuz etkiler, bu yüzden uyarlamalı süzgeç için LMS algoritmasıyla sistem birim dürtü yanıtının ideal kuyruk uzunluğu tespit edilir. Sistem

kuyruk uzunluğunun tespit edilmesi için 3 farklı kuyruk uzunluğu denenerek uygun kuyruk uzunluğu bulunur [9].

3.4 Uyarlamalı Süzgeç Algoritmaları

3.4.1 LMS Algoritması

En küçük ortalama kareler algoritmasının hesaplama adımları Çizelge 2.1 algoritma adımlarında gösterilmiştir.

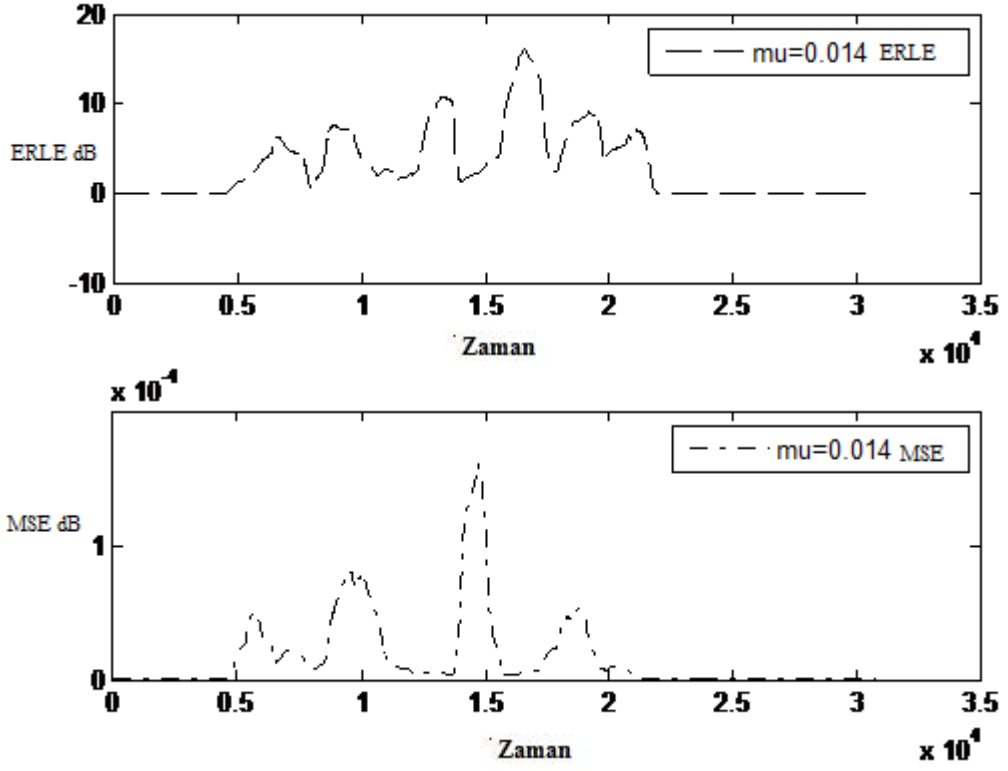
LMS algoritmasının yakınsama hızı ve sistemin kararlılığı seçilen basamak adım büyüklüğüne bağlıdır. Bir önceki bölümde oda dürtü yanıtı için uygun kuyruk uzunluğu olarak 1024 seçilmiştir. LMS algoritmasında uygun basamak adımının tespiti için sistem 1024 basamak uyarlanır süzgeç derecesiyle uygulanıp 3 farklı basamak adım değeri ile sistem ERLE değerleri incelenir. Ses gibi yüksek ilintili işaretler için μ ile gösterilen basamak büyüklüğü sistemin kararlı olması için aşağıdaki formülle hesaplanır;

$$0 \leq \mu \leq \frac{2}{\lambda_{mac}} \lambda_{maks} \text{ ise} \quad (2.26)$$

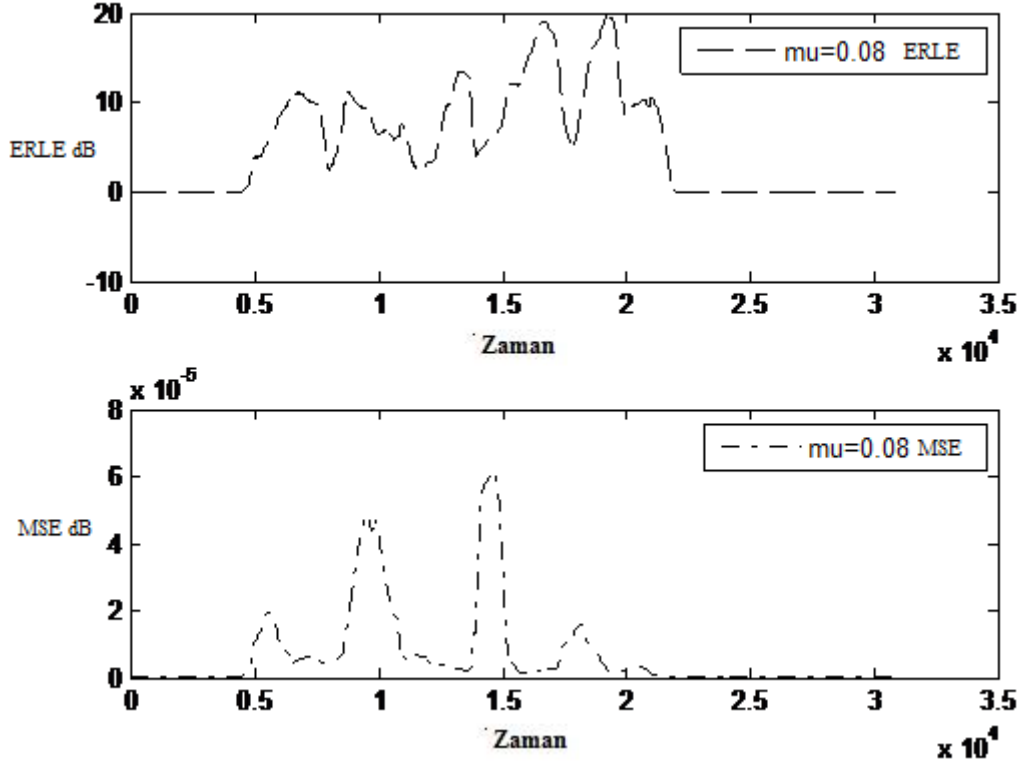
ses işaretinin maksimum özilişki öz değeridir (eigenvalue)

Basamak adım büyüklüğü için seçilecek olan 3 değer (2.26)' da belirtilen değer aralığında yer almalıdır. Sistem için en uygun basamak adım aralığı belirlenmesi için yalnızca ses sinyalinin ilk bölümü kullanılmıştır, buna göre uzak uç konuşur ve yakın uç sessizdir. Test için kullanılan sinyal uzunluğu 31875 basamaktır ve test 10 kez tekrarlanmıştır.

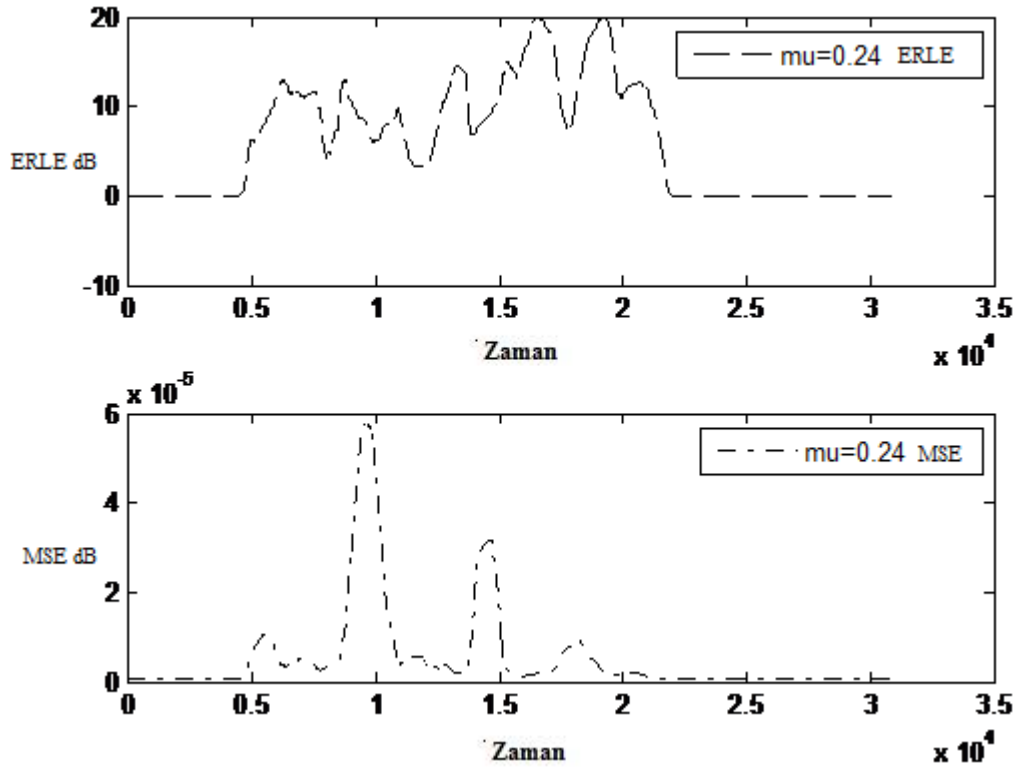
Buna göre basamak büyüklüğü için 0.014, 0.08 ve 0.24 değerleri ile ölçümler yapıp Çizelge 3.1 Farklı Basamak Adım Değerlerinin Karşılaştırılmasında gösterildiği üzere 0.24 un en yüksek geri dönüş kaybı iyileşmesi değerine sahip olduğu görülmüştür. Basamak adım büyüklüğü 0.44 seçildiğinde ise sistemin kararsızlaştığı görülür.



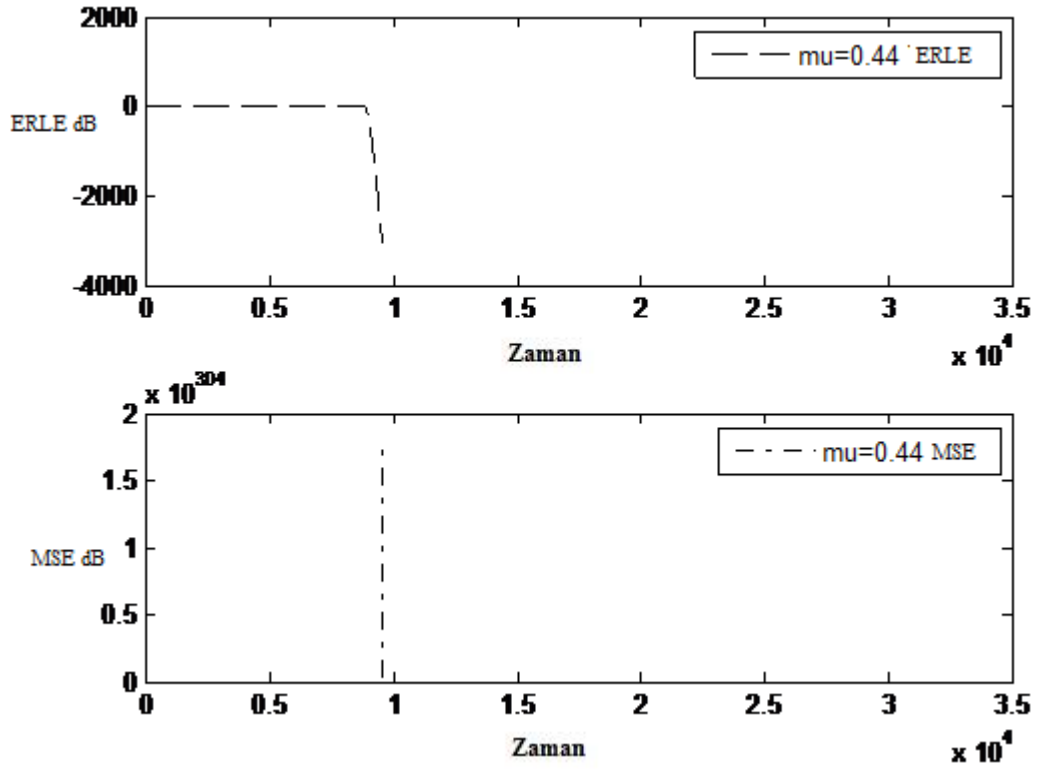
Şekil 3.8 $\mu = 0.014$ için ERLE ve MSE grafiği



Şekil 3.9 $\mu = 0.08$ için ERLE ve MSE grafiği



Şekil 3.10 $\mu = 0.24$ için ERLE ve MSE grafiği



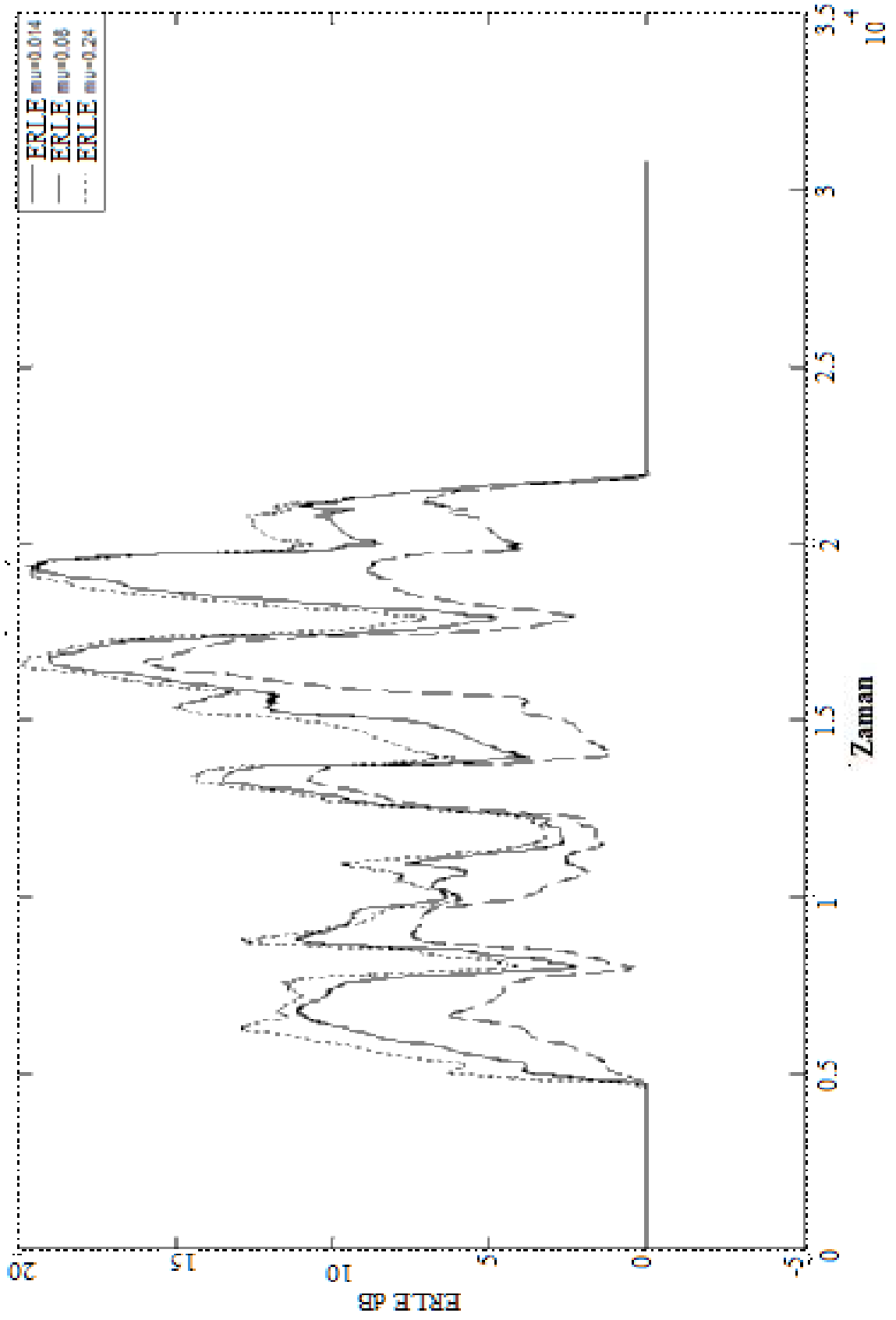
Şekil 3.11 $\mu = 0.44$ için ERLE ve MSE grafiği

Görüldüğü üzere basamak adım büyüklüğü değer aralığı içinde de sistemin kararsızlaşmasına neden olabilmektedir.

