

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

SES ANALİZİ İLE HASTALIK TEŞHİSİ

SİNEM UYSAL

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

**DANIŞMAN
PROF. DR. TÜLAY YILDIRIM**

İSTANBUL, 2014

T.C.
YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

SES ANALİZİ İLE HASTALIK TEŞHİSİ

Sinem UYSAL tarafından hazırlanan tez çalışması 24.07.2014 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

Prof. Dr. Tülay YILDIRIM
Yıldız Teknik Üniversitesi

Jüri Üyeleri

Prof. Dr. Tülay YILDIRIM
Yıldız Teknik Üniversitesi

Prof. Dr. Sezgin ALSAN
İstanbul Ticaret Üniversitesi

Prof. Dr. Herman SEDEF
Yıldız Teknik Üniversitesi

ÖNSÖZ

Lisansüstü eğitimim boyunca bana yol gösteren ve her konuda yardımını esirgemeyen değerli hocam ve tez danışmanım Prof. Dr. Tülay YILDIRIM başta olmak üzere, tezimin her aşamasında bilgi ve deneyimlerine başvurduğum Yrd. Doç. Dr. Bülent BOLAT'a desteklerinden dolayı teşekkür ederim.

Akciğer ses örneklerini almamda bana her türlü desteği sağlayan İstanbul Tıp Fakültesi Göğüs Hastalıkları Anabilim Dalı Başkanı Prof. Dr. Tülin ÇAGATAY başta olmak üzere, Prof. Dr. Zeki KILIÇARSLAN ve Uzm. Dr. Züleyha BİNGÖL'e yardımlarından dolayı teşekkürlerimi sunuyorum.

Değerli görüşlerini benden esirgemeyen tez jüri üyelerim Prof. Dr. Herman SEDEF ve Prof. Dr. Sezgin ALSAN'a teşekkürlerimi sunarım.

Ayrıca, çalışmamda desteklerini benden esirgemeyen Yıldız Teknik Üniversitesi Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği araştırma görevlisi arkadaşlarıma teşekkürü bir borç bilirim.

Bu çalışmada kullanılan veriler, Yıldız Teknik Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Koordinatörlüğü'nce desteklenen 2013-04-03-KAP02 nolu proje kapsamında alınmıştır.

Akademik hayatım boyunca bana her konuda desteğini esirgemeyen projenin her aşamasında yanımda olan ve bana olan inancını hiç kaybetmeyen sevgili eşim Hüsamettin UYSAL' a ve aileme teşekkürü bir borç bilirim.

Temmuz, 2014

Sinem UYSAL

İÇİNDEKİLER

	Sayfa
SİMGE LİSTESİ.....	vii
KISALTMA LİSTESİ.....	viii
ŞEKİL LİSTESİ.....	ix
ÇİZELGE LİSTESİ	xi
ÖZET	xii
ABSTRACT.....	xiv
BÖLÜM 1	
GİRİŞ.....	1
1.1 Literatür Özeti.....	1
1.2 Tezin Amacı	6
1.3 Orijinal Katkı.....	6
BÖLÜM 2	
SOLUNUM SİSTEMİ	8
2.1 Solunum Sistemi	8
2.1.1 Üst Solunum Yolları	11
2.1.2 Alt Solunum Yolları	12
2.2 Solunum Sesleri.....	13
2.2.1 Normal Solunum Sesleri	15
2.2.2 Patolojik Ek Sesler.....	16
2.2.2.1 Hırıltı (Wheeze)	16
2.2.2.2 Islık (Stridor)	17
2.2.2.3 Ronküs.....	17
2.2.2.4 Ciyaklama (Squawk)	17
2.2.2.5 Ral (Crackles).....	17
2.3 Solunum Sistemi Hastalıkları	18
2.3.1 Kronik Obstrüktif Akciğer Hastalığı (KOAH).....	18

2.3.2	Astım.....	19
2.3.3	Pnömoni (Zatürre)	20
2.3.4	Tüberküloz	20
2.3.5	Kistik Fibrozis	21
2.3.6	Bronşektazi	22
2.3.7	İdiyopatik Pulmoner Fibrozis (IPF).....	23
2.3.8	Akciğer Kanseri	23

BÖLÜM 3

VERİLERİN ELDE EDİLMESİ	25
3.1 Akciğer Seslerinin Alınması	25
3.2 Elektronik Stetoskop	28
3.2.1 Littmann 3200 Stetoskop	29
3.3 Akciğer Ses Verilerinin Filtrelenmesi	30
3.3.1 Chebyshev Filtre	31
3.3.2 Dalgacık Daraltımı (Shrinkage) ile Gürültü Giderme	32

BÖLÜM 4

SİNYAL İŞLEME YÖNTEMLERİ İLE ÖZNİTELİK ÇIKARIMI VE SINIFLANDIRMA.....	35
4.1 Sinyal İşleme Yöntemleri ile Öznitelik Çıkarımı.....	35
4.1.1 Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü (KZFD)	35
4.1.2 Dalgacık Dönüşümü	37
4.1.2.1 Ayırık Dalgacık Dönüşümü	38
4.1.3 Doğrusal Öngörü Kodlaması	42
4.1.4 Mel Frekansı Kepstral Katsayıları.....	42
4.1.5 İstatistiksel Öznitelikler	43
4.2 Sınıflandırma Yöntemleri	44
4.2.1 Yapay Sinir Ağları	44
4.2.1.1 Çok Katmanlı Algılayıcı	45
4.2.2 Destek Vektör Makineleri.....	46
4.2.2.1 Destek Vektör Makineleri ile Çoklu Sınıflandırma	48

BÖLÜM 5

VERİLERİN DEĞERLENDİRİLMESİ.....	50
5.1 Sistemin Yapısı ve Sınıflandırma Başarımları	50
5.1.1 Sinyal İşleme Yöntemleri	52
5.1.1.1 Ayırık Dalgacık Dönüşümü	52
5.1.1.2 Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü	56
5.1.1.3 Doğrusal Öngörü Katsayıları.....	63
5.1.1.4 Mel Frekansı Kepstral Katsayıları	63
5.1.2 Sınıflandırma Başarımları.....	66
5.1.2.1 Destek Vektör Makineleri	66
5.1.2.2 Yapay Sinir Ağları.....	67
5.2 Sonuçların Yorumlanması ve Öneriler	68