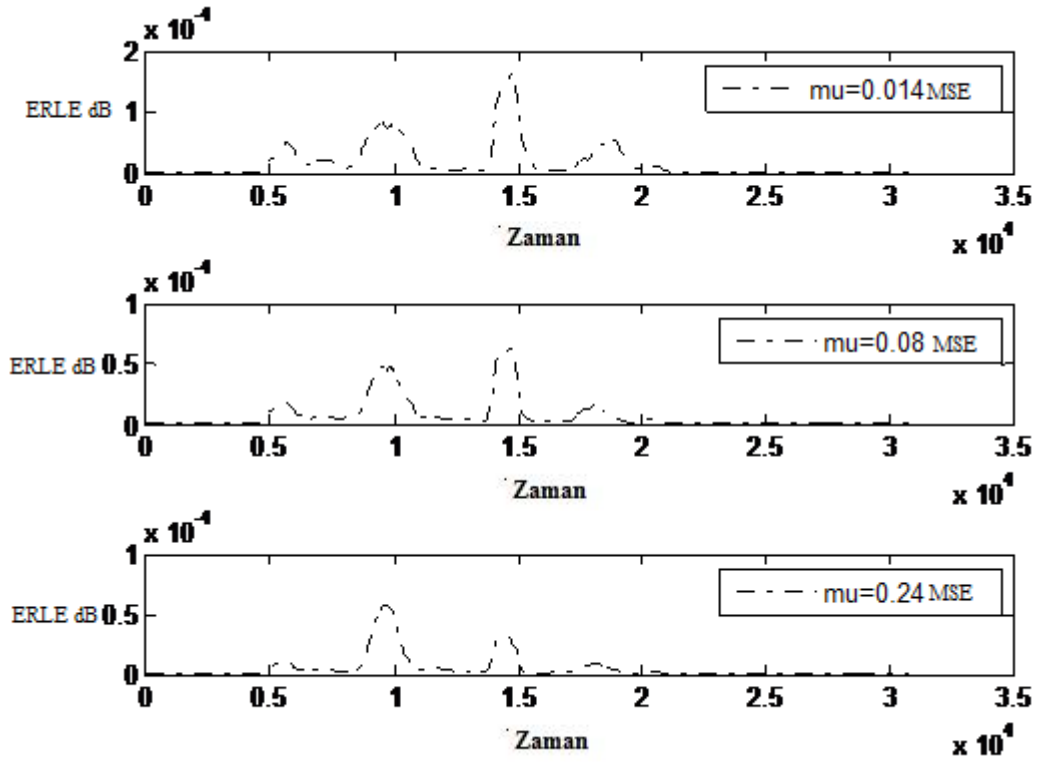
Çizelge 3.1 Farklı basamak adım değerlerinin karşılaştırılması

μ	T	Ortalama ERLE dB	Maksimum ERLE Değeri	MSE	Ortalama 1 tekrarda geçen süre	Deney tekrar sayısı
0.014	1024	2.9717	16.00	$1.7 * 10^{-5}$	16.55.1	10
0.08	1024	5.1215	19.59	$7.17 * 10^{-6}$	17.65.8	10
0.24	1024	5.9	19.87	$5.39 * 10^{-6}$	15.77.1	10

Şekil 3.8, 3.9, 3.10 ve 3.11 te 4 farklı basamak adımı kullanılarak yapılan sonuçlara göre LMS algoritması için uygun değer çözüm μ değerinin 0.24 olduğu tespit edilmiştir.

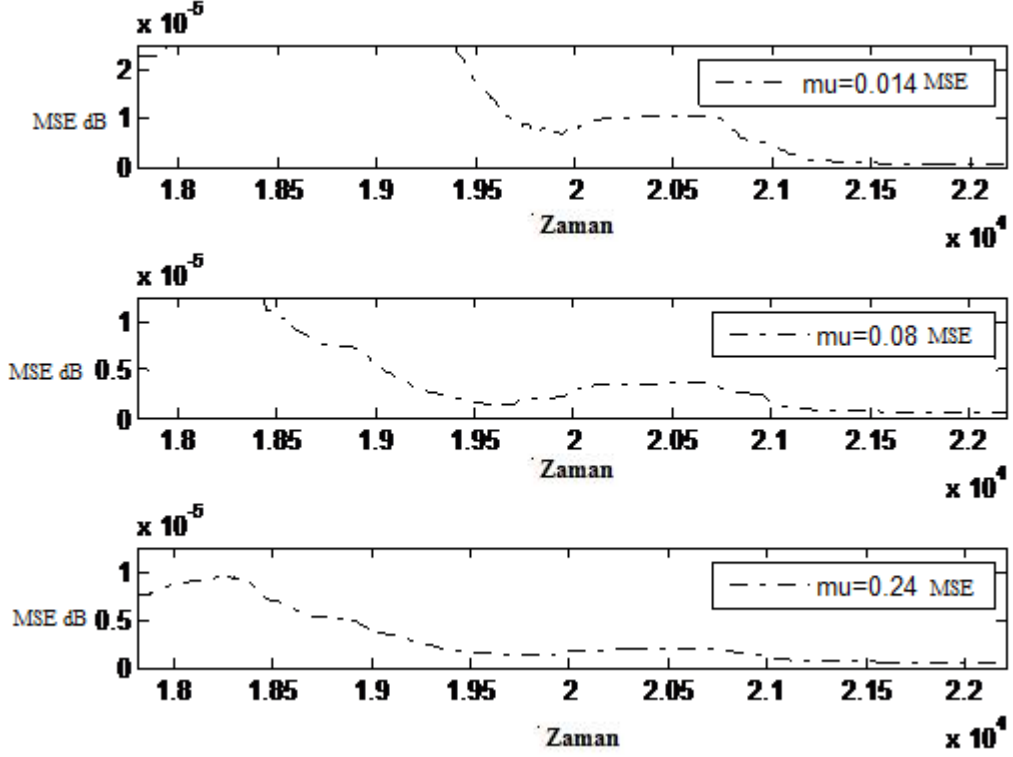


Şekil 3.12 Farklı basamak adım değerlerinin karşılaştırılması



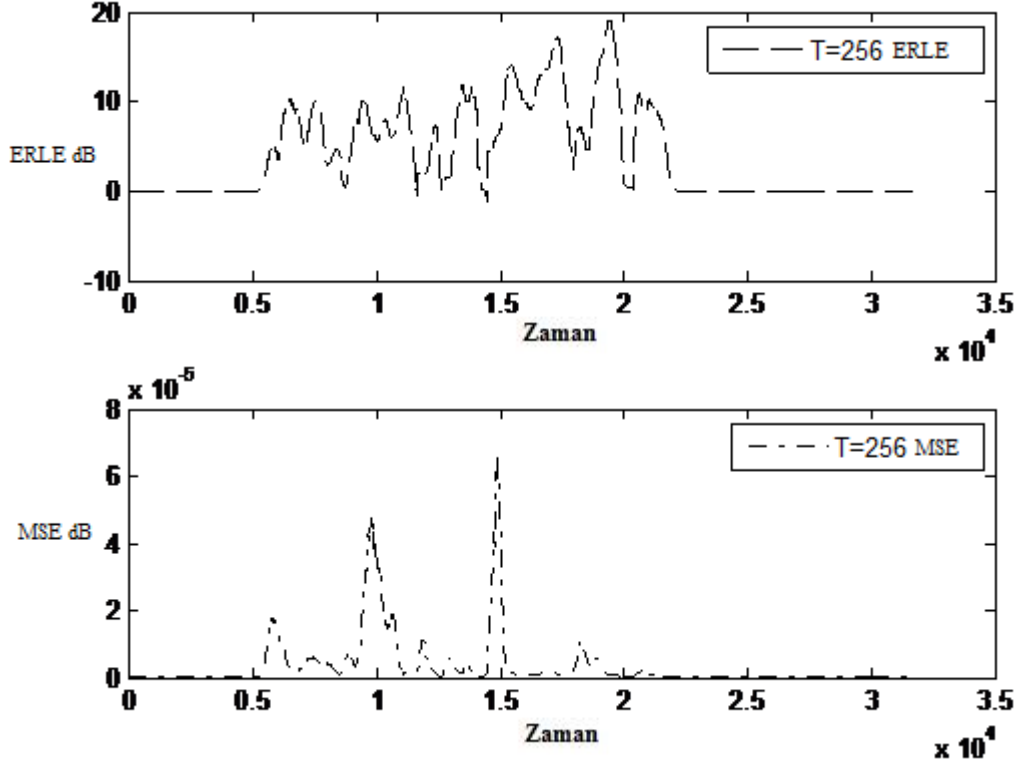
Şekil 3.13 Farklı basamak adım değerlerinde ortalama karesel hatalar

Şekil 3.13'te gözüktüğü üzere μ 0.24 için sisteme daha az ortalama karesel hata değeri üretir ve daha hızlı yakınsar, Şekil 3.14'te büyütülmüş halinde anlaşıldığı üzere 20000. veriden sonra sistem ortalama karesel hata değeri sıfıra yaklaşır.

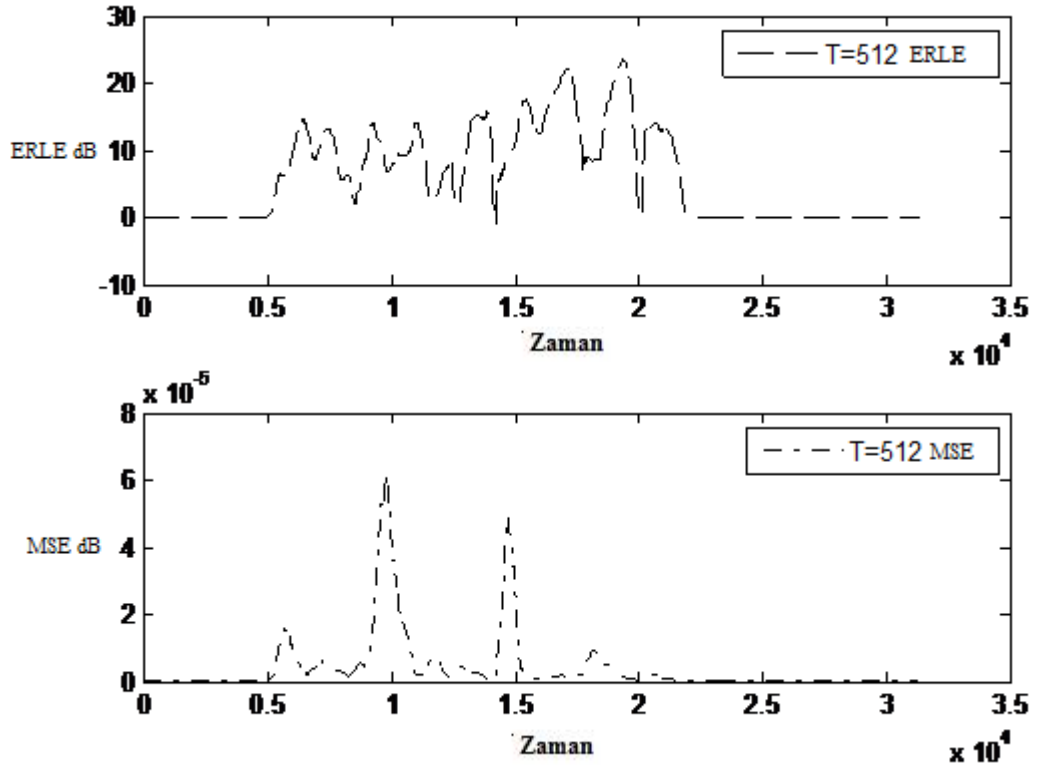


Şekil 3.14 Farklı basamak adım değerleri için MSE değeri yaklaşması

Bölüm 3.3'te belirtildiği üzere oda dürtü yanıtının modellenmesi için, oda dürtü yanıtının kuyruk uzunluğu kullanılacak uyarlamalı süzgeç derecesini belirler. ITU-T (International Telecommunication Union –Uluslar arası Telekomünikasyon Birliği) nin P.501 numaralı 12/2009 tarihli telefon ölçümleri kütüphanesinden alınan bay ve bayan sesleri kullanılarak, LMS algoritmasıyla sabit bir basamak adım büyüklüğünde oda dürtü yanıtı kuyruk uzunluğu 3 farklı değerle denenerek aşağıdaki yankı geri dönüş kaybı iyileştirmesi (ERLE) değerleri ölçümlenmiştir. Kuyruk uzunluğu için test edilen değerler $N= 256, 512$ ve 1024 tür,



Şekil 3.15 T=256 için ERLE ve MSE grafiği

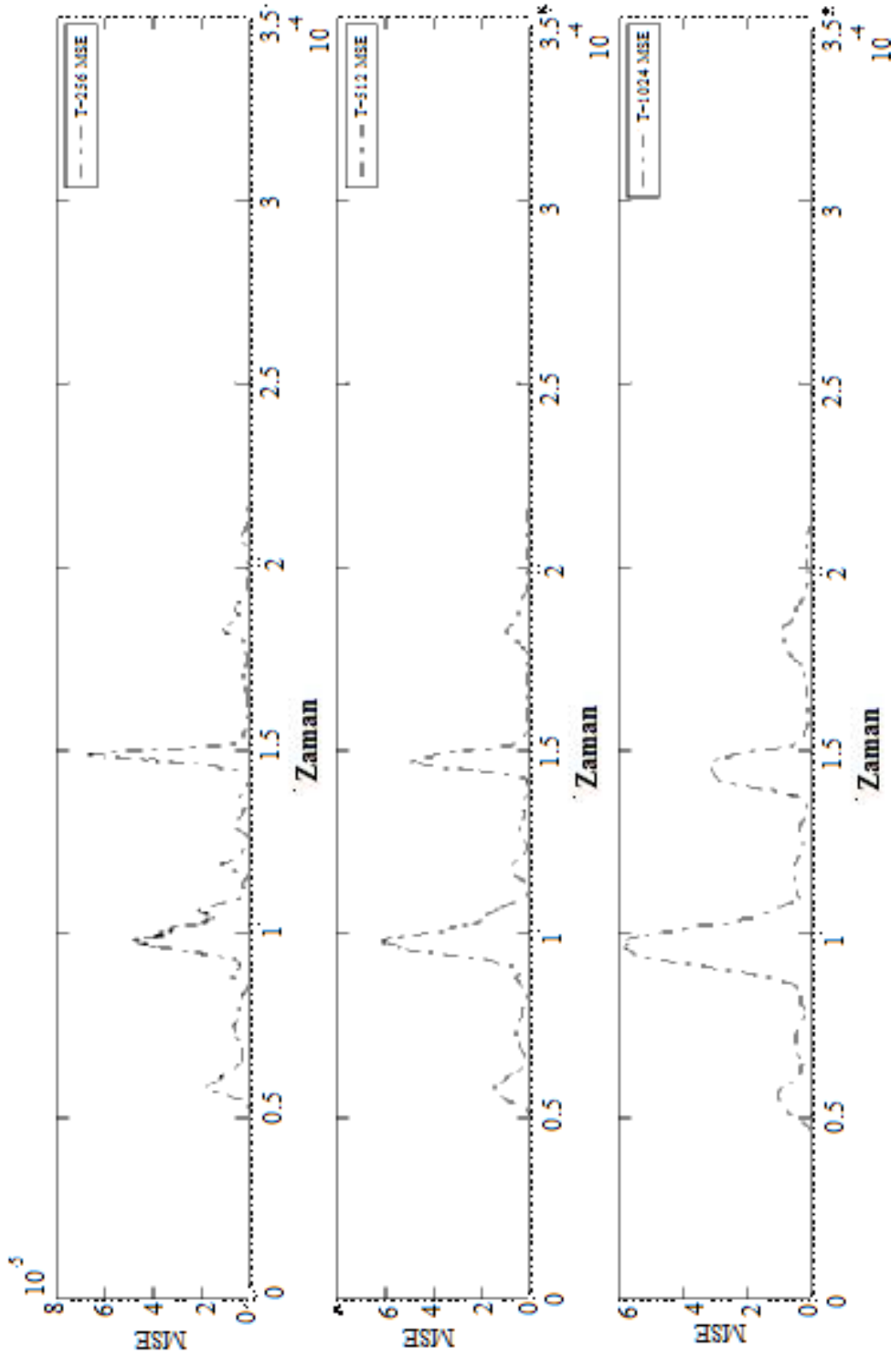


Şekil 3.16 T=512 için ERLE ve MSE grafiği

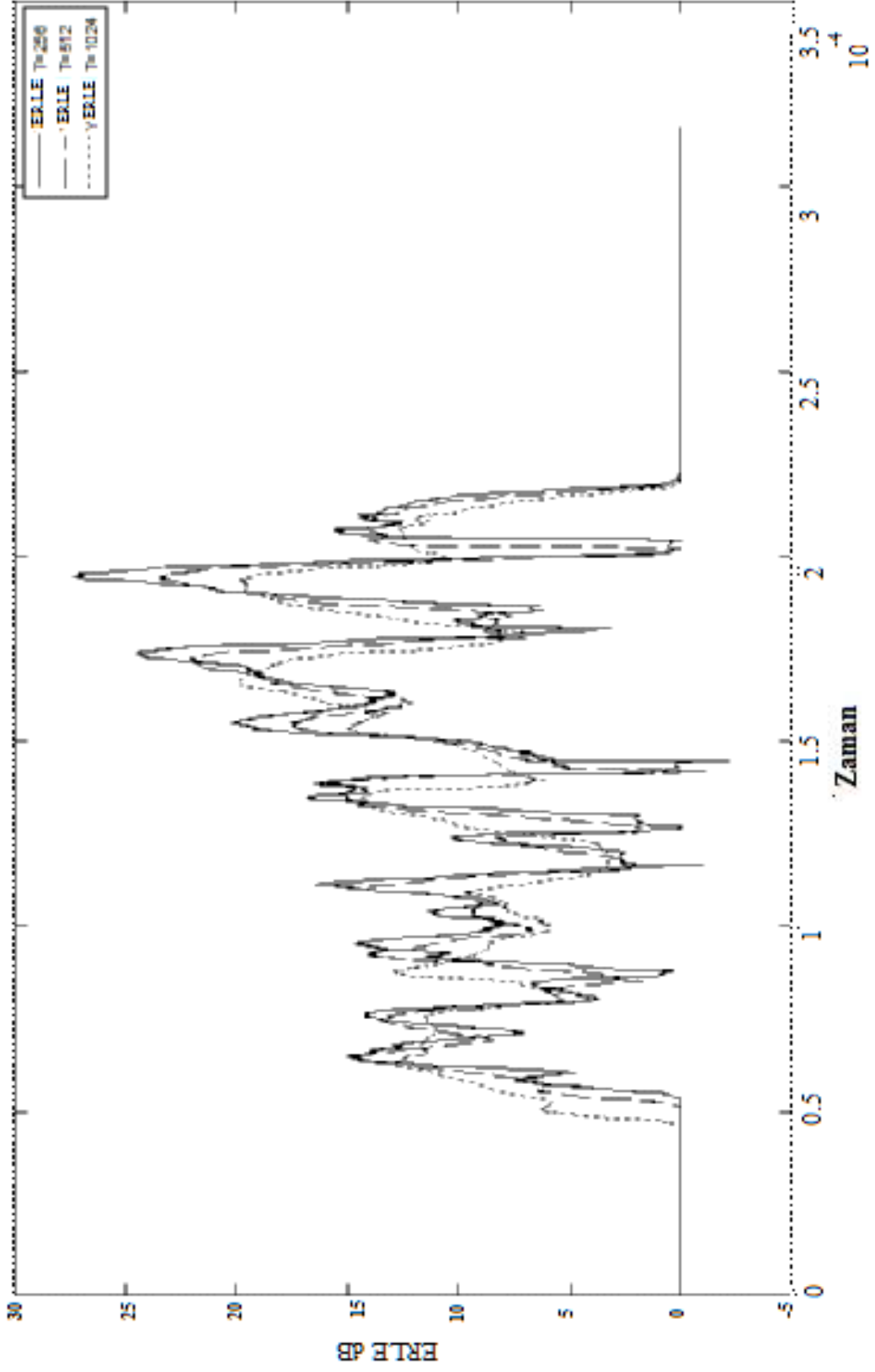
Çizelge 3.2 Farklı kuyruk uzunluğu değerlerinin karşılaştırılması

μ	T	Ortalama ERLE dB	Maksimum ERLE Değeri	MSE	Ortalama 1 tekrarda geçen süre	Deney tekrar sayısı
0.24	256	5.30	18.25	$3.77 * 10^{-6}$	16.31.7	10
0.24	512	5.84	23.5	$4.36 * 10^{-6}$	16.52.6	10
0.24	1024	5.9	19.86	$5.39 * 10^{-6}$	15.77.1	10

Sonuç olarak; LMS algoritması farklı basamak adım değerleri karşılaştırıldığında, basamak adım değeri arttıkça sistemin ortalama karesel hata değeri olarak daha hızlı 0 a yakınsadığı, ERLE değerinin de arttığı gözlemlenmiştir. Bu yüzden en uygun basamak adım değeri olarak 0.24 deneysel olarak LMS algoritması için seçilmiştir. LMS algoritması basamak adım değeri arttıkça sistem daha hızlı yakınsamasına rağmen aynı zamanda 0.44 değeri için sistemin kararsızlaştığı görülmüştür. En uygun basamak adım değeri olan 0.24 için farklı kuyruk uzunluklarında, sistemin daha kısa kuyruk uzunluğunda daha hızlı yakınsadığı görülmüştür. LMS algoritması için en uygun basamak adım değeri 0.24, en uygun kuyruk uzunluğu değeri 1024 seçilmiştir.



Şekil 3.17 Farklı T değerleri için MSE karşılaştırması

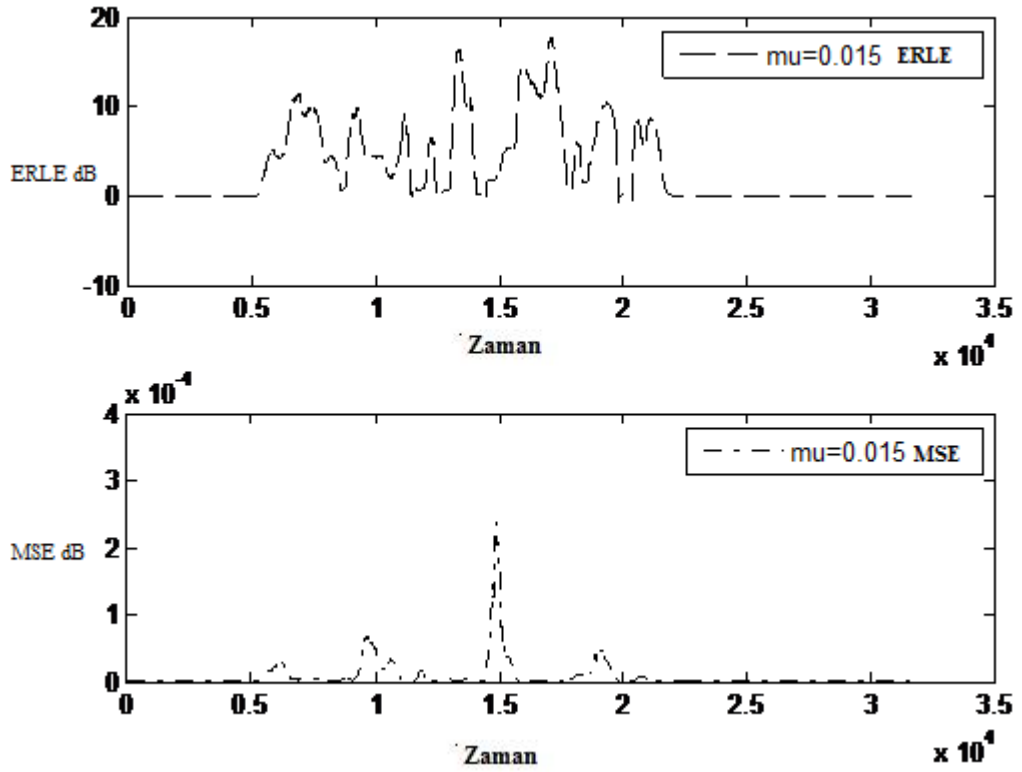


Şekil 3.18 Farklı T değerleri için ERLE karşılaştırması

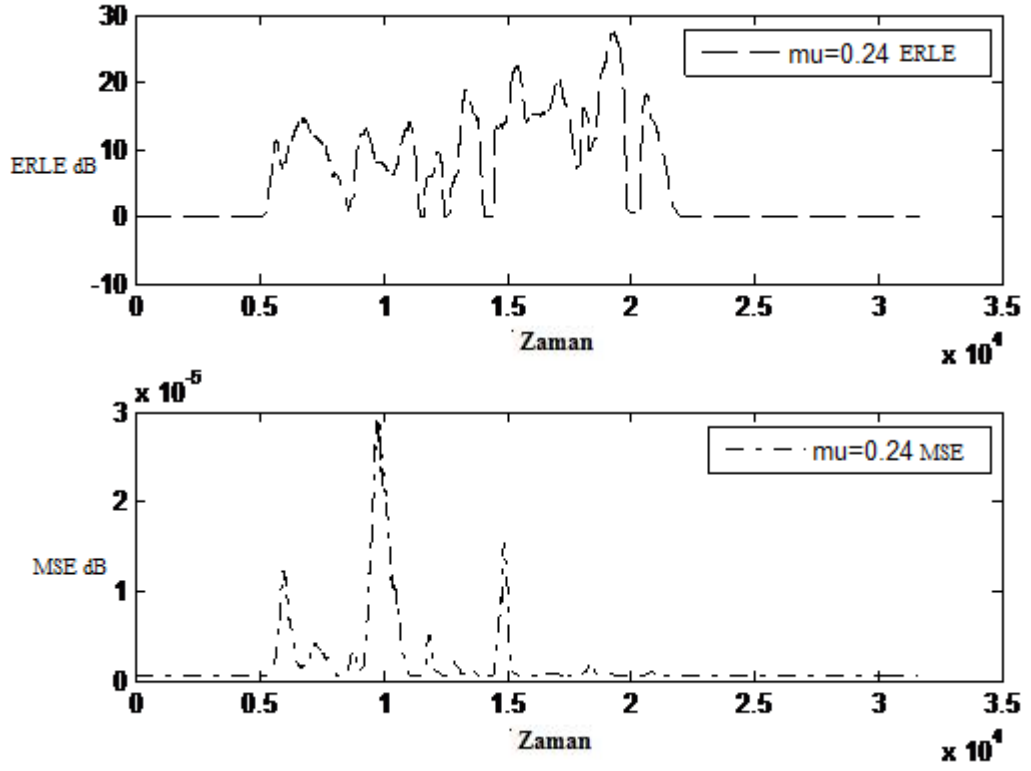
3.4.2 NLMS Algoritması

NLMS algoritması hesaplamaları sırasında, sisteme giren sinyalin büyüklüğüne göre basamak adım büyüklüğü hesaplaması yapılır. Uyarlamalı süzgeç katsayıları güncellenirken sisteme giren sinyalin karesine bölünerek, basamak adım güncellemesi normalize edilir.

NLMS algoritması en uygun değer hesaplaması için 3.4.1 de LMS algoritması için kullanılan sinyalin çift taraflı konuşma bölümünden önceki 31875 basamaklı bölüm kullanılacaktır. Algoritmanın test edilebilmesi için μ basamak adım değeri sırasıyla 0.015 ve 0.24 değerlerinde test edilecek, sonrasında uyarlanırlı süzgeç katsayı uzunluğu için 256,512 ve 1024 değerleri test edilecektir.



Şekil 3.19 $\mu=0.015$ için ERLE ve MSE değerleri

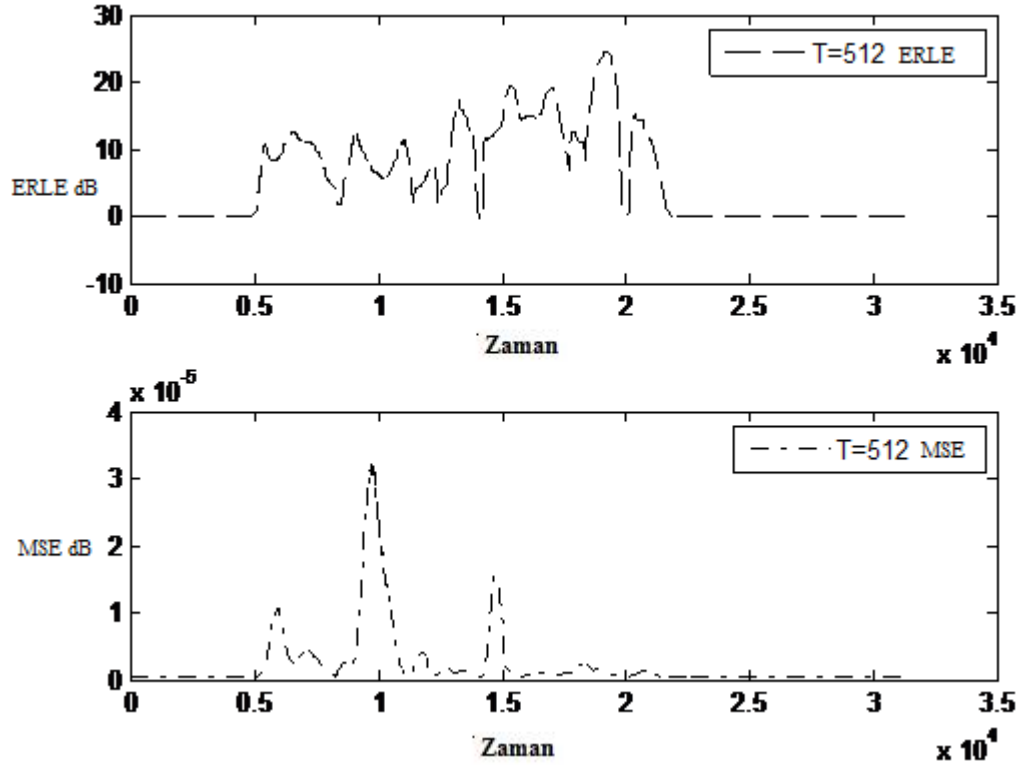


Şekil 3.20 $\mu=0.24$ için ERLE ve MSE değerleri

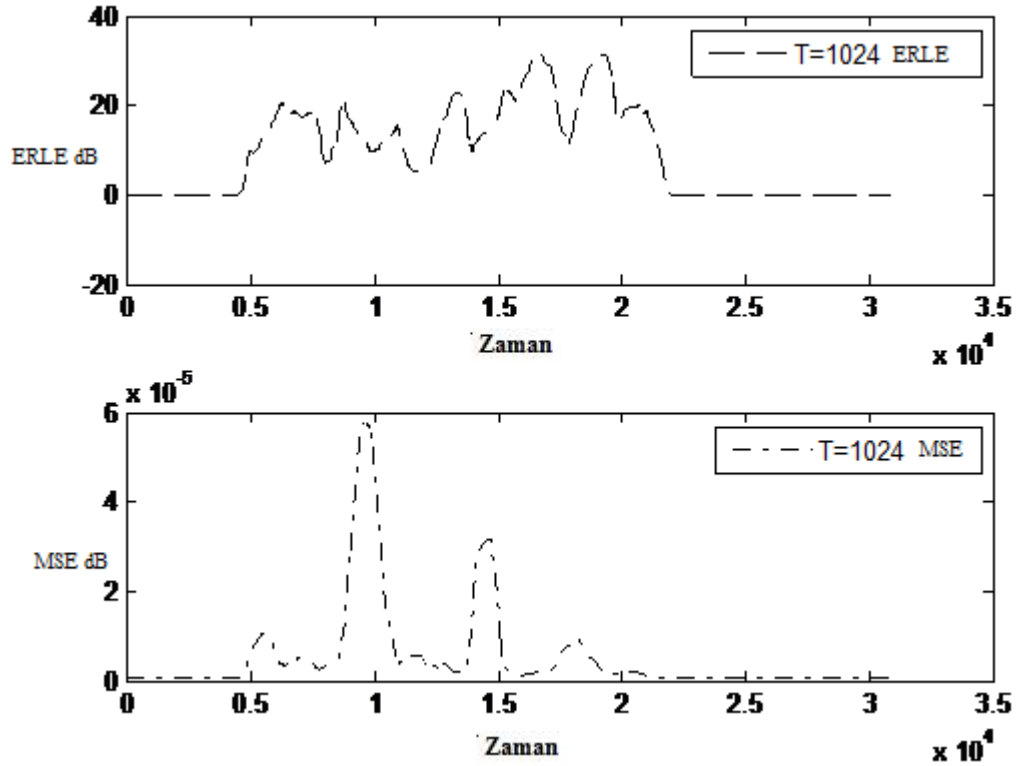
Çizelge 3.3 NLMS algoritması için farklı basamak adım değerlerinin karşılaştırılması

μ	T	Ortalama ERLE dB	Maksimum ERLE Değeri	MSE	Ortalama 1 tekrarda geçen süre	Deney tekrar sayısı
0.015	256	3.04	17,68	$8,48 * 10^{-6}$	16.283	10
0.24	256	5.79	27,33	$1,85 * 10^{-6}$	14.471	10

Basamak adım değeri $\mu= 0.24$ için ERLE ve MSE değerleri daha iyi sonuç alındığı için NLMS algoritması için uygun kuyruk uzunluğu hesaplanır.



Şekil 3.21 T=512 için ERLE ve MSE değerleri



Şekil 3.22 T=1024 için ERLE ve MSE değerleri

Çizelge 3.4 NLMS algoritması farklı uzunluktaki süzgeçlerin karşılaştırılması

μ	T	Ortalama ERLE dB	Maksimum ERLE Değeri	MSE	Ortalama 1 tekrarda geçen süre	Deney tekrar sayısı
0.24	256	5.19	27,33	$1,85 * 10^{-6}$	14.47.1	10
0.24	512	5.68	24,60	$2,32 * 10^{-6}$	14.38.5	10
0.24	1024	5.27	31,47	$3,39 * 10^{-6}$	16.72.4	10

NLMS algoritması için iki farklı basamak adım değeri test edildi, basamak adım değeri beklendiği gibi arttıkça algoritma yakınsama değeri artar, sistemde kullanılan uyarlamalı süzgeç uzunluğunun artması hem ERLE değerini hem de MSE değerini düşürür. Uzun süzgeç yapısı işlemsel karmaşıklığı arttırdığından yakınsama değerini düşürür fakat ERLE değerini arttırır. NLMS sistemi için en uygun değerler olarak basamak adım değeri μ 0.24 ve süzgeç uzunluğu olarak T=1024 olarak belirlenmiştir.

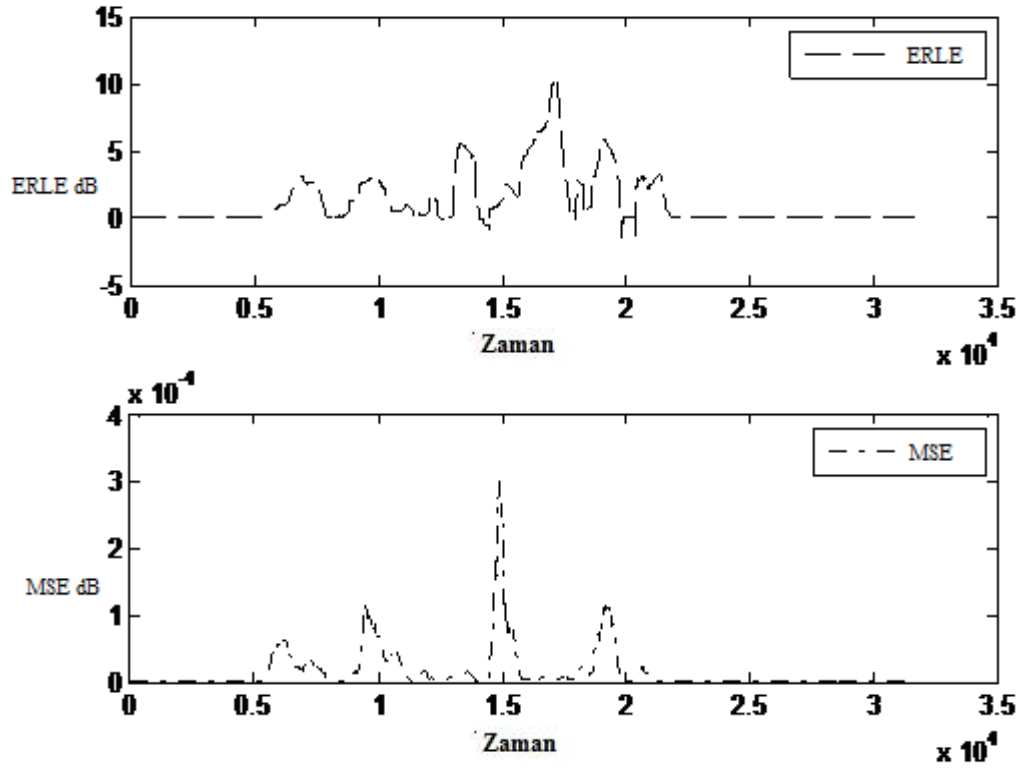
3.4.3 VSLMS Algoritması

VSLMS algoritması LMS algoritmasındaki skaler μ basamak adım değerini vektörel olarak işler ve her süzgeç katsayısı için bir basamak adım katsayısı kullanır. Basamak adım değerinin alacağı değer aralığı önceden belirlenir ve basamak adım değer vektörü sıfır olarak başlar.