BÖLÜM 6

SONUÇLAR VE TARTIŞMA..... 70

KAYNAKLAR..... 72

EK-A

DALGACIK DÖNÜŞÜMÜ ALT BANTLAR 79

A-1 Dalgacık Alt Bantları Frekans Genlik Gösterimleri..... 79

ÖZGEÇMİŞ 82

SİMGE LİSTESİ

a_n	Geçiş bandı dalgalanması
b	Bias değeri
$E\{.\}$	Beklenen değer operatörü
e	Öngörü hatası
S	Standart sapma
S^2	Varyans
P	Ortalama güç
$T_{m,n}$	Ayrık dalgacık dönüşümü
w	Frekans
$\mathbf{w}$	Giriş ağırlıkları
$\mathbf{x}$	Giriş vektörleri
$\mathbf{x}_r$	Destek vektörleri
$\mathbf{x}_s$	Destek vektörleri
$\bar{x}$	Ortalama değer
v	Yerel alan
y	Çıkış vektörü
φ	Aktivasyon fonksiyonu
Δw	Ağırlık değişimi
σ	Yayılım parametresi
τ	Zamanda öteleme miktarı
i^*	Karar işlevi
Υ^*	Pencere fonksiyonu

KISALTMA LİSTESİ

AR	Autoregressive Model
ADD	Ayrık Dalgacık Dönüşümü
ÇKA	Çok Katmanlı Algılayıcı
DVM	Destek Vektör Makineleri
FFT	Fast Fourier Transform
FD	Fourier Dönüşümü
DÖ	Doğrusal Öngörü
GMM	Gauss Mixture Models
HFD	Hızlı Fourier Dönüşümü
HMM	Hidden Markov Model
KZFD	Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü
LPC	Linear Predictive Coding
LSI	Lung Sound Intensity
LBG	Linde-Buzo-Gray
MAR	Multivariate Autoregressive Model
MFCC	Mel Frequency Cepstral Coefficients
PSD	Power Spectral Density
SNN	Supervised Neural Network
SURE	Stein's Unbiased Risk Estimate
UAR	Univariate Autoregressive Model
VQ	Vector Quantization
YSA	Yapay Sinir Ağları

ŞEKİL LİSTESİ

	Sayfa
Şekil 2.1 Solunum sürecinde akciğerler [31]	8
Şekil 2.2 Büyük dolaşım ve küçük dolaşım [31].....	9
Şekil 2.3 Solunum Sistemi [102]	10
Şekil 2.4 Solunum sistemi organları [31].....	11
Şekil 2.5 Akciğerler [31].....	12
Şekil 2.6 Akciğer ses sinyali spektrumu [35]	13
Şekil 2.7 Trakeal ses sinyali spektrumu [35].....	14
Şekil 2.8 Akciğer seslerinin sınıflandırılması [37]	15
Şekil 2.9 Akciğer Kanseri [31]	24
Şekil 3.1 Oskültasyon noktaları	26
Şekil 3.2 Littmann 3200 stetoskop hasta kayıt arayüzü	26
Şekil 3.3 (a) Klasik stetoskop ve (b) elektronik stetoskop.....	28
Şekil 3.4 Littmann Steth Assist ara yüz programı	29
Şekil 3.5 Littmann Steth Assist hasta kayıtları.....	30
Şekil 3.6 Filtrelenmiş hırıltı sesi	33
Şekil 3.7 Filtrelenmiş ral sesi	33
Şekil 3.8 Filtrelenmiş ronküs sesi	34
Şekil 3.9 Filtrelenmiş sağlıklı akciğer sesi	34
Şekil 4.1 Kısa zamanlı Fourier dönüşümü [79]	36
Şekil 4.2 Pencere örtüşme tekniği [80]	37
Şekil 4.3 Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü için zaman-frekans değişimi	38
Şekil 4.4 Dalgacık dönüşümü için zaman-ölçek değişimi	38
Şekil 4.5 Ayırık Dalgacık Dönüşü alt bantları; $h[n]$ yüksek geçiren filtre, $g[n]$ alçak geçiren filtre [91]	40
Şekil 4.6 Temel dalgacık tipleri [92].....	41
Şekil 4.7 Farklı ana dalgacıkların seçiminin etkileri	41
Şekil 4.8 MFCC'nin HFD yardımıyla hesaplanması [94].....	43
Şekil 4.9 Bir biyolojik nöronun matematiksel modellenmesi [96]	45
Şekil 4.10 Çok katmanlı geriye yayımlı yapay sinir ağı yapısı [97].....	46
Şekil 4.11 (a) Doğrusal olarak ayrılabilen veri kümeleri için hiper-düzlem (b) Doğrusal olarak ayrılamayan veri kümeleri için hiper-düzlem [100]	47
Şekil 5.1 MATLAB GUI'de hazırlanan arayüz programı (Sağlıklı ve sağlıksız seslerin sınıflandırılması).....	51

Şekil 5.2	MATLAB GUI’de hazırlanan arayüz programı (Sağlıksız seslerin kendi içerisinde sınıflandırılması)	51
Şekil 5.3	Ronküs sesi dalgacık katsayıları	53
Şekil 5.4	Hırıltı sesi dalgacık katsayıları	54
Şekil 5.5	Ral sesi dalgacık katsayıları	55
Şekil 5.6	Sağlıklı akciğer sesi dalgacık katsayıları.....	56
Şekil 5.7	0-800ms aralığında hırıltı sesine KZFD uygulanması.....	57
Şekil 5.8	2,41-3,2s aralığında hırıltı sesine KZFD uygulanması.....	57
Şekil 5.9	0-800ms aralığında ral sesine KZFD uygulanması.....	58
Şekil 5.10	2,41-3,2s aralığında ral sesine KZFD uygulanması	58
Şekil 5.11	0-800ms aralığında ronküs sesine KZFD uygulanması	59
Şekil 5.12	2,4-3,2ms aralığında ronküs sesine KZFD uygulanması	59
Şekil 5.13	0-800ms aralığında sağlıklı akciğer sesine KZFD uygulanması.....	60
Şekil 5.14	2,4-3,2ms aralığında sağlıklı akciğer sesine KZFD uygulanması.....	60
Şekil 5.15	Hırıltı sesinin spektrogramı	61
Şekil 5.16	Ral sesinin spektrogramı	61
Şekil 5.17	Ronküs sesinin spektrogramı	62
Şekil 5.18	Sağlıklı akciğer sesinin spektrogramı	62
Şekil 5.19	Hırıltı sesinin Mel frekansı kepstrumu	64
Şekil 5.20	Ral sesinin Mel frekansı kepstrumu	64
Şekil 5.21	Ronküs sesinin Mel frekansı kepstrumu	65
Şekil 5.22	Sağlıklı akciğer sesinin Mel frekansı kepstrumu	65
Şekil A.1	Ronküs patolojik ek sesi dalgacık katsayıları frekans genlik spektrumu ölçeklendirilmiş gösterim.....	79
Şekil A.2	Hırıltı patolojik ek sesi dalgacık katsayıları frekans genlik spektrumu ölçeklendirilmiş gösterim.....	80
Şekil A.3	Ral patolojik ek sesi dalgacık katsayıları frekans genlik spektrumu ölçeklenmiş gösterim	80
Şekil A.4	Sağlıklı akciğer sesi dalgacık katsayıları frekans genlik spektrumu ölçeklenmiş gösterim	81

ÇİZELGE LİSTESİ

	Sayfa
Çizelge 2.1	Akciğer hastalıklarında görülen ek sesler 18
Çizelge 3.1	Hasta bireylerin tablosu 27
Çizelge 5.1	Dalgacık alt bant frekans aralıkları 52
Çizelge 5.2	Kullanılan özniteliklere göre akciğer seslerinin sağlıklı ve sağlıklı olarak DVM ile sınıflandırılma doğruluğu 66
Çizelge 5.3	Kullanılan özniteliklere göre sağlıklı akciğer seslerinin DVM ile çoklu sınıflandırma doğruluğu 67
Çizelge 5.4	Kullanılan özniteliklere göre sağlıklı akciğer seslerinin DVM ile bire karşı bir çoklu sınıflandırma doğruluğu 67
Çizelge 5.5	Kullanılan özniteliklere göre akciğer seslerinin sağlıklı ve sağlıklı olarak ÇKA ile sınıflandırılma doğruluğu 68
Çizelge 5.6	Kullanılan özniteliklere göre sağlıklı akciğer seslerinin ÇKA ile sınıflandırılma doğruluğu 68

SES ANALİZİ İLE HASTALIK TEŞHİSİ

Sinem UYSAL

Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Anabilim Dalı

Yüksek Lisans Tezi

Tez Danışmanı: Prof.Dr. Tülay YILDIRIM

Akciğer hastalıkları günümüzde yaygın olarak görülmektedir. Bu hastalıkların teşhisinde öncelikli olarak oskültasyon yöntemi kullanılmaktadır. Oskültasyon yöntemi fiziksel muayene için doktorlar tarafından öncelikli olarak tercih edilen maliyeti düşük ve etkili girişimsel olmayan bir yöntemdir. Dinleme işlemi için klasik stetoskoplar ve elektronik stetoskoplar kullanılmaktadır. Akciğer hastalıklarının teşhisinde stetoskobun kullanılması basit ve ucuz bir yöntem olmasına rağmen hastalıkların doğru teşhisi tıbbi personelin oldukça deneyimli olmasını gerektirmektedir. Ayrıca insan kulağı düşük frekanslardaki sesleri duymakta hassas değildir. Bu yüzden karar vermede doktora yardımcı olacak sistemleri kullanmak önem taşımaktadır. Bilgisayarlı analiz yöntemlerinin solunum sesleri çözümlemesinde kullanılmaya başlanması, bu sorunlara bir çözüm getirmekte yoğun şartlarda çalışan bir doktora pratik olarak katkı sağlamaktadır.

Hastalardan stetoskop aracılığıyla alınan solunum sesleri akciğerin patolojisi ile ilgili önemli bilgiler içermektedir. Solunum seslerinde bulunan ek seslerin özellikleri hastalığın teşhisinde doktorlara yol göstermektedir.

Bu çalışmada elektronik stetoskop kullanılarak çeşitli akciğer hastalıklarına (Astım, Bronşektazi, Kronik Obstrüktif Akciğer Hastalığı, İdiopatik Pulmoner Fibrozis) sahip bireylerden solunum sesleri alınmakta ve teşhisi doktor tarafından daha önce konulmuş olan bu hastalıklara ait solunum sesleri Dalgacık Dönüşümü, Mel Frekansı Kepstral Katsayıları, Doğrusal Öngörü Kodlaması, Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü gibi

sinyal işleme yöntemleri kullanılarak tespit edilmekte ve bilgisayar üzerinden hastalık teşhisi yapılmaktadır.

Anahtar Kelimeler: Akciğer sesleri, dalgacık dönüşümü, mel frekansı kepsral katsayıları, doğrusal öngörü kodlaması, kısa zamanlı fourier dönüşümü, destek vektör makineleri, yapay sinir ağları

DISEASE DIAGNOSIS WITH SOUND ANALYSIS

Sinem UYSAL

Department of Electronics and Communications Engineering

MSc. Thesis

Adviser: Prof. Dr. Tülay YILDIRIM

Nowadays, lung diseases are very common. Auscultation method is primarily used in diagnosis of lung disease. Auscultation method preferred by doctors for physical examination is a low cost and efficient noninvasive method. Classic and electronic stethoscopes are used for auscultation. Although the use of stethoscope in diagnosis of lung disease is a simple and inexpensive method, accurate diagnosis of the disease requires highly experienced medical personnel. Also, the human ear to hear sounds at lower frequencies is not sensitive. For this reason, using systems which will help the doctor in making decision is important.

Computerized analysis methods being used in the analysis of respiratory sounds provides a solution to these problems and contributes practically to doctors who are too busy.

Respiratory sounds received from patient with stethoscope contain important information about the pathology of the lung. Properties of adventitious sounds found in respiratory sound provide guidance to physicians in the diagnosis of certain diseases.

In this study, respiratory sounds are taken from patients who have different lung disease (such as asthma, bronchiectasis, chronic obstructive pulmonary disease, idiopathic pulmonary fibrosis) and respiratory sound belonging these diseases diagnosed by a doctor in advance is analysed using signal processing methods such as

Wavelet Transform, Linear Prediction Coding, Short Time Fourier Transform and Mel Frequency Cepstral Coefficients and disease diagnosis is achieved by a computer.

Keywords: Lung sounds, wavelet transform, mel frequency cepstral coefficients, linear prediction code, short time fourier transform, support vector machines, neural networks

1.1 Literatür Özeti

Ses ile hastalık teşhisi son yıllarda ilgi gören çalışma alanlarından biridir. Solunum hastalıkları teşhisinde, hastanın durumu hakkında bilgi verecek yaşam öyküsü ve şimdiki şikâyetleriyle birlikte, dinleme verisi ve bilgisayarlı görüntüleme yöntemlerinden faydalanılır. Akciğer hastalıklarının tanısında akciğer ses analizleri klinik uygulamalarda yaygın olarak kullanılmaktadır. Solunum sesleri akciğer fizik muayenesinin önemli bir parçasıdır. İnsan vücudundaki sesleri stetoskop kullanarak dinleme süreci olan oskültasyon, akciğer anomalileri ve akciğer hastalıklarının teşhisi için etkili bir araçtır ve akciğerin mevcut durumu hakkında önemli bilgiler vermektedir [1].

Akciğer hastalıklarının teşhisinde stetoskopun kullanılması basit, ucuz ve girişimsel olmayan bir yöntemdir. Ancak kullanılan klasik stetoskopların bazı dezavantajları bulunmaktadır. Akciğer seslerinin her hasta için önemli ölçüde farklı olması, aynı hastadan farklı zamanlarda alınan akciğer seslerinin değişiklik göstermesinden dolayı bu seslerin hasta takibi için kayıt edilebilmesi önem taşımaktadır. Aynı zamanda tıbbi personelin duyma ve tecrübesine bağlı bir süreç olmasından dolayı tıbbi personelin stres, yorgunluk gibi durumlarda hatalı teşhis yapmasına ya da ses konusunda yeterince eğitilmemiş ve tecrübesiz personellerin zorluk yaşamasına sebep olmaktadır. Ayrıca klasik stetoskop 120 Hz üzerindeki ses bileşenlerini zayıflatmakta ve hastalıkların seyrinin izlenmesinde kalıcı kayıtlar oluşturamamaktadır [2],[3],[4].