Kullanılan algortmada 3.4.1 ve 3.4.2 de kuyruk uzunlukları 1024 basamak seçildiği için testler 1024 basamak süzgeç uzunluğuyla gerçekleştirilmiştir.

Çizelge 3.5 [0.0001, 0.0634] değer aralığı için VSLMS algoritması karşılaştırması

Min Basamak adım değeri μ	Maksimum Basamak adım değeri μ	Ortalama ERLE dB	Maksimum ERLE Değeri	MSE	Ortalama 1 tekrarda geçen süre	Deney tekrar sayısı
0.0001	0.0634	1.86	13.61	$1,55 \cdot 10^{-5}$	62,14 saniye	10

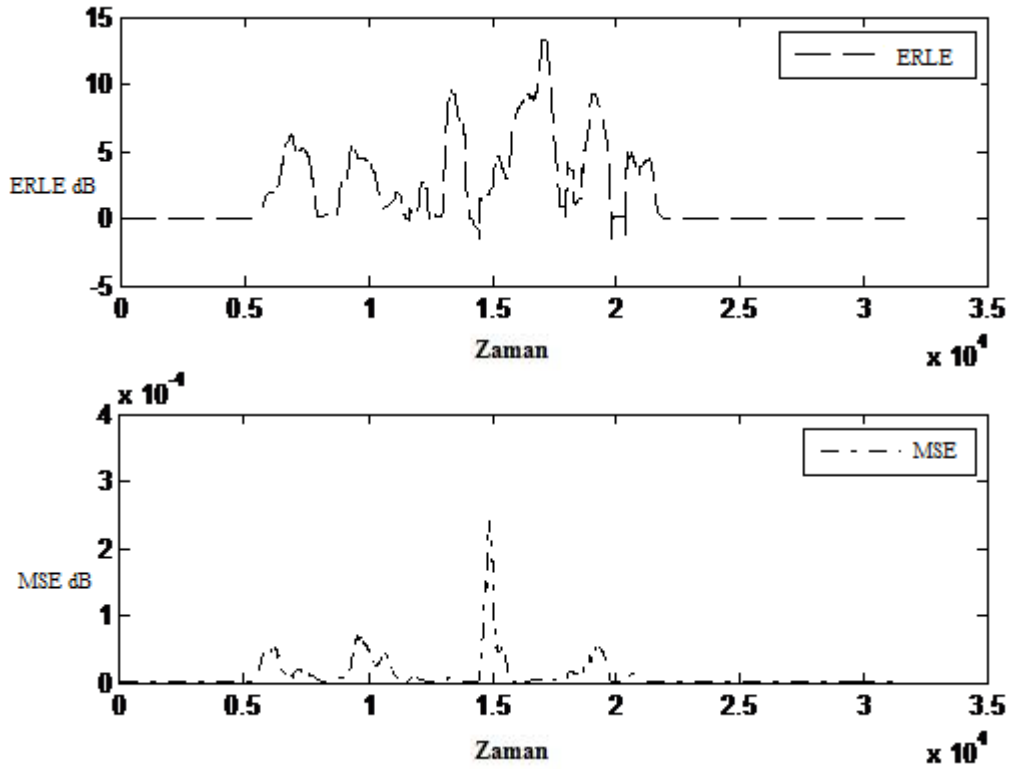


Şekil 3.23 VSLMS Algoritması

3.4.4 VSNLMS Algoritması

3.4.3 te gösterildiği üzere basamak adım büyüklüğünün değişken olması, sistem girdisinin her tekrarındaki katsayıları için farklı, değişken basamak adım büyüklüğünün hesaplanmasıdır. VSNLMS algoritmasındaki temel fark her tekrarda maksimum basamak adım büyüklüğü tekrar hesaplanır.

LMS, NLMS veya VSLMS algoritmalarındaki gibi önceden belirlenen bir basamak adım büyüklüğü veya parametresi kullanılmamıştır.



Şekil 3.24 VSNLMS Algoritması

Çizelge 3.6 VSNLMS algoritması sonuçları

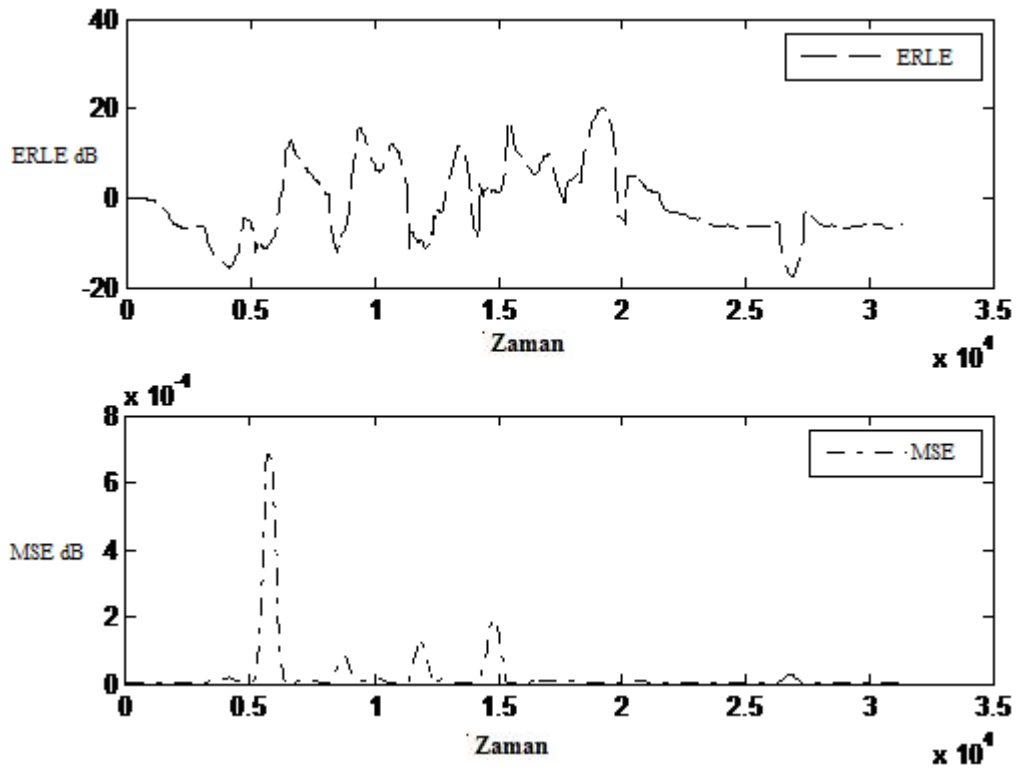
Test edilen min Basamak adım değeri μ	Test edilen max Basamak adım değeri μ	Ortalama ERLE dB	Maksimum ERLE Değeri	MSE	Ortalama 1 tekrarda geçen süre	Deney tekrar sayısı
0.0033	0.0298	1.85	13.67	$1,10 \cdot 10^{-5}$	91,24 saniye	10

3.4.5 RLS Algoritması

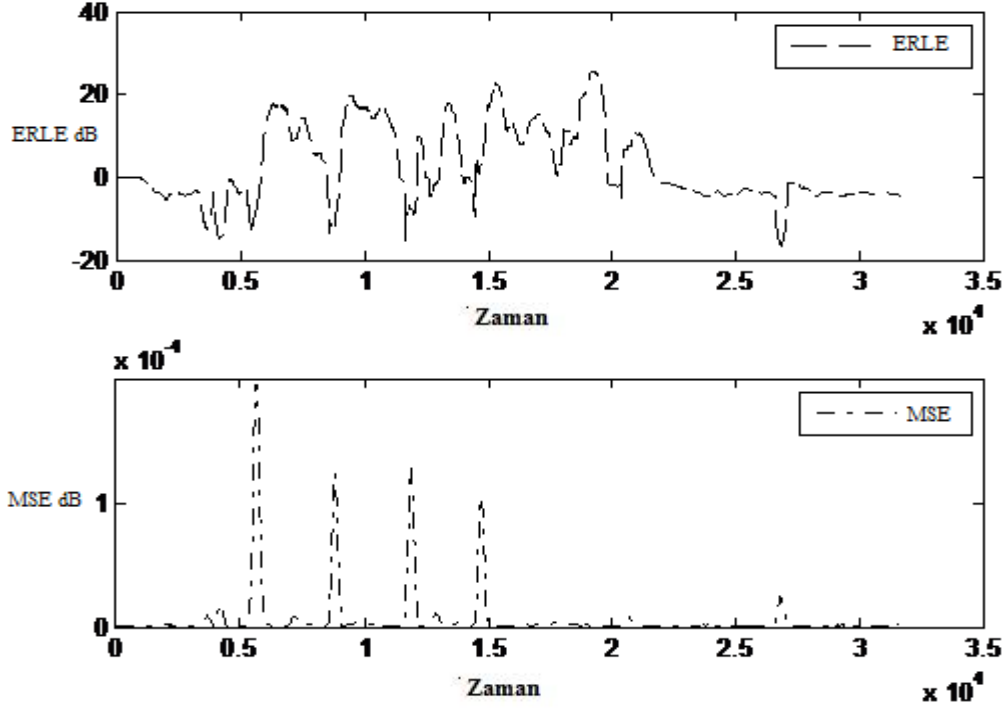
Önceki bölümlerdeki gibi sinyalin ilk bölümündeki 31875 basamak temel alınarak performans analizi yapılmıştır.

RLS algoritmasında λ ve δ parametreleri kullanılır, bunlardan δ ilinti matrisinin başlangıç değerinin atanmasında kullanılır, λ parametresi ise unutma faktörü olarak adlandırılır ve algoritmanın kararlılığında önemli bir faktördür.

Çizelge 3.7 de belirtildiği üzere sistem λ 0.2 için kararsızlaşır.



Şekil 3.25 $\lambda=0.98$ $T=256$ için RLS algoritma sonuçları



Şekil 3.26 $\lambda=0.98$ $T=512$ için RLS algoritma sonuçları

Çizelge 3.7 RLS algoritması sonuçları

λ	M	ERLE ortalama	Maksimum ERLE	MSE ortalama	Ortalama her tekrarda geçen süre	Toplam tekrar sayısı
0.2	256	∞	∞	∞	Test tamamlanamadı	Test tamamlanamadı
0.98	256	-1.25	20.26	$6,93 \cdot 10^{-6}$	798.97 (13.31')	5
0.98	512	2.51	25.65	$2,5 \cdot 10^{-5}$	4648 (77.47')	5

Çizelge 3.7 sonuçları incelendiğinde, RLS algoritmasının karesel işlemel karmaşıklığı nedeniyle süzgeç uzunluğu arttıkça geçen sürenin hızla arttığı gözükür. Ortalama ERLE olarak süzgeç uzunluğu nedeniyle ERLE değer aralığı çok geniş olsa da, ortalama karesel hata oranı düşük seviyededir. RLS algoritması için en uygun parametreler

$\lambda=0.98$, $\delta=0.004$, $T=512$ olarak belirlenmiştir.

3.5 Çift Taraflı Konuşma Algılayıcı Algoritmaları

Çift taraflı konuşma algılayıcısının temel görevi yakın uç ve uzak uç sinyalleri aynı anda sisteme girdiğinde algılamak ve uyarlamalı süzgeç katsayılarının güncellenmesini durdurmaktır.

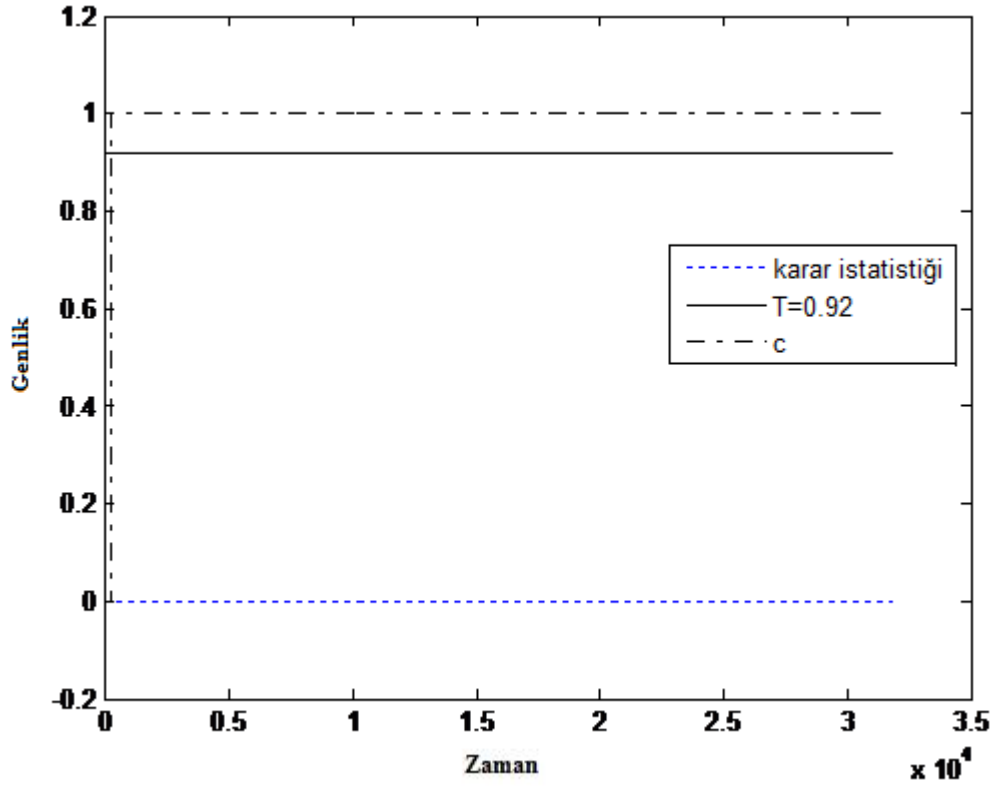
Çift taraflı konuşma algılayıcı algoritmasının en zor bölümü uzak uç sinyalinin oluşturduğu yankı ile yakın uç sinyalinin birbirinden ayrılmasıdır.

Çift taraflı konuşma algılayıcı algoritması olarak tez çalışmasında NCC kullanılmıştır, buna göre hata sinyali ve mikrofon sinyalinin çarpaz ilişkisi ve mikrofon sinyalinin varyansı iteratif olarak hesaplanır ve birbirlerine oranlarının 1' e uzaklığı karar değişkenlerini verir.

Hareketli ortamlardaki değişiklikler, uzak uç sinyalinin yankısının giderilememesi gibi sorunlar çift taraflı konuşma algılayıcılarını etkileyebilir.

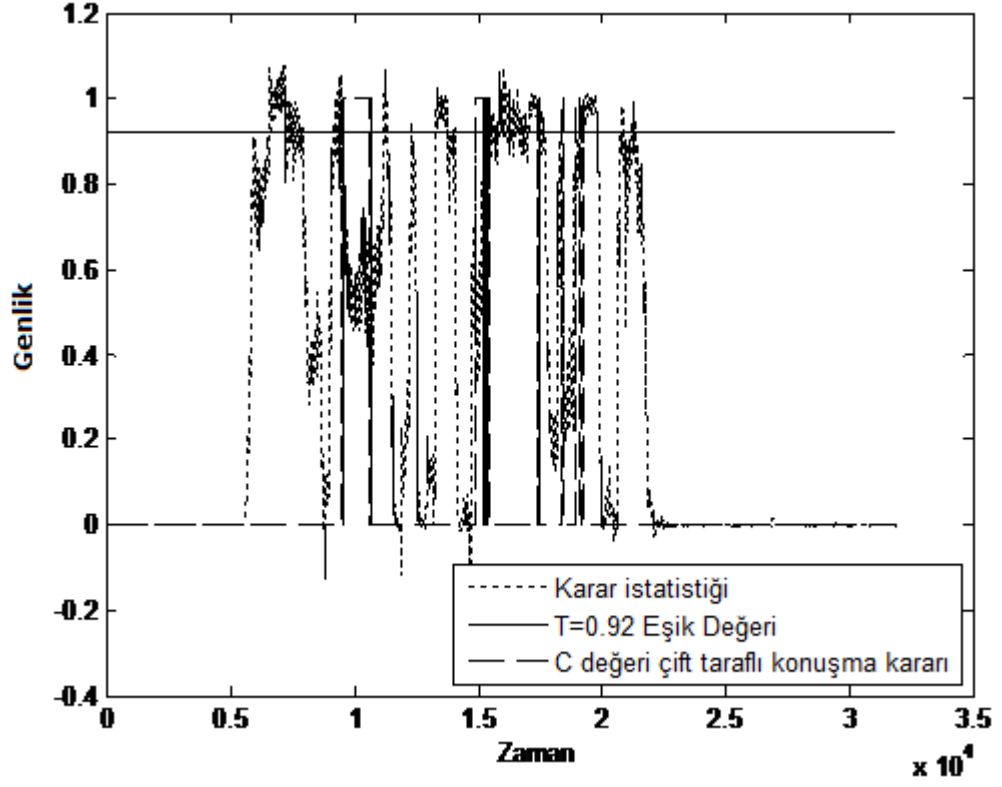
Tez çalışması sırasında çift taraflı konuşma algılayıcısının performansını arttırmak için normalize çarpaz ilişkiye dayanan karar değişkenlerinin dışında, uzak uç konuşma algılayıcısı ve yakın uçtaki konuşmayı algılamak için algoritmaya eklentiler yapılmıştır.