Klasik stetoskopların kısıtlamalarının üstesinden gelmek amacıyla sayısal stetoskoplar kullanılmaya başlanmıştır. Sayısal stetoskop ile solunum sesleri uzun süreli olarak kaydedilebilmekte ve bilgisayar üzerinden görüntülenebilmektedir. Aynı zamanda bilgisayarlı analiz yöntemleri kullanılarak teşhise yönelik doktora yardımcı olacak sistemler geliştirilmektedir.

Kalp ve akciğer sesleri gibi biyolojik sinyallerin kayıt edilmesine ve analizine ilk olarak 1950'li yıllarda McKusick ve arkadaşları tarafından başlanmıştır [5] ve 1960 ve 1970'lerde çok geçmeden diğerleri tarafından uygulanmıştır [6].

Bütün çalışmalarda solunum sesleri, mikrofon ya da kontak sensörler ile ağızdan veya göğüsten alınmıştır. Akciğer sesleri çoğunlukla eğitim amacıyla kaydedilir ve araştırmalar için analiz edilir. Bu araştırmaların amacı akciğer ses sinyallerinden önemli fizyolojik ve patolojik süreçlerle ilgili olan niceliksel ve niteliksel bilgiler çıkarmaktır [7].

Sinyalin belirgin özelliklerini tanımlama süreci olan öznitelik çıkartma işlemi akciğer seslerinin sınıflandırılmasında önemli rol oynar [8]. Bu öznitelikler zaman, frekans ve zaman-frekans domenlerinden herhangi biriyle çıkarılmaktadır. Bilgisayar tabanlı analiz yöntemlerinden en çok kullanılan öznitelik çıkarma teknikleri Otoregresif Model (Autoregressive Model-AR), Mel Frekansı Kepstral Katsayıları (Mel Frequency Cepstral Coefficients-MFCC), Hızlı Fourier Dönüşümü (HFD), Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü (KZFD), enerji, entropi, spektral öznitelikler ve Dalgacık Dönüşümüdür [9],[10],[11],[12].

Literatürde çok sayıda çalışma akciğer seslerinin sınıflandırılması üzerine odaklanmıştır. Doyle 1994 yılında patolojik ek sesleri %83 doğrulukla sınıflandırmıştır [13]. Sankur ve diğerleri Otoregresif Model kullanarak sağlıklı ve hasta akciğer seslerini %87 doğrulukla sınıflandırmışlardır [14].

Schreur ve diğerleri çalışmalarında astım hastaları ve sağlıklı bireylerden aldıkları standart sessiz solunum sırasında ve zorlayıcı hareketler sırasında oluşan hava akımı kayıtlarını, akciğer hacim değişikliklerini ve akciğer seslerini incelemişlerdir. Akış bağımlı güç spektrumunu Hızlı Fourier Dönüşümü (HFD) kullanarak hesaplamışlar ve ANNOVA kullanarak her bir spektrum için akciğer ses yoğunluğunu (LSI) belirlemişlerdir. Soluk verme sırasında astımlı hastalarda LSI değerinin daha düşük

olduğunu, sessiz soluk verme sırasında astım hastalarında bu değerin daha yüksek olduğunu gözlemlemişlerdir [15].

Gavriely 1995 yılında çalışmalarında bilgisayarlı akciğer analizlerinin, var olan spinometri akciğer fonksiyon testine ek olarak etkisini test etmiş ve göstermiştir [16].

Piirilab (1992) ral seslerinin frekans yoğunluğu seviyelerinde önemli farklılıklar olduğunu gözlemlemiştir [17]. Diğer bir çalışmada sağlıklı ve hasta akciğerlerde oluşan solunum seslerinin HFD spektrumlarının yüksek frekanslarda önemli farklılıklar içerdiğini gözlemlemiştir [18].

Munakata ve diğerleri (1991) zaman yayımlı dalga analizi ve HFD analizi ile akciğer fibrozuna sahip 16 hastadan aldıkları ince ral ve kronik bronşite sahip 10 hastadan aldıkları kaba ral seslerini ayırmışlardır. İnce ral için tepe ve maksimum frekans değeri kaba ralden yüksektir [19].

Reitveld ve diğerleri (1995) analiz edilen akciğer seslerinin periyodu ve solunum yolu bozukluğundaki hırıltı duyarlılığı arasındaki ilişkiyi göstermiştir [20].

Antonia ve diğerleri (2004) hırıltı seslerini tespit etmek ve analiz etmek için zaman-frekans algoritması ve gruplama algoritması kullanmışlardır. Zaman-frekans algoritmasında, akciğer sinyallerinin frekans analizi ve gerilim tepeleri ile hırıltı bölümlerini tespit etmişlerdir. Gruplama algoritması ile hırıltı seslerinin zamanla sürekliliğini değerlendirmişlerdir [21].

Kandaswamy ve diğerleri (2004) akciğer seslerini Dalgacık dönüşümünü kullanarak yapay sinir ağıları yardımıyla sınıflamışlardır. Akciğer seslerini Dalgacık dönüşümünü kullanarak alt frekans bantlarına ayırmışlar ve eğitim verileri ile %100 test verileri ile %91.67 doğrulukla altı sınıfa ayırmışlardır [9].

Polat ve Güler (2004) çalışmalarında akciğer hastalıklarının teşhis ve görüntülenmesi amacıyla Dasy LAB yazılım paketi kullanarak bilgisayar tabanlı bir ölçüm ve analiz sistemi tasarlamışlardır. Taşınabilir bir bilgisayara yerleştirilmiş ses kartına elektronik stetoskop ile akciğer seslerini dijital olarak kaydetmiş ve akciğer seslerinin dalga formunu görüntülemişlerdir. Zaman yayımlı dalga şeklini, hızlı fourier dönüşümünü, güç spektrumu ve spektrogramını göstermişlerdir [22].

Güler ve diğerleri (2005) sağlıklı ve akciğer hastalığına sahip kişilerin göğüs duvarından aldıkları akciğer seslerini yapay sinir ağı yardımıyla üç sınıfa ayırmışlardır. Aldıkları ses örneklerinin Fourier Güç Spektrumu Yoğunluğunu (PSD) hesaplamışlar ve çok katmanlı algılayıcı ile yaklaşık %90 başarı ile sağlıklı, ral ve hırıltı seslerini sınıflandırmışlardır. Yapay sinir ağına eğitilmesi için optimum yapıyı ve eğitim parametrelerini bulmak için genetik algoritmayı kullanmışlardır [23].