Buna göre sadece karar değişkenlerine dayanan bir çift taraflı konuşma algılayıcısı ses verisinin ilk 31875 basamak için performansı; Şekil 3.27'de gözüktüğü üzere hiç çift taraflı konuşma olmamasına rağmen sistem en baştan c değerini 1 yapar ve hep çift taraflı konuşma olarak algılanır.



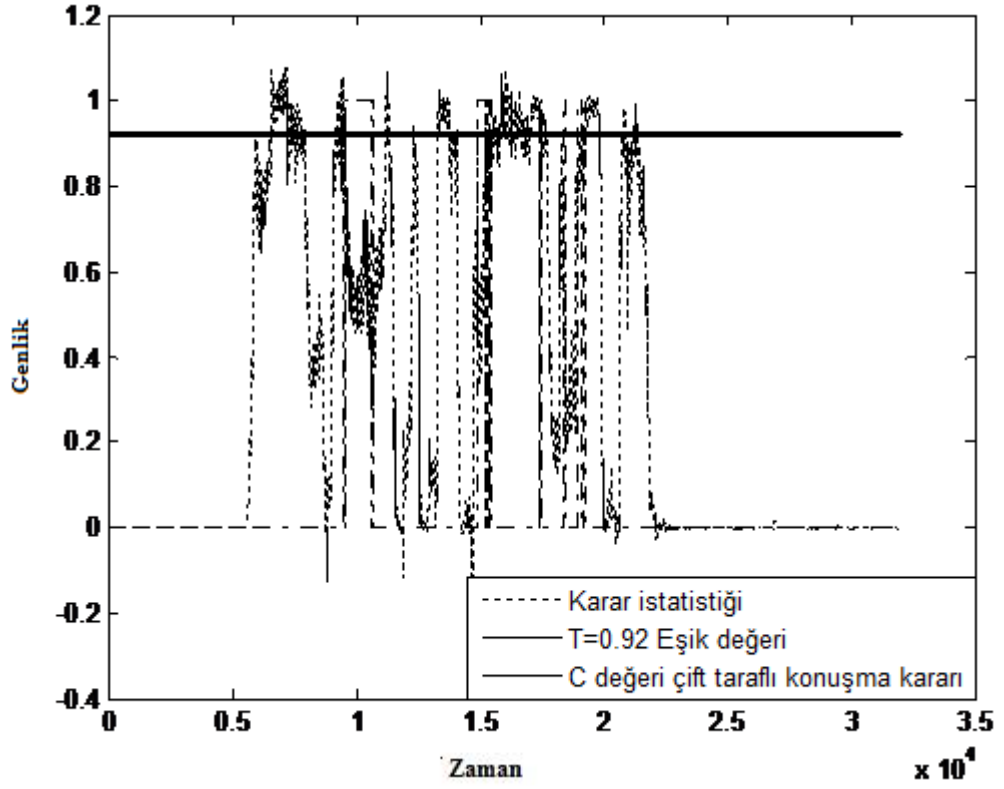
Şekil 3.27 Sadece karar istatistiği kullanılırsa

Uzak uç sinyalini algılamak için kullanılan, eşik değerinin uygulanmasından sonra ilk 31875 basamak için sistemin performansı; Şekil 3.28’de görüldüğü üzere c nin ilk 31875 örnek için aldığı toplam değer 2275. 2275 örnek için yanlış hesap yapıp çift taraflı konuşma kararı alınmıştır.



Şekil 3.28 Karar istatistiği ve uzak uç konuşma algılayıcı kullanılırsa

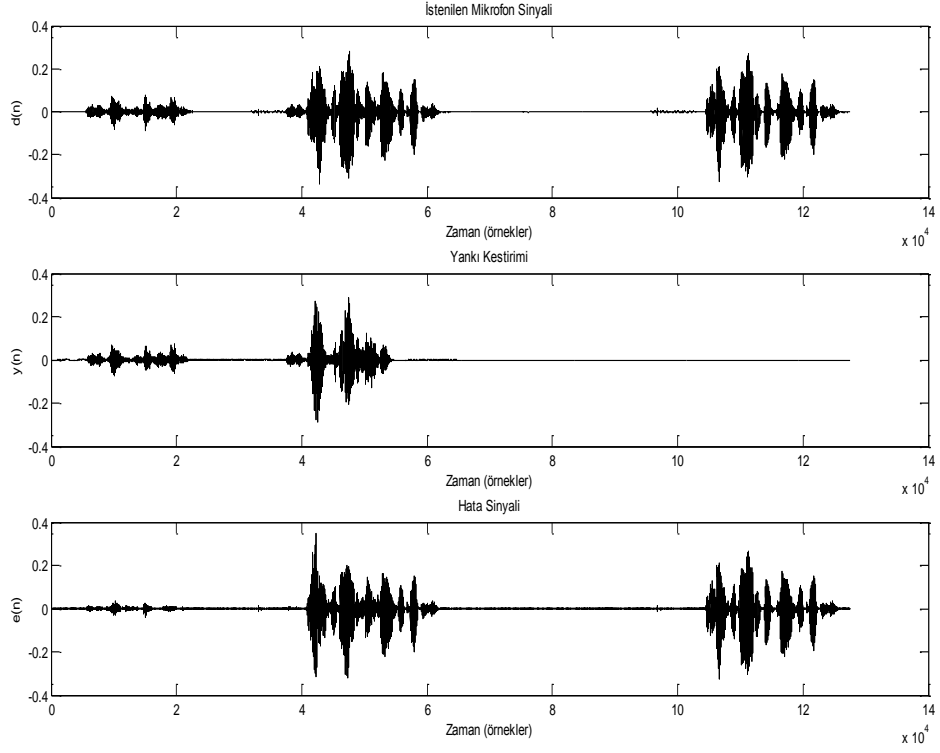
Yakın uç sinyalini algılamak için kullanılan logaritmik eşik değerinin uygulanmasıyla sistemin performansı Şekil 3.29' da görüldüğü üzere uzak uç algılayıcı, yakın uç algılayıcı ve karar istatistiği kullanıldığında çift taraflı konuşma tespiti c sayısı 14 e düşmektedir.



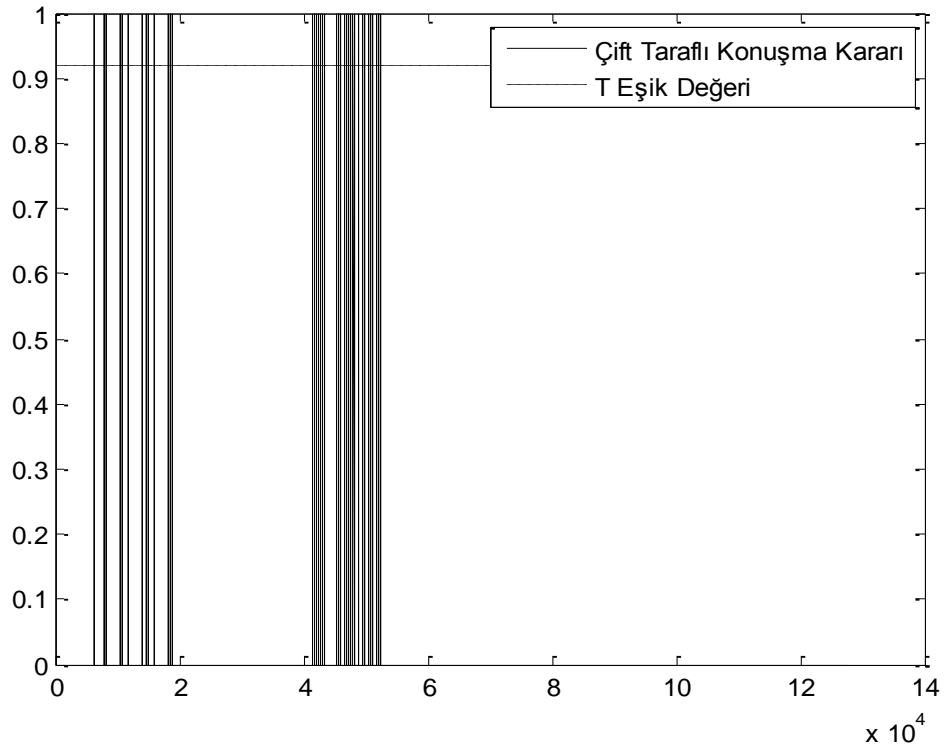
Şekil 3.29 Karar istatistiği, uzak uç algılayıcı ve yakın uç algılayıcı kullanılırsa

3.6 LMS, NLMS, VSLMS, VSNLMS ve RLS Algoritmalarının Karşılaştırılması

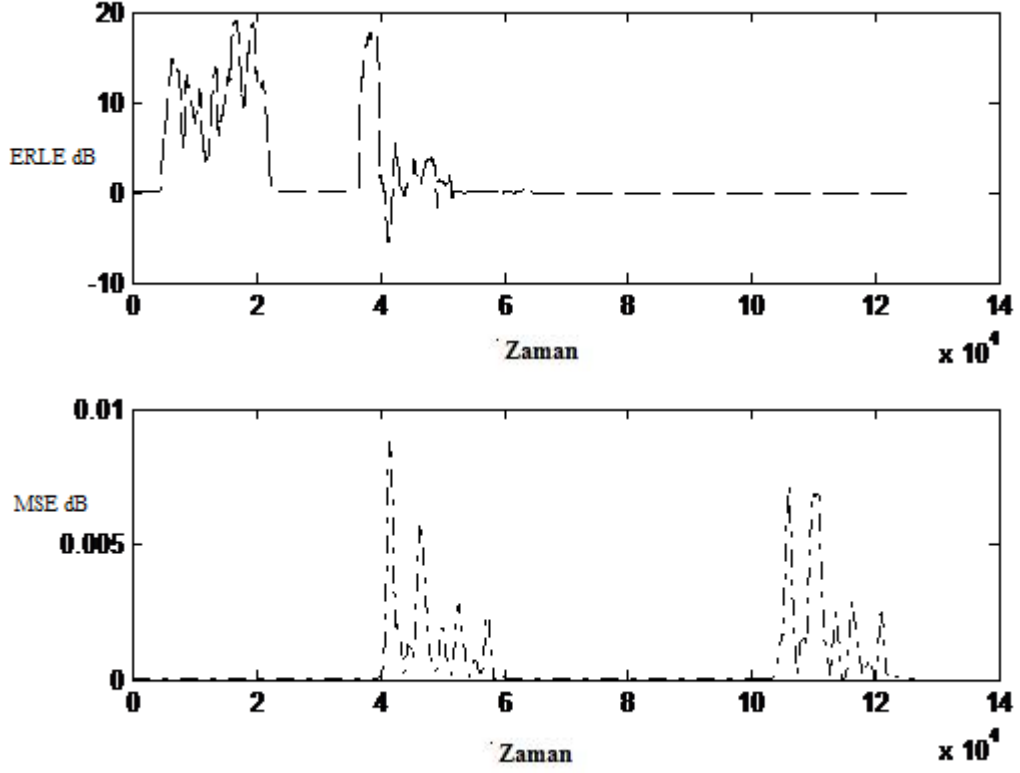
LMS algoritmasının 125000 örnek uzunluğundaki veriyi işlemesi sırasında ortamda oluşan yankı sinyali ve LMS algoritması kullanılarak hesaplanan yankı kestirimi Şekil 3.30'da verilmiştir. Şekil 3.31'de ise LMS algoritmasının doğru çift taraflı konuşma tespiti verilmiştir. Şekil 3.36'da ise LMS algoritmasının ERLE ve MSE bazında başarımları grafikleri paylaşılmıştır.