Kahya ve diğerleri (2006) çalışmalarında 20 sağlıklı ve 20 sağlıklı akciğer sesi kullanarak k-NN ve yapay sinir ağına performansını akciğer seslerinden elde edilen farklı öznitelik kümelerini kullanarak karşılaştırmışlardır. Sınıflandırmada soluk alma ve soluk verme fazlarını ayrı ayrı uygulamışlardır. Öznitelik kümeleri için altıncı dereceden AR modeli katsayıları, ral parametreleri ve dalgacık dönüşümünü kullanmışlardır. Dalgacık dönüşümü ile ral seslerini tespit ettikten sonra AR modelini ve AR modeli ile birlikte ral parametrelerini kullanarak sınıflandırmışlardır. Soluk verme verilerinde AR modeli ile birlikte ral parametrelerini kullanarak çıkardıkları öznitelikler ile k-NN ile k=9 için %92.5 doğrulukla ve yapay sinir ağı ile %92.5 doğrulukla sağlıklı ve sağlıklı olarak sınıflandırmışlardır [24].

Bahoura (2009) normal ve hırıltı seslerini Fourier Dönüşümü, Doğrusal Öngörü Kodlaması (LPC), Dalgacık Dönüşümü ve Mel Frekansı Kepstrum Katsayıları (MFCC) özniteliklerini kullanarak Yapay Sinir Ağları, Gauss Karışım Modeli (GMM) ve Vektör Kuantalama (VQ) ile sınıflandırmışlar. Mel Frekansı Kepstrum Katsayıları ile öznitelik çıkarmak ve Gauss Karışım Modeli sınıflandırmanın diğer metotlardan daha iyi performans gösterdiğini gözlemlemişler ve %94.6 hassaslık ve %91.9 kesinlik ile sınıflandırmışlardır [25].

Villalobos ve diğerleri (2011) çalışmalarında sırt yüzeyinden 25 sensör ile akciğer seslerini almışlar ve güç spektral yoğunluğu (PSD), kovaryans matrisinin öz değerleri ve hem tek değişkenli AR modelini (UAR) hem de çok değişkenli AR modelini (MAR) kullanarak öznitelik çıkarmışlardır. 8 sağlıklı birey ve 19 akciğer hastalığına sahip bireyden aldıkları akciğer seslerinden elde ettikleri öznitelikleri kullanarak eğitici sinir ağı ile sağlıklı ve sağlıklı olarak sınıflamışlardır. En yüksek doğruluğu tek değişkenli AR

modelinden elde etmişlerdir ve sağlıklı ve hasta sesleri sırasıyla %75 ve %93 doğruluk ile sınıflandırmışlardır [26].

Khan ve diğerleri (2012) fakir ülkelerin kırsal bölgelerinde yaşayan çocuklarda görülen solunum bozukluklarının erken teşhisi için basit ve sağlam bir teknik geliştirmişlerdir. Cep telefonu tabanlı stetoskop ile akciğer seslerini yerel sağlık çalışanları yardımıyla kaydetmişler ve kaydedilen bu sesleri geçmiş bilgileri ile birlikte mail ile sağlık merkezine göndermişlerdir. Alınan akciğer seslerinin Mel Frekansı Cepstral Katsayılarını kullanarak ağa göndermişlerdir. Ağ, normal ve bronşit hastalarının oluşturduğu 40 örnek ile test etmişlerdir. En yüksek 90% doğruluk ve %95 özgüllük ile hırıltı ve sağlıklı sesleri sınıflamışlardır [27].

Matsutake ve diğerleri (2013) çalışmalarında amfizem hastalarından dört dinleme noktasından akciğer seslerini almışlardır. Her bir ses için maksimum benzerlik yöntemine dayanan akustik benzerliği hesapladıktan sonra Saklı Markov Modelini (HMM) kullanarak dört noktadan aldıkları seslerini %90.5 doğrulukla hasta ve sağlıklı olarak sınıflandırmışlardır [28].

Alfi ve diğerleri (2013) çalışmalarında akciğer seslerinin Ayrık Dalgacık Dönüşümünden elde edilen alt bantların (D3-D7 alt bantları) Mel Frekansı Cepstral Katsayılarını bulmuşlardır. Daha sonra her bir alt bantın Mel Frekansı Cepstral Katsayılarının spektral ve geçici parametrelerini (spectral centroid, spectral roll-off, spectral flux, sıfır geçiş oranı ve enerji entropisi) hesaplamışlar ve LBG (Linde-Buzo-Gray) algoritmasını kullanarak boyut azaltımı yapmışlardır. Çok katmanlı algılayıcı kullanarak %80-%99 arasında doğrulukla altı kategoriden her birine ayırmışlardır [29].

İçer ve Gençgel (2014) çalışmalarında ral ve ronküs seslerini Welch metodu tabanlı güç spektral yoğunluğunun f_{max}/f_{min} oranını, Hilbert Huang dönüşümünden hesaplanan anlık frekansların değişim süresini, tekil spektrum analizinden elde edilen eigen değerleri gibi sinyal işleme yöntemlerini kullanarak Destek Vektör Makineleri ile sınıflandırmışlardır. Güç spektral yoğunluğu frekans oranı ve eigen değerleri ile anlık frekansların değişim süresine göre daha yüksek doğrulukla (%90-%100 arasında) sınıflandırmışlardır. Çalışmalarında Erciyes Üniversitesi Tıp Fakültesinden 20 sağlıklı ve

40 çeşitli akciğer hastalığına sahip bireyden aldıkları akciğer seslerini kullanmışlardır [30].

1.2 Tezin Amacı

Bu tezin temel amacı, sinyal işleme yöntemleri kullanılarak astım, bronşektazi, kronik obstrüktif akciğer hastalığı, idiyopatik akciğer fibrozu gibi akciğer hastalıklarının teşhisinde doktora yardımcı bir sistem oluşturmaktır. Oskültasyon, fizik muayenenin önemli bir parçasıdır ve göğüs ve batın hastalıklarını araştırmada kullanılır. Ancak dinleme sırasında kullanılan klasik stetoskoplar 120 Hz üzerindeki sesleri zayıflatmakta ve dış gürültülerden etkilenmektedir. Aynı zamanda oskültasyon tıbbi personelin duyma ve tecrübesine bağlı bir süreçtir. Bu çalışmada fizik muayene sırasında kullanılan klasik stetoskopların bu dezavantajlarının üstesinden gelmek için bilgisayarlı analiz yöntemlerini kullanarak hastalığa ait önemli bilgiler içeren akciğer sesleri ile hastalık teşhisi yapılması amaçlanmıştır. Sağlıklı ve hasta bireylerden elektronik stetoskop ile akciğer seslerinin alınarak kaydedilmesi ve sinyal işleme yöntemleri kullanılarak bu seslerden önemli bilgiler elde edilerek aynı ses gruplarına ait veriler sınıflandırılarak akciğer hastalıklarının teşhisinin yapılması bu tezin amacını oluşturmaktadır.