Şekil 3.30 LMS $d(n)$, $y(n)$ ve $e(n)$

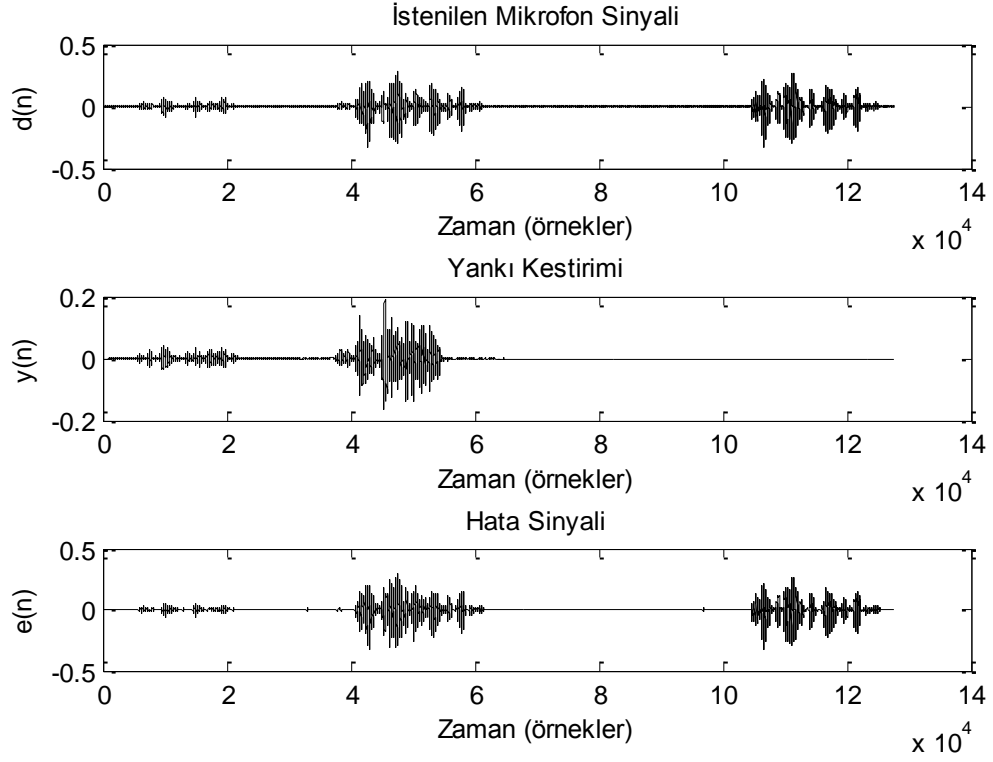


Şekil 3.31 LMS çift taraflı konuşma algılayıcısı

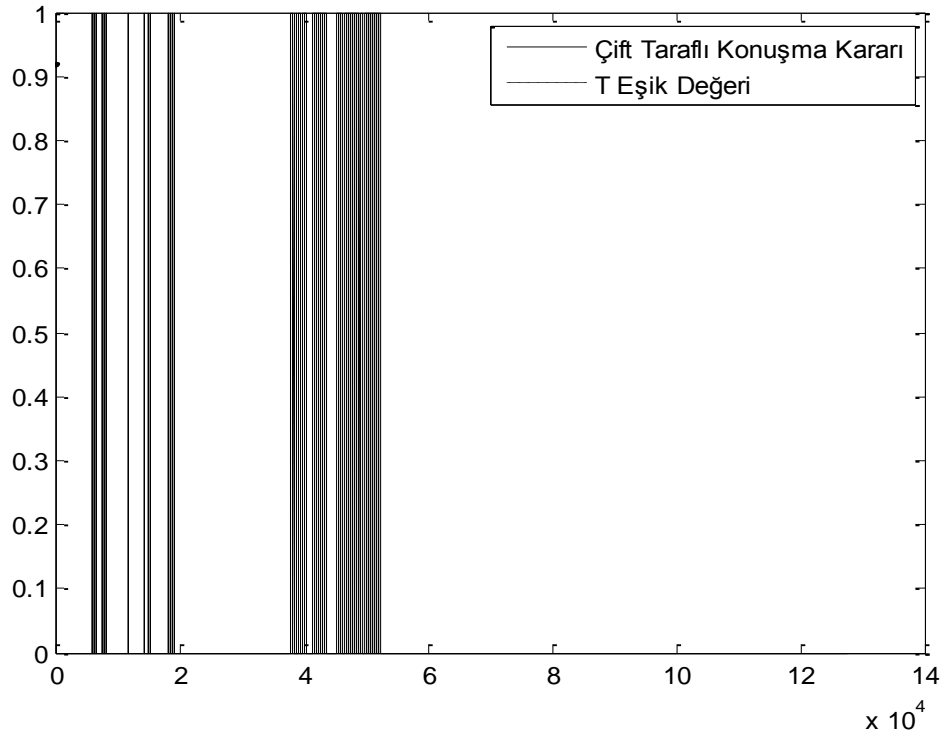


Şekil 3.32 LMS algoritması ERLE ve MSE bazında başarımlı analizi

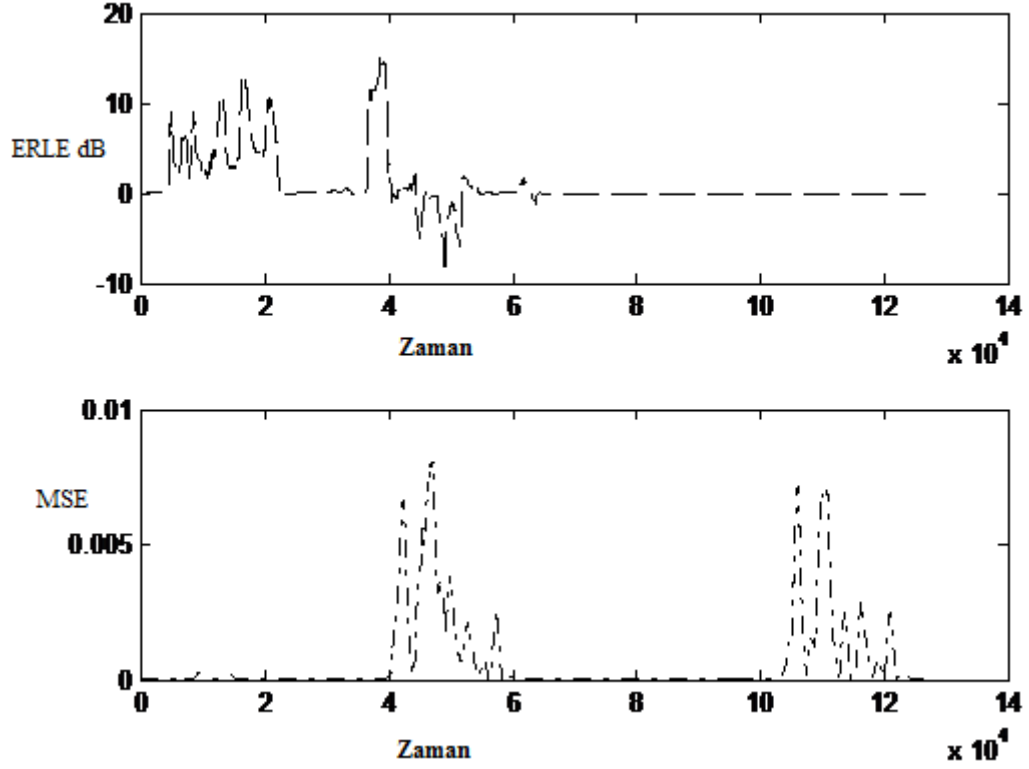
NLMS algoritmasının 125000 örnek uzunluğundaki veriyi işleme sırasında ortamda oluşan yankı sinyali ve NLMS algoritması kullanılarak hesaplanan yankı kestirimi Şekil 3.33'te verilmiştir. Şekil 3.34'te ise NLMS algoritmasının doğru çift taraflı konuşma tespiti verilmiştir. Şekil 3.35'te ise NLMS algoritmasının ERLE ve MSE bazında başarımlı grafikleri paylaşılmıştır.



Şekil 3.33 NLMS $d(n)$, $y(n)$ ve $e(n)$

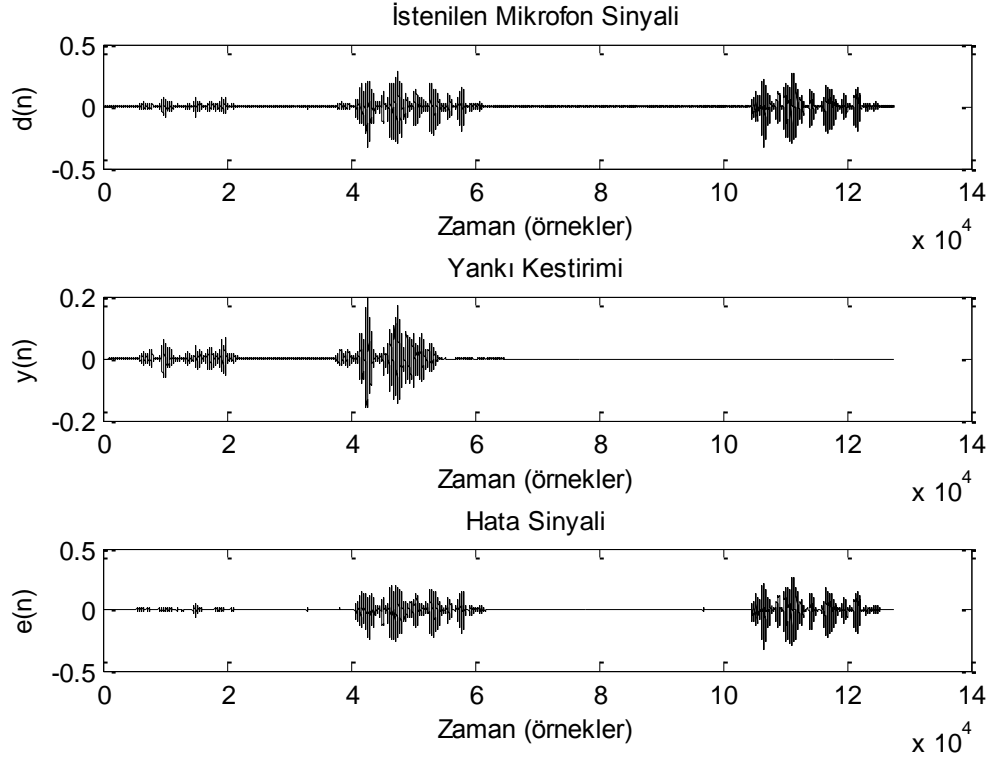


Şekil 3.34 NLMS çift taraflı konuşma algılayıcısı

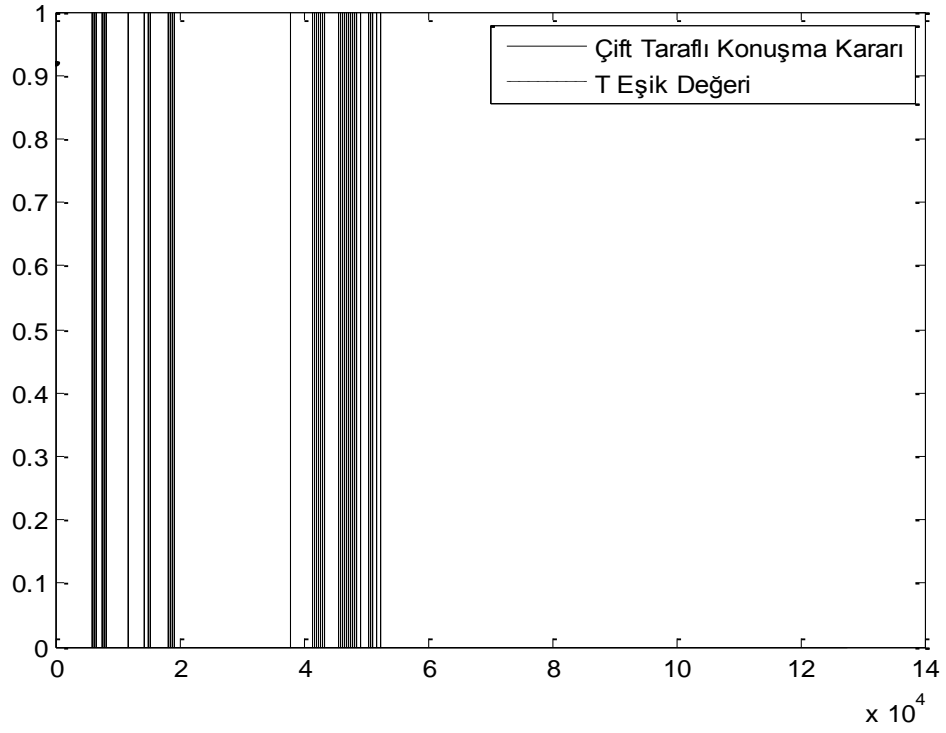


Şekil 3.35 NLMS algoritması ERLE ve MSE bazında başarımları

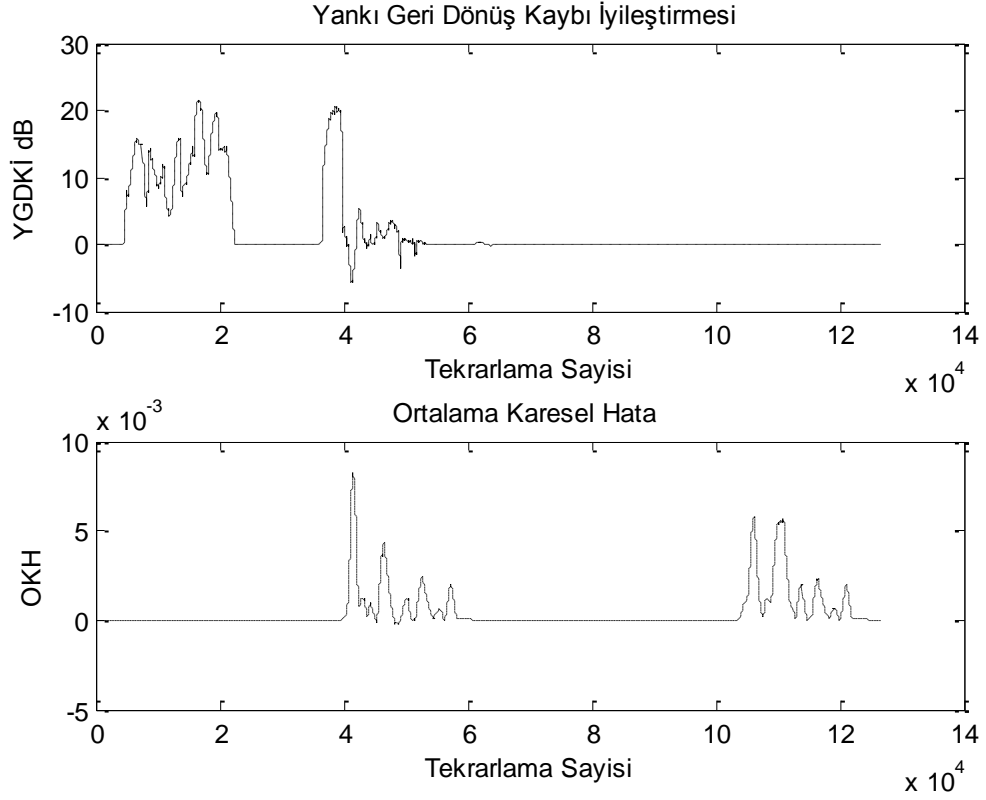
VSLMS algoritmasının 125000 örnek uzunluğundaki veriyi işlemesi sırasında ortamda oluşan yankı sinyali ve VSLMS algoritması kullanılarak hesaplanan yankı kestirimi Şekil 3.36'da verilmiştir. Şekil 3.37'de ise VSLMS algoritmasının doğru çift taraflı konuşma tespiti verilmiştir. Şekil 3.38'de ise VSLMS algoritmasının ERLE ve MSE bazında başarımları grafikleri paylaşılmıştır.



Şekil 3.36 VSLMS $d(n)$, $y(n)$ ve $e(n)$

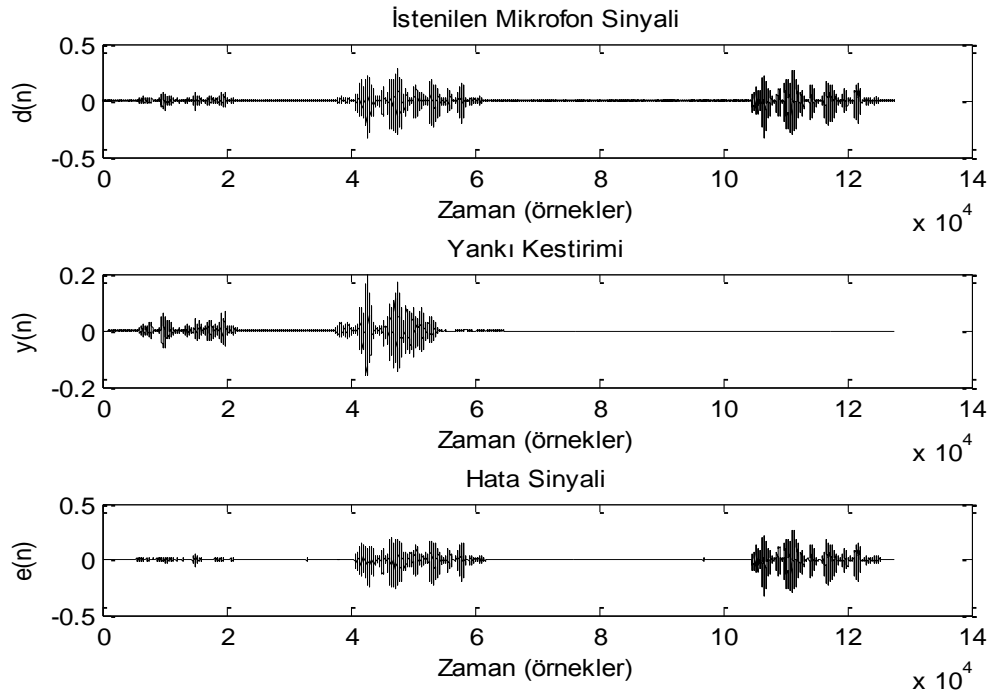


Şekil 3.37 VSLMS çift taraflı konuşma algılayıcısı

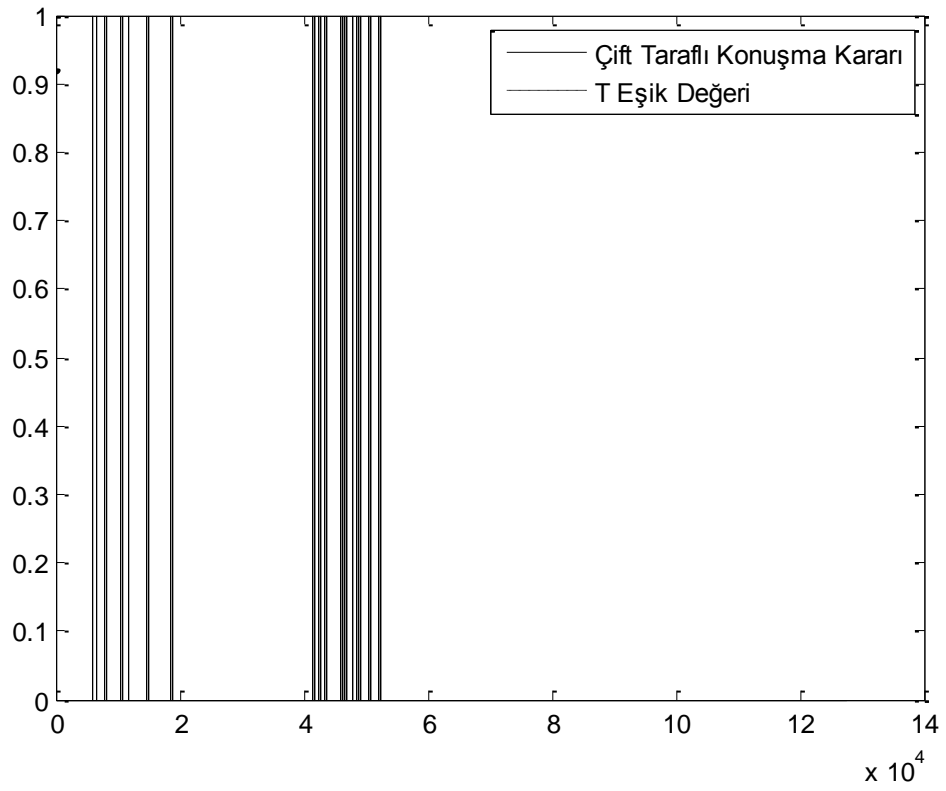


Şekil 3.38 VSLMS algoritması ERLE ve MSE bazında başarımlı analizi

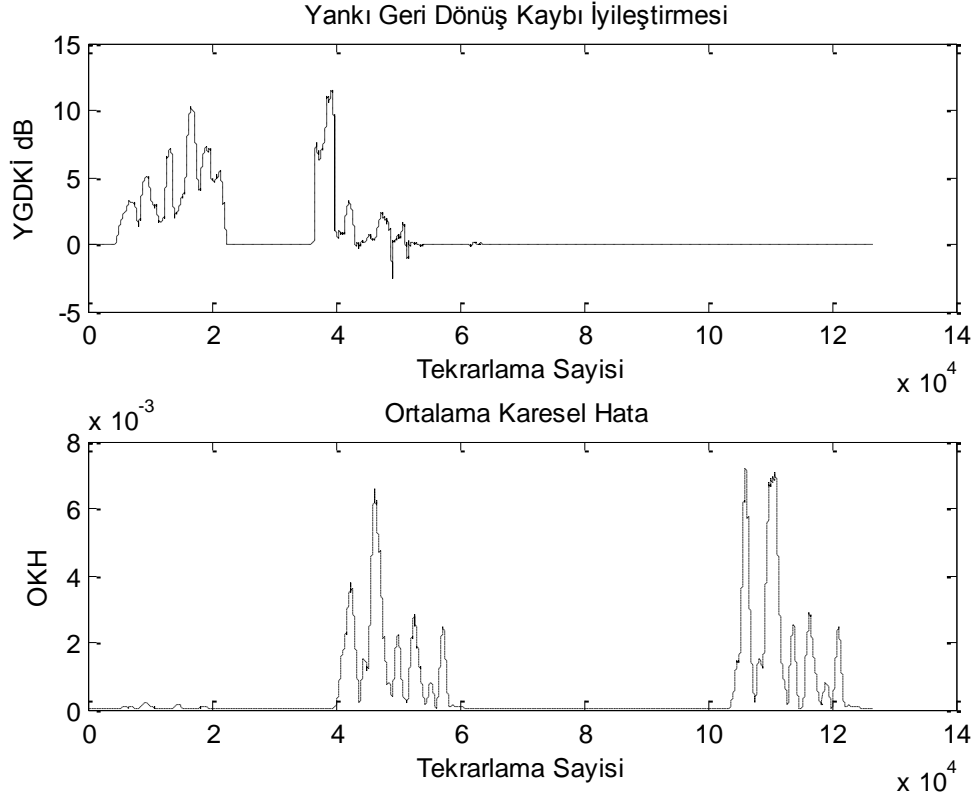
VSNLMS algoritmasının 125000 örnek uzunluğundaki veriyi işleme sırasında ortamda oluşan yankı sinyali ve VSNLMS algoritması kullanılarak hesaplanan yankı kestirimi Şekil 3.39'da verilmiştir. Şekil 3.40'da ise VSNLMS algoritmasının doğru çift taraflı konuşma tespiti verilmiştir. Şekil 3.41'ta ise VSNLMS algoritmasının ERLE ve MSE bazında başarımlı grafikleri paylaşılmıştır.