1.3 Orijinal Katkı

Bu zamana kadar akciğer sesleri ile yapılan çalışmalarda birçok farklı yöntem kullanılmıştır. İlk olarak akciğer seslerinin kaydedilmesi ve görüntülenmesi üzerine odaklanılmıştır. Sonraki çalışmalarda akciğer ses sinyallerinin analizleri yapılmış ve bu seslerin zaman ve frekans alanlarındaki yapıları incelenmiştir. Sinyal işleme yöntemleri kullanılarak akciğer sesleri sınıflandırılmıştır.

Bu tez çalışmasında solunum sırasında akciğerlerde meydana gelen sağlıklı akciğer sesleri ve hastalık durumunda meydana gelen akciğer ek sesleri Littmann 3200 Model elektronik stetoskop kullanılarak İstanbul Üniversitesi Çapa Tıp fakültesinde Göğüs Hastalıkları polikliniğinden ve serviste yatan hastalardan alınarak kaydedilmiştir. Bu çalışmada sırt bölgesinde bulunan dinleme noktalarından sesin en baskın olduğu noktadan akciğer sesleri kaydedilmiştir. Astım, Bronşektazi, Kronik Obstrüktif Akciğer Hastalığı, İdiyopatik Pulmoner Fibrozis gibi akciğer hastalığına sahip 20 hastadan 10'ar

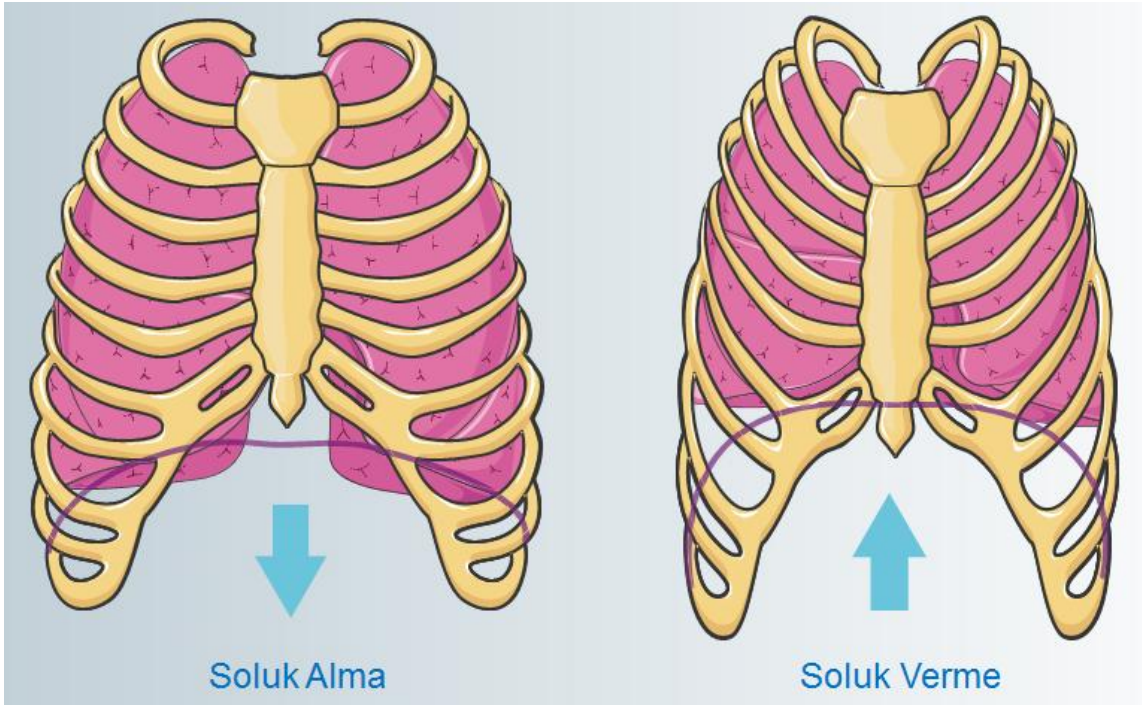
nefes örneği (5'er nefes örneği kullanılmıştır) alınmıştır. Littmann 3200 Model elektronik stetoskop 4000 Hz örnekleme frekansına sahiptir. Alınan sağlıklı, ral, ronküs ve hırıltı sesleri işlenmeden önce 11025 Hz ile tekrar örneklenmiştir. Sesler alınırken oluşan deri sürtünmesi, kas sesleri ve dış çevreden gelen gürültülerin giderilmesi için 9. Derece Chebyshev bant geçiren süzgeç ve Dalgacık Daraltımı (Shrinkage) adı verilen dalgacık tabanlı gürültü giderme tekniği kullanılmıştır. Akciğer sesleri, soluk alma ve soluk verme evrelerinden oluşan birer nefes olarak bölütlendirilmiştir. Düzenlenen akciğer ses verilerinden öznitelik çıkarımı yapmak için Dalgacık Dönüşümü, Kısa zamanlı Fourier Dönüşümü (KZFD), Doğrusal Öngörü Katsayıları (LPC), Mel Frekans Kepstral Katsayıları (MFCC) ve istatistiksel öznitelikler kullanılmıştır.

Akciğer sesleri (ral, ronküs ve hırıltı), akciğer hastalıklarına ilişkin önemli bilgiler içermektedir. Sağlıklı akciğer sesleri ve ek seslerden sinyal işleme yöntemleri kullanılarak elde edilen öznitelikler ile hastalığa ilişkin önemli bilgiler elde edilmiştir. Bu öznitelikler kullanılarak ilk olarak akciğer sesleri sağlıklı ve sağlıklı olmayan olarak Destek Vektör Makineleri ve Çok Katmanlı Algılayıcı ile sınıflandırılmıştır. Daha sonra sağlıklı akciğer sesleri ral, ronküs ve hırıltı olmak üzere sınıflandırılmış ve sinyal işleme yöntemlerinin doğruluk oranları incelenmiştir. Akciğer sesleri daha önce yapılan çalışmalardan farklı olarak iki aşamada ve daha yüksek doğrulukta sınıflandırılmıştır. Ayrıca literatürde yapılan çalışmalardan daha geniş bir veri seti kullanılmıştır.

SOLUNUM SİSTEMİ

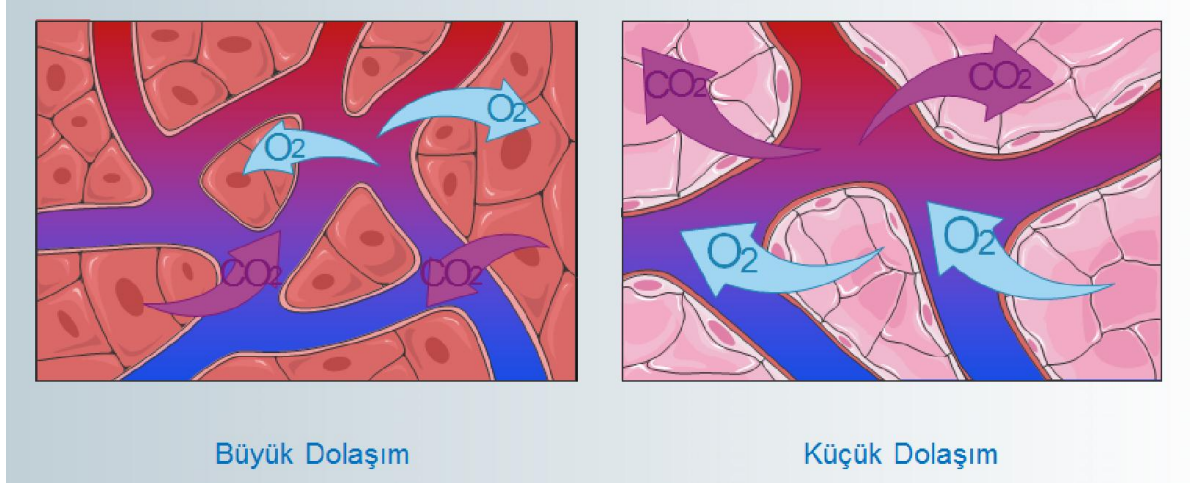
2.1 Solunum Sistemi

Solunum oksijenin alveole kadar gelmesi, buradan kana geçişi, kan akımı ile dokulara taşınması, dokuda hücre içine ve oradan da mitokondri içine geçerek oksidatif fosforilasyon için kullanılması, sonuçta oluşan karbondioksitin de dokudan uzaklaştırılması süreçlerinin tümüdür.



Şekil 2.1 Solunum sürecinde akciğerler [31]

Solunum sürecinin ilk bölümünde alveollere gelen taze gaz içindeki oksijen kana geçer. Dış solunum adı verilen bu bölümde, alveol ve etrafını saran kapillerlerin yapısı önemlidir. Bu yapı ciddi bir gaz değişim yüzeyi oluşturur; oksijen, alveol ile kapiller arasındaki membrandan pasif difüzyon ile kana geçer. Burada rol oynayan etken alveol ile kapiller kanı arasındaki oksijen parsiyel basınç farkıdır.

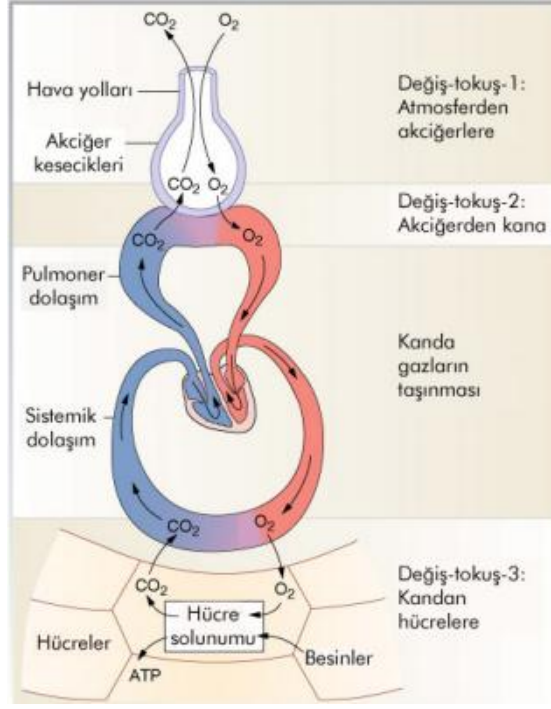


Şekil 2.2 Büyük dolaşım ve küçük dolaşım [31]

Solunum sürecinin ikinci bölümünde, kana geçerek büyük oranda hemoglobine bağlanan oksijenin, kalbin pompa gücü ile dokulara doğru gönderilmesi yer almaktadır. Oksijen taşınması adı verilen bu bölüm hücrelerin gereksinimi olan oksijenin yeterli miktarda sağlanması açısından çok önemlidir. Normal şartlarda, istirahat durumunda olan bir yetişkin birey ortalama olarak, dakikada 250 mL kadar oksijen tüketirken, dokulara taşınan oksijen miktarı yaklaşık 1000 mL/dakika düzeylerindedir. Taşınan oksijen miktarının düşmesi veya dokuların oksijen tüketiminin artması, hücrelerin metabolik gereksinimlerinin karşılanamamasına neden olarak ciddi sorunlara yol açabilir.

Solunum sürecinin son bölümüne iç solunum adı verilir. Bu bölümde oksijen kandan hücre içine ve buradan da mitokondri içine geçer ve hücrenin yaşaması için gerekli enerji üretiminde kullanılır [32].

Solunum sistemi, kandaki karbondioksit (CO_2) gazının oksijen gazı (O_2) ile yer değiştirmesini sağlayan sistemdir.



Şekil 2.3 Solunum Sistemi [102]

Solunum sisteminde burun ve ağız yardımıyla dışarıdan alınan havanın içindeki oksijen sırayla yutak, gırtlak ve soluk borusundan geçtikten sonra akciğerlere gelir. Akciğerlerde bronş ve bronşçuklardan geçerek alveollere gelir. Alveollerden kana geçer. Kan, hücrelere oksijeni taşır. Hücreler bu oksijeni kullanarak enerji elde ederler. Kan yardımıyla karbondioksit, tekrar alveollere gelir. Alveollerin içindeki kılcal damarlarda bulunan karbondioksit bronşçuk, bronş, soluk borusu, gırtlak ve yutaktan geçtikten sonra bu sefer ağız ve burundan çıkar [33].

Solunum sisteminin esas organı akciğerlerdir. Oksijen ve karbondioksit gazlarının değişimi bu organda olur. Solunum sistemini oluşturan organlar üst ve alt solunum yolları olmak üzere ikiye ayrılır [34].