Şekil 3.39 VSNLMS $d(n)$, $y(n)$ ve $e(n)$

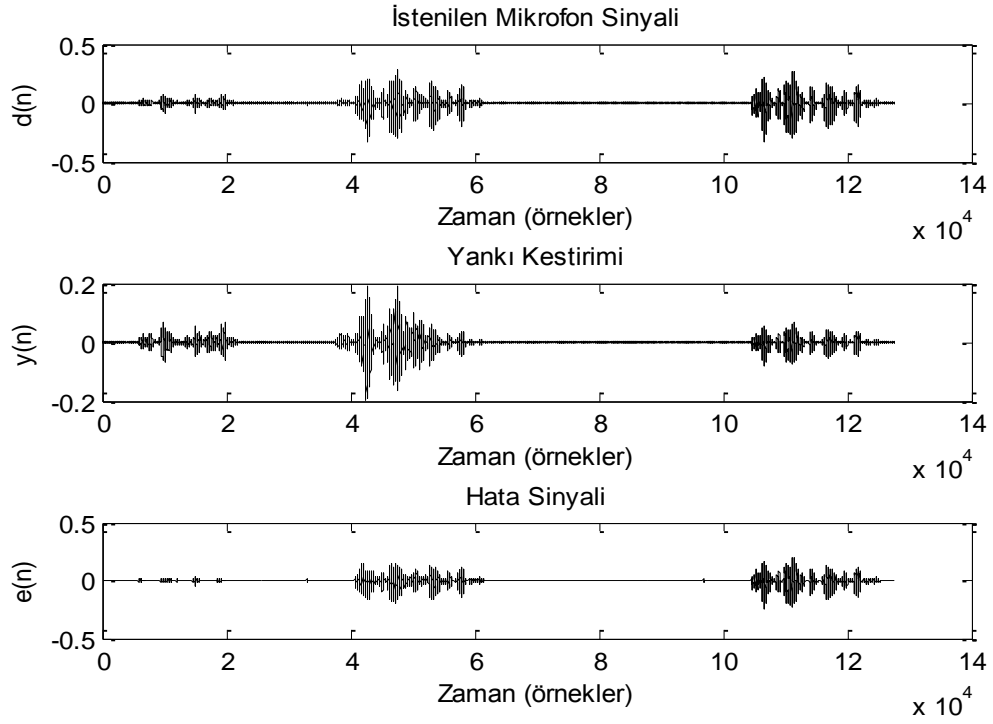


Şekil 3.40 VSNLMS çift taraflı konuşma algılayıcısı

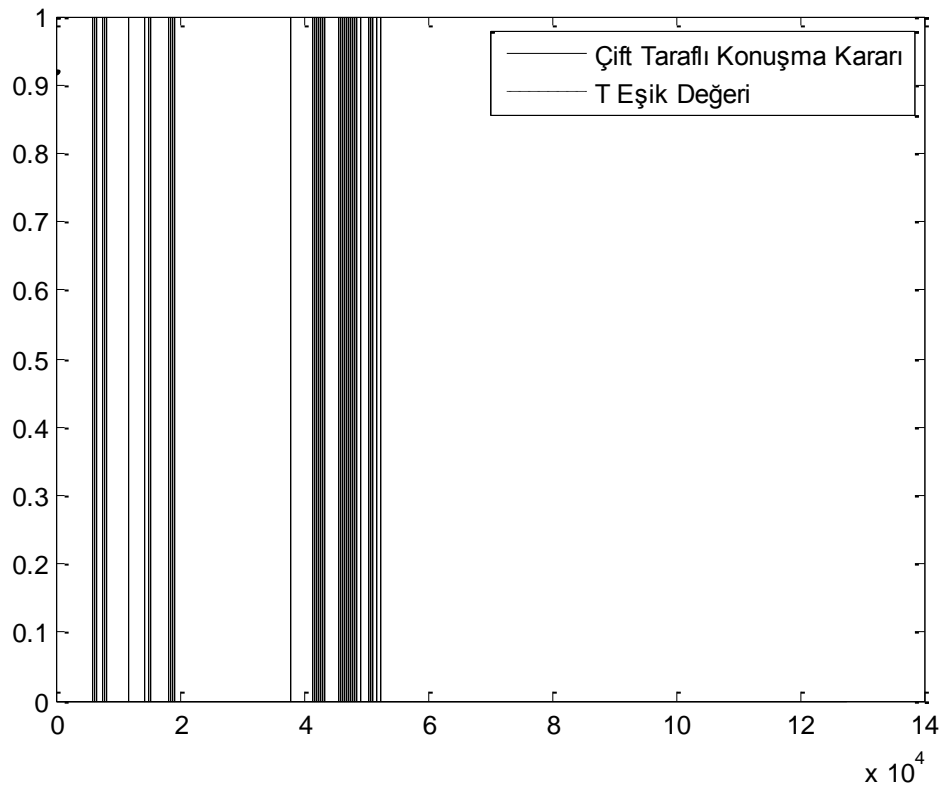


Şekil 3.41 VSNLMS algoritması ERLE ve MSE bazında başarımlı analizi

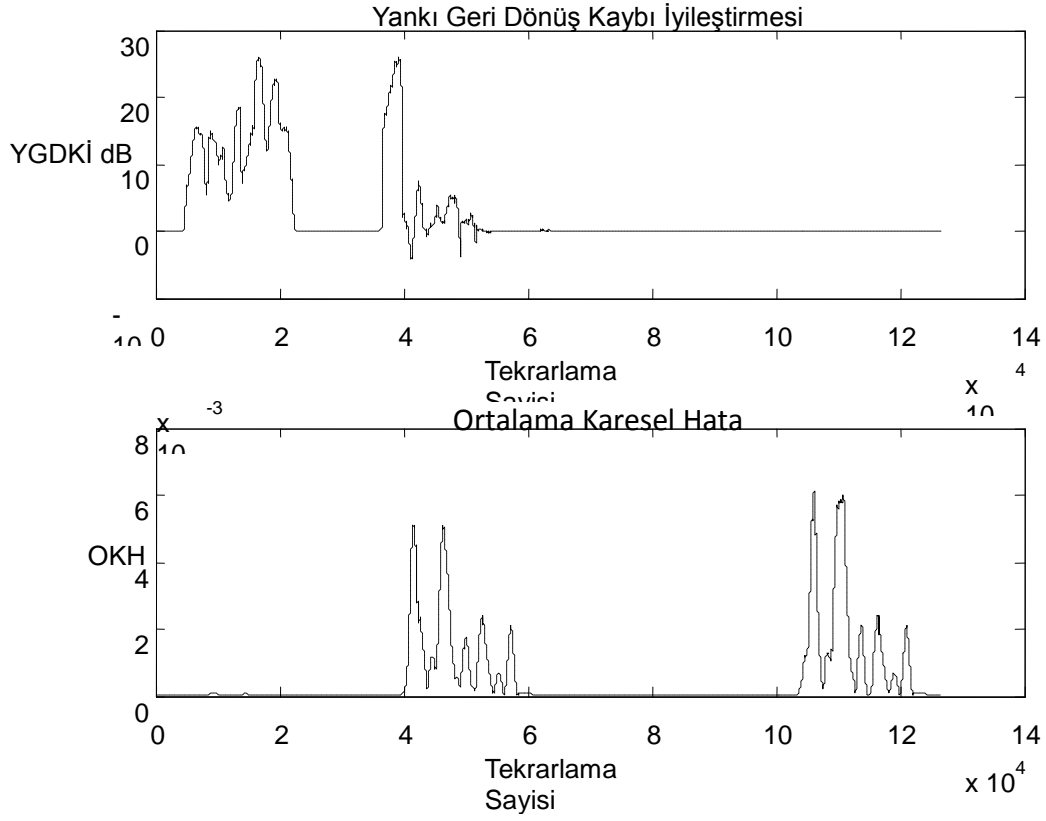
RLS algoritmasının 125000 örnek uzunluğundaki veriyi işleme sırasında ortamda oluşan yankı sinyali ve RLS algoritması kullanılarak hesaplanan yankı kestirimi Şekil 3.42'de verilmiştir. Şekil 3.43'te ise RLS algoritmasının doğru çift taraflı konuşma tespiti verilmiştir. Şekil 3.44'de ise RLS algoritmasının ERLE ve MSE bazında başarımlı grafikleri paylaşılmıştır.



Şekil 3.42 RLS $d(n)$, $y(n)$ ve $e(n)$



Şekil 3.43 RLS çift taraflı konuşma algılayıcı



Şekil 3.44 RLS algoritması ERLE ve MSE bazında başarımlı analiz

Çizelge 3.8 Algoritmaların başarımlı analiz

Algoritma	Hatalı Çift Taraflı Konuşma Tespiti	Max ERLE	Ortalama ERLE	Ortalama MSE	Ortalama Süre
LMS	19	19.05	2.03	$5.75 \cdot 10^{-4}$	465 saniye \cong 8 dakika
NLMS	18	21.57	2.23	$4.38 \cdot 10^{-4}$	774.44 saniye \cong 12 dakika
VSLMS	18	15.13	1.16	$6.86 \cdot 10^{-4}$	5480 saniye \cong 1 saat 31 dakika
VSNLMS	14	11.51	0.91	$5.63 \cdot 10^{-4}$	9458 saniye \cong 2 saat 38 dakika
RLS	18	26.01	4.82	$5.36 \cdot 10^{-4}$	62640 saniye \cong 17 sa 24 dakika

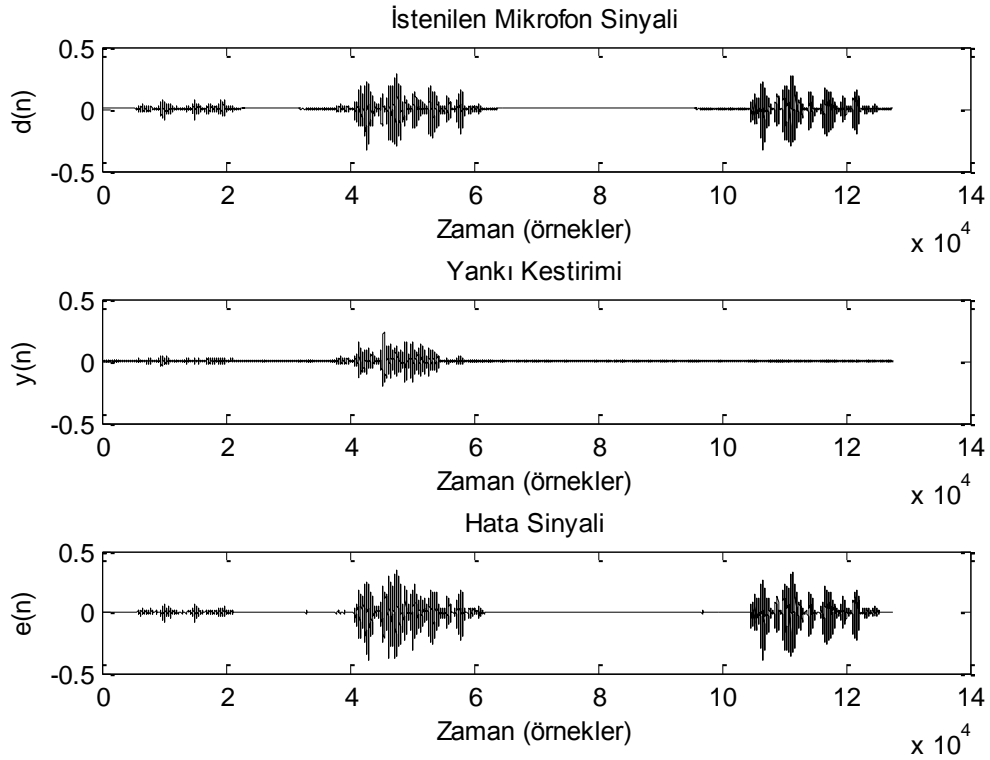
Algoritmaların performans başarımları analizleri incelendiğinde çift taraflı konuşma tespiti için bütün algoritmaların benzer performans gösterdiği görülmüştür. ERLE değerleri olarak en iyi sonucu RLS algoritması vermiştir fakat işlem süresi çok uzun olduğu için gerçek zamanda uygulaması çok zordur, bu yüzden ERLE değeri olarak en iyi 2. sonucu veren NLMS algoritması tercih edilmiştir.

3.7 Farklı Gürültüler Altında Performans Karşılaştırması

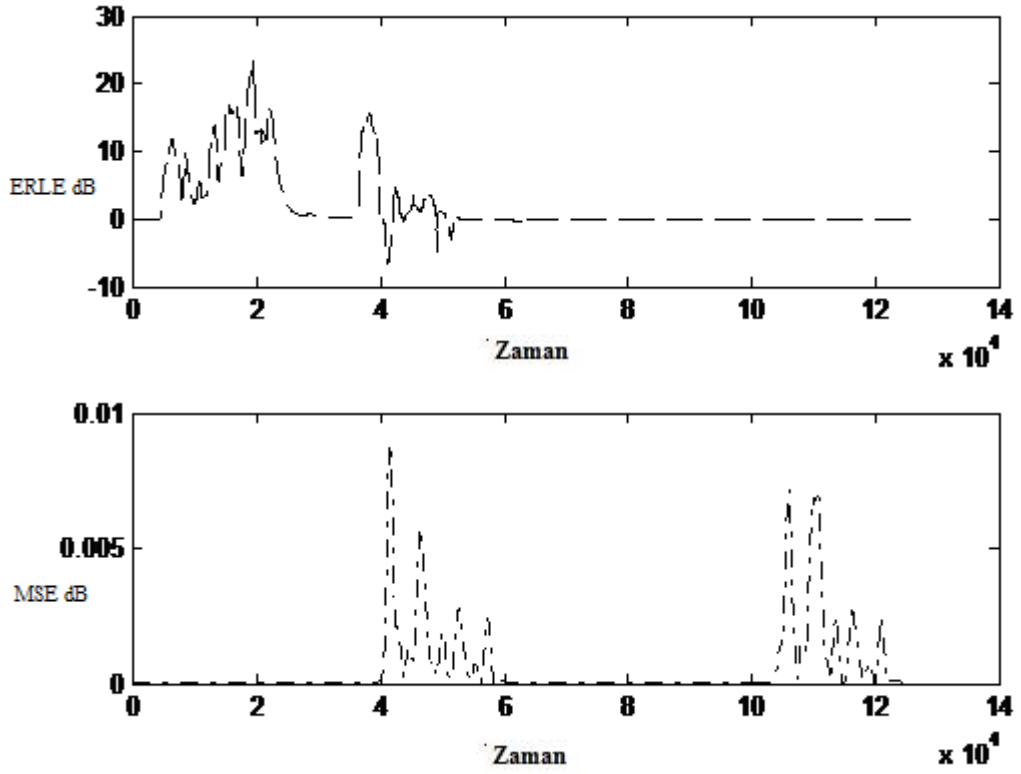
Bu bölümde 3.6 bölümünde en iyi sonucu verdiği tespit edilen NLMS algoritması farklı gürültü kaynakları altında test edilecektir. Gürültü kaynağı olarak sırasıyla pembe gürültü ve ofiste kaydedilen gürültüler eklenecektir.

Pembe gürültü, rastgele gürültü olduğu için sinyal ilintisizdir fakat ofis ortamındaki gürültü sinyalinin özilinti oranı yüksektir. Yapılan testlerden sonra NLMS algoritmasının yüksek gürültülü ortamdaki performansı analiz edilecektir.

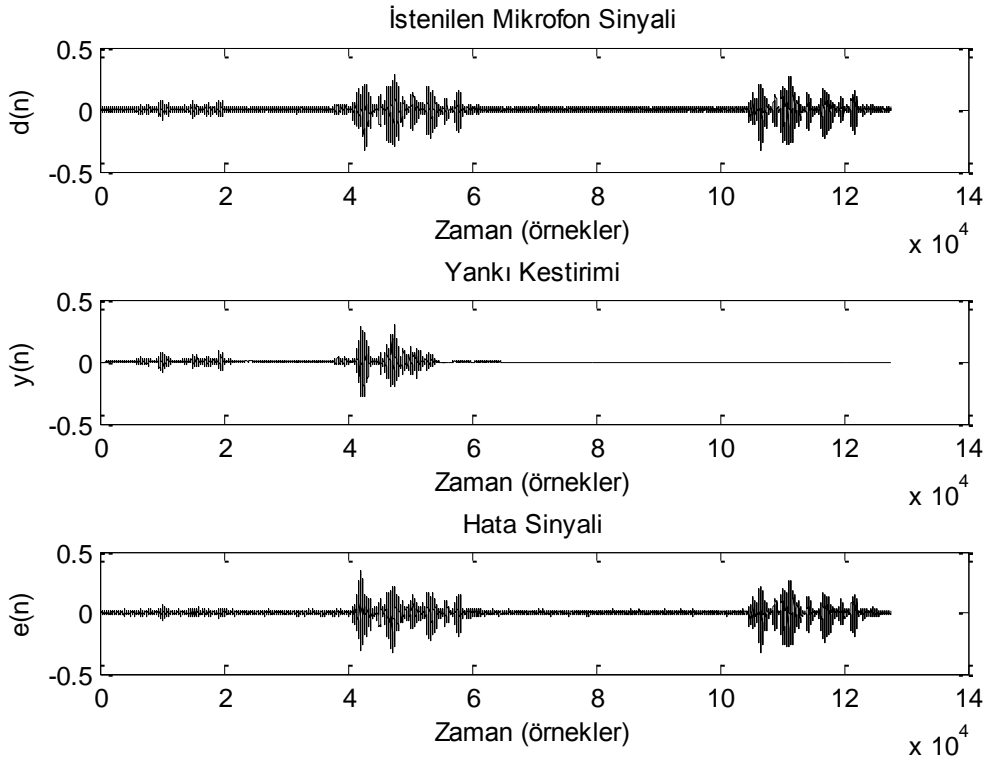
Pembe gürültü, işaret gürültü oranı 30 dB olması için -63 dB olarak MATLAB da üretilmiştir.



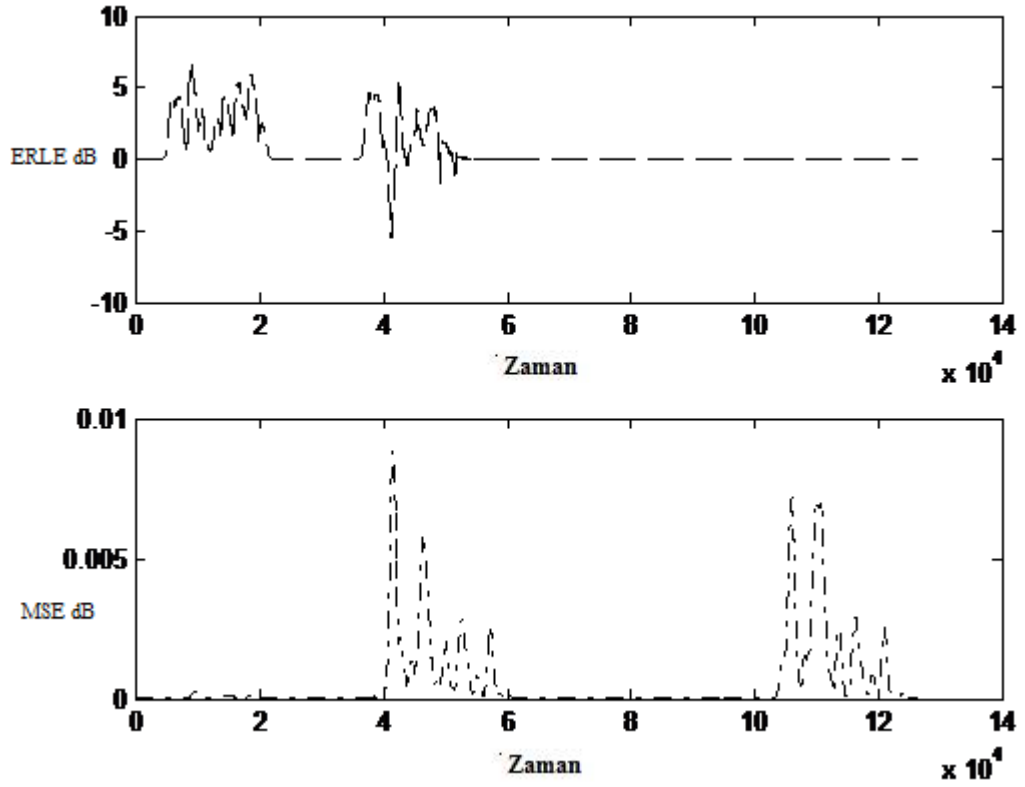
Şekil 3.45 NLMS algoritması pembe gürültü



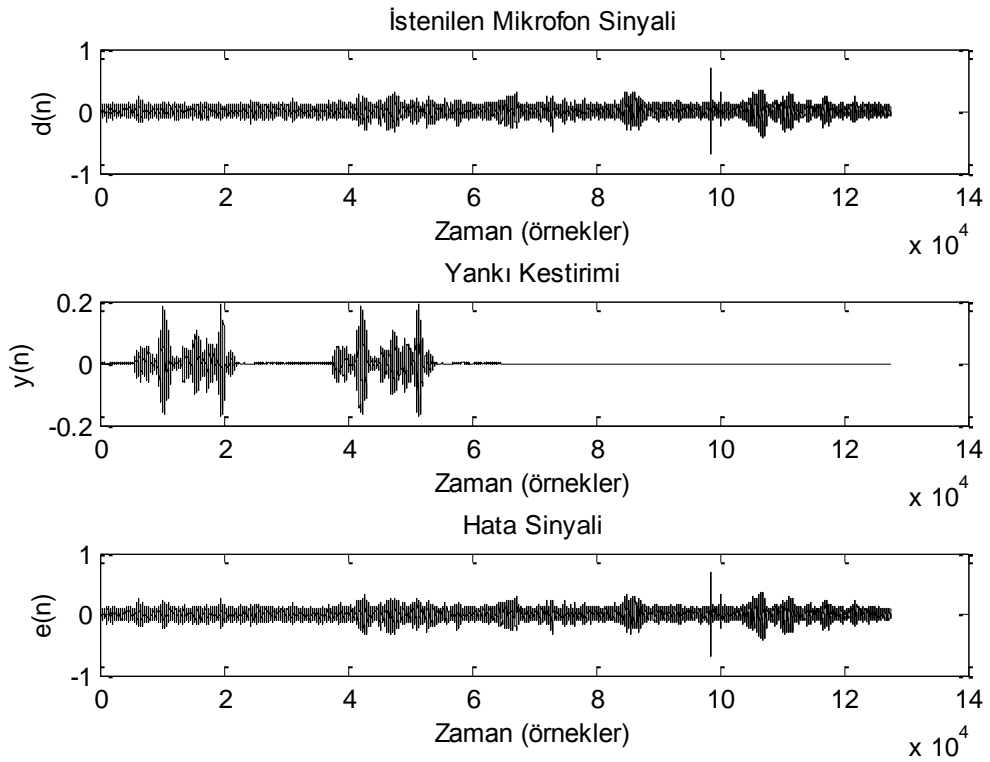
Şekil 3.46 NLMS Pembe gürültü ile ERLE ve MSE



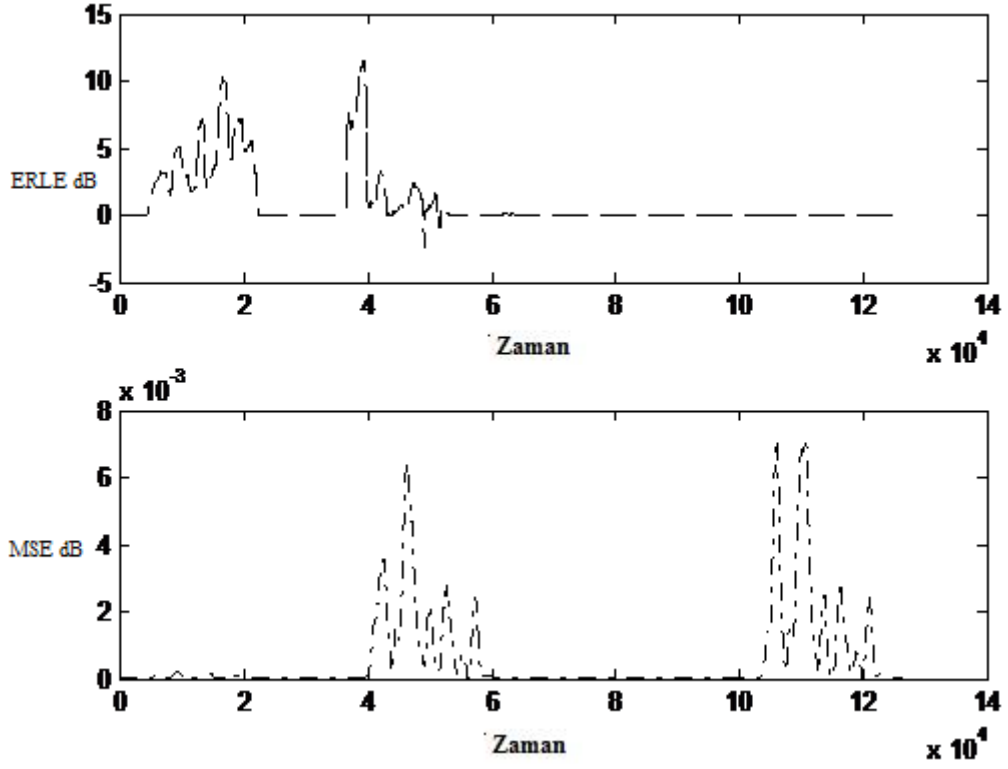
Şekil 3.47 NLMS algoritması beyaz gürültü



Şekil 3.48 NLMS işaret-gürültü oranı -10 dB beyaz gürültü ERLE ve MSE sonuçları



Şekil 3.49 NLMS algoritması ofis gürültüsü



Şekil 3.50 NLMS ofis gürültüsü

Çizelge 3.9 Farklı gürültüler altında NLMS algoritması

Gürültü Kaynağı	İşaret / Gürültü Oranı	Maksimum ERLE	Ortalama ERLE	MSE	Gecen Süre
Beyaz	-30 dB	21.57	2.23	$4.38 \cdot 10^{-4}$	774.44 saniye \cong 13 dakika
Pembe	-30 dB	23.68	2.01	$5.74 \cdot 10^{-4}$	743 \cong 13 dakika
Beyaz	-10 dB	6.8172	0.5879	$6.3 \cdot 10^{-4}$	681.27 saniye \cong 12 dakika
Ofis	7 dB	11.51	0.91	$5.63 \cdot 10^{-4}$	702.13 saniye \cong 12 dakika

SONUÇ VE ÖNERİLER

Akustik yankı gidericiler uyarlamalı yankı giderici, çift taraflı konuşma algılayıcı ve doğrusal olmayan işlemci olmak üzere 3 ana bölümden oluşur. Akustik yankı gidericilerin temel parçası kullanılan uyarlamalı süzgeç algoritmasıdır, tez çalışması ile LMS, NLMS, RLS, VSLMS ve VSNLMS uyarlamalı süzgeç algoritmaları başarımları analizi incelenmiştir.

Yapılan testler sonucunda, çift taraflı konuşma algılayıcısı algoritması olarak NCC kullanılmış, sistemin uzak ucun yankısını çift taraflı konuşma olarak değerlendirmemesi için uzak uç konuşma algılayıcısı eşik değeri kullanılmış ve yakın uçtaki ses sinyalinin algılanması için empirik olarak belirlenen eşik değeri kullanılmıştır. Çift taraflı konuşma algılayıcısı performansı %70' ten %99' lara çıkarılmıştır.

Yapılan test sonuçları Çizelge 4.1'de belirtilmiştir. LMS algoritması en kararlı ve işlemsel karmaşıklığı en az olan algoritmadır fakat uygun basamak adım değerinin belirlenmesi için sinyalin istatistiksel değerlerinin önceden bilinmesi gerekmektedir. NLMS algoritması ise N çarpma fazla işlem yapılmasına rağmen daha iyi sonuç vermektedir ve gerçek hayatta uygulanması en kolay olan algoritmadır. VSLMS algoritması daha karmaşık yapısına rağmen daha kötü sonuç verir. VSNLMS algoritması sinyalin istatistiksel bilgileri olmadan her tekrarda uygun basamak adım değerini hesaplar fakat işlem karmaşıklığına rağmen LMS kadar performans göstermemiştir. RLS algoritması ise en ideal sonuçları vermesine rağmen uygulanması için sonsuz uzunlukta FIR süzgeci gereklidir ve çok uzun zaman almaktadır, bu yüzden tercih edilmemektedir.

VSNLMS algoritması ilintisiz gürültü kaynağı olan beyaz ve pembe gürültüler altında benzer performans gösterirken, gürültü kaynağı ofisteki gürültüler gibi yüksek ilintili olduğunda ise algoritmanın performansı düşmüştür. VSNLMS algoritması yüksek gürültülü ortamlarda da performans kaybına uğramaktadır.

Çizelge 4.1 Başarım analizi

	LMS	NLMS	VSLMS	VSNLMS	RLS
Max ERLE	19.05	21.57	15.13	11.51	26.01
Ortalama ERLE	2.03	2.23	1.16	0.91	4.82
Ortalama MSE	$5.75 \cdot 10^{-4}$	$4.38 \cdot 10^{-4}$	$6.86 \cdot 10^{-4}$	$5.63 \cdot 10^{-4}$	$5.36 \cdot 10^{-4}$
İşlemsel Karmaşıklık	$2N+1$	$3N+1$	$4N+1$	$5N+1$	$4N^2$
Geçen süre	465 saniye $\cong 8$ dakika	774.44 saniye $\cong 12$	5480 saniye $\cong 1$ saat 31	9458 saniye $\cong 2$ saat 38	4 sa 17 dakika

4.1 İleride Yapılacaklar

Yapılan çalışma sonucunda akustik yankı gidericinin yüksek gürültülü ortamlarda düşük performans gösterdiği görülmüştür, gürültülü ortamlarda performans artırılması için doğrusal olmayan işlemci üzerine çalışılabilir.

Ofis gürültüsü gibi tekrarlayan, özilintisi yüksek gürültüler altında akustik yankı gidericinin performansının artırılması için öz ilintisi yüksek olan müziksel gürültüler altında performans analizi yapılabilir.

Uygulama çevrimdışı olarak gerçekleştirilmiştir, gerçek zamanlı sinyal işleme gerçekleştirilebilir.

Gelecek nesil network internet protokolü olan IPv6 tabanlı çalışan uygulamada test edilebilir.

KAYNAKLAR

- [1] Raghavendran S., (2003), Implementation of an Acoustic Echo Canceller Using Matlab, Master Thesis, University of South Florida.
- [2] Mateljan I., (2003) The comparison of room impulse response measuring systems, ELMAR 2003, Zadar, Hırvatistan.
- [3] Yiğit N., (2007), Farksal Gelişim Algoritması Kullanılarak Adaptif Gürültü Giderici, Yüksek Lisans Tezi, Kayseri Erciyes Üniversitesi.
- [4] Haykin S., (2005), Adaptive Filter Theory 3rd Edition, Prentice Hall, Information and System Sciences Series, New Jersey
- [5] Başokur A.T., (2007), Türev Tabanlı Parametre Kestirim Yöntemleri, Ankara Üniversitesi Mühendislik Fakültesi
- [6] Haykin S., (2006), Adaptive Filters, McMaster University, Canada
- [7] Oppenheim A.V., ve Schâfer R.W., (1996), Discrete Time Signal Processing, Prentice Hall, New Jersey
- [8] Jeub M., Schâfer M. ve Vary P., (2009), A Binaural Room Impulse Response Database For The Evaluation Of Dereverberation Algorithms, RWTH Aachen University, Germany
- [9] Lehmann E., www.eric-lehmann.com , Haziran 2011
- [10] Chi-Liang H.K., (1996), Simulation of Room Acoustics, University of Queensland, Australia
- [11] ITU-T, (2009) "P.501 Test signals for use in telephony", <http://www.itu.int/net/itu-t/sigdb/genaudio/Pseries.htm>, Kasım 2011
- [12] Mitra S.K., (2010), Digital Signal Processing, McGraw-Hill, Santa Barbara California
- [13] Shi K, (2008), Nonlinear Acoustic Echo Cancellation, Phd Thesis, Georgia Institute of Technology, Georgia
- [14] Daniel B ve Hemanth J.D., (2011), Acoustic Echo Cancellation for Noisy Signals
- [15] Lee K.A, Gan W.S. ve Sen M. K. (2009), Subband Adaptive Filtering Theory and Implementation, Wiley Publications
- [16] Hutson M., (2003), Acoustic Echo Cancellation Using Digital Processing, Master Thesis, University of Queensland
- [17] Homana I, Topa M.D.ve Sandor K.B., (2009), Echo Cancelling Using Adaptive Algorithms, 15th International Symposium for Design and Technology of Electronics Packages, Hungary
- [18] Henning P. ve Dreiseitel P., Implementation of a Hands-free car phone with echo cancellation and noise-dependent loss control, Darmstadt University of Technology, Germany

- [19] Iqbal M.A., Stokes J.W.ve Grant S.L., (2007), Normalized Double-Talk Detection Based on Microphone and AEC Error Cross-Correlation, 2007 IEEE International Conference on Multimedia and Expo
- [20] Lee J ve Huang H.C., (2010), A Robust Double-Talk Detector for Acoustic, Echo Cancellation, in Proc IMECS 2010 Vol II.

ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLER

Adı Soyadı : Mehmet Onur ALKARA.
Doğum Tarihi ve Yeri :06.10.1984, MERSİN
Yabancı Dili :İNGİLİZCE, RUSÇA
E-posta :mehmetonuralkara@gmail.com

ÖĞRENİM DURUMU

Derece	Alan	Okul/Üniversite	Mezuniyet Yılı
Lisans	Elektrik &Elektronik Mühendisliği	KOÇ ÜNİVERSİTESİ	2007
Lise		MEF OKULLARI	2002

İŞ TECRÜBESİ

Yıl	Firma/Kurum	Görevi
	Türk Telekom	NETWORK UZMAN YARDIMCISI
2010	Türk Telekom	ÜSKÜDAR ADSL SORUMLUSU
2007	Meke Deniz Temizliği	MÜHENDİS