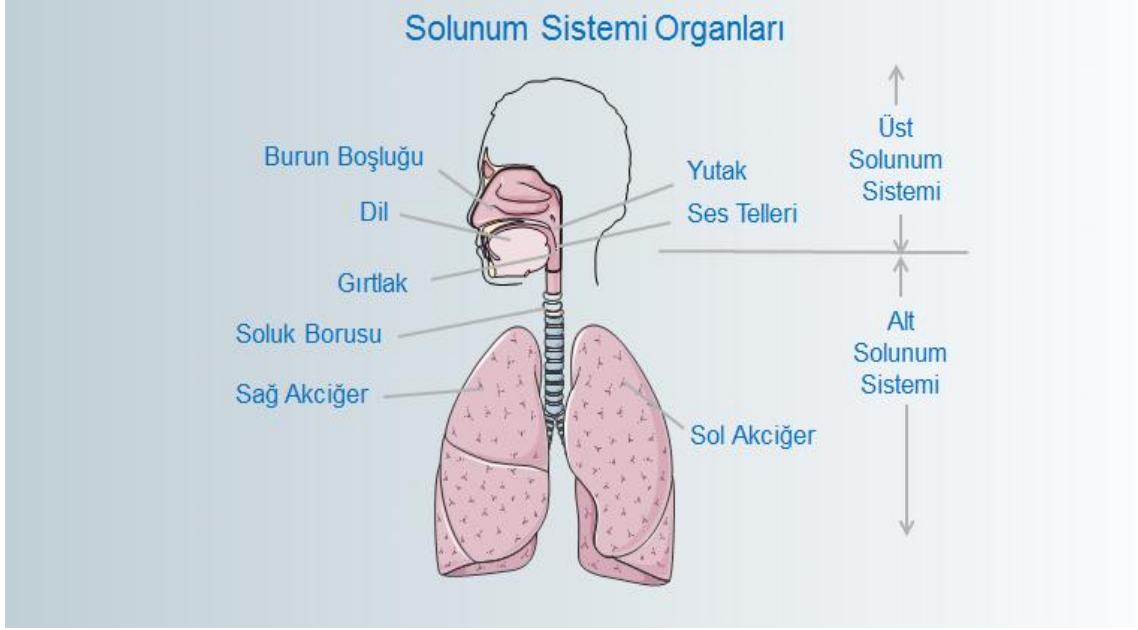
Üst Solunum Yolları:

- Burun
- Yutak

Alt Solunum Yolları:

- Gırtlak (Larinx)

- Soluk Borusu (Trakea)
- Akciğer
- Bronş



Şekil 2.4 Solunum sistemi organları [31]

2.1.1 Üst Solunum Yolları

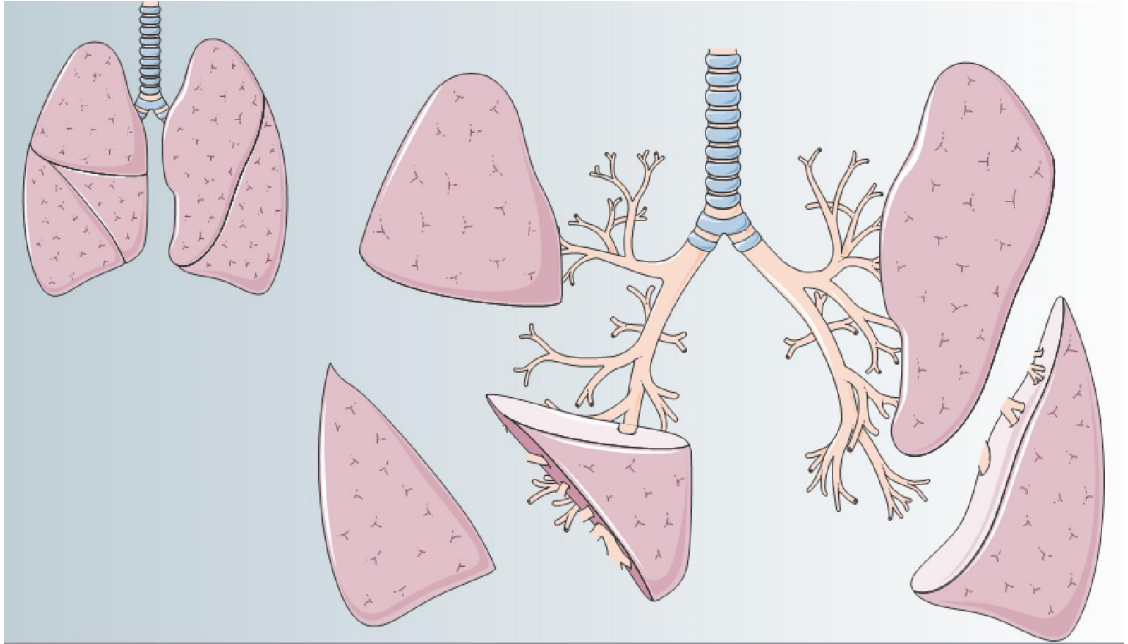
Burun: Solunum sisteminin dışarı açılan kısmıdır. Burun içindeki kıllar ve nemli yüzey havanın içindeki tozların tutulmasını sağlar. Ayrıca burun içindeki nemli yüzey ve burun içinin kıvrımlı oluşu soğuk havalarda, havanın ısınarak akciğerlere gitmesini sağlar.

Yutak: Yutak ağız ve burun boşluğunu, soluk ve yemek borusuna birleştiren kısımdır. Kas ve zarlardan yapılmıştır. Esas olarak iki önemli fonksiyonu vardır. Buna göre; hem solunum sisteminin hem de sindirim sisteminin bir bölümü olarak fonksiyon görür. Yukarıda ve önde burun ve ağız boşlukları ile bağlantılı olan bu yapı, aşağıda doğrudan doğruya sindirim borusu ile devam eder. Ancak, aşağıda ön tarafta, solunum sisteminin bir bölümü olan gırtlak ile de bağlantılıdır. Diğer bir deyişle, yutak içinde sindirim ve solunum yolları birbirlerini çaprazlayan bir durum gösterirler. Yukarı kısımlarda solunum sistemini oluşturan bölüm, sindirim sistemini arkadan öne doğru çaprazlar ve öne geçer. Bu durumda yutağın devamı olan yemek borusu da artık solunum yollarının arkasında olmak üzere aşağıya doğru devam eder.

2.1.2 Alt Solunum Yolları

Soluk borusu: Yutak ile akciğer arasında kalan borudur. Soluk borusunun başlangıç bölümü gırtlaktır. Gırtlakta ses telleri vardır. Ayrıca küçük dil yutkunurken soluk borusunu kapatır. Soluk borusunun iç yüzeyi nemli ve tüylerle kaplıdır. Bunlar soluk borusuna kaçan toz vb. maddeleri yakalayarak öksürük ve balgamla dışarı atar. Soluk borusunun alt kısmı bronş adı verilen iki kola ayrılır. Bronşlardan biri sağ, diğeri sol akciğere bağlanır. Soluk borusu üst üste dizilmiş kıkırdak halkalardan oluşmuştur.

Gırtlak: Solunum yollarının en önemli kısmını oluşturan ve fonksiyonel olarak çok karmaşık bir yapıya sahip bulunan gırtlak, üçü çift, üçü de tek olmak üzere dokuz kıkırdaktan meydana gelmiştir. Bu kıkırdaklar birbirleri ile birtakım bağlar (ligament) ve kaslar ile bağlantılı olup, ses apereyi olarak fonksiyon görürler. Yukarıya doğru gırtlak, yassı ve geniş bir ligament (bağ) ile hyoid kemiğe tutunmuştur. Bu sıkı ilişkiden dolayı, yutma hareketinde, hyoid kemik ile birlikte gırtlakta yukarıya doğru hareket eder.



Şekil 2.5 Akciğerler [31]

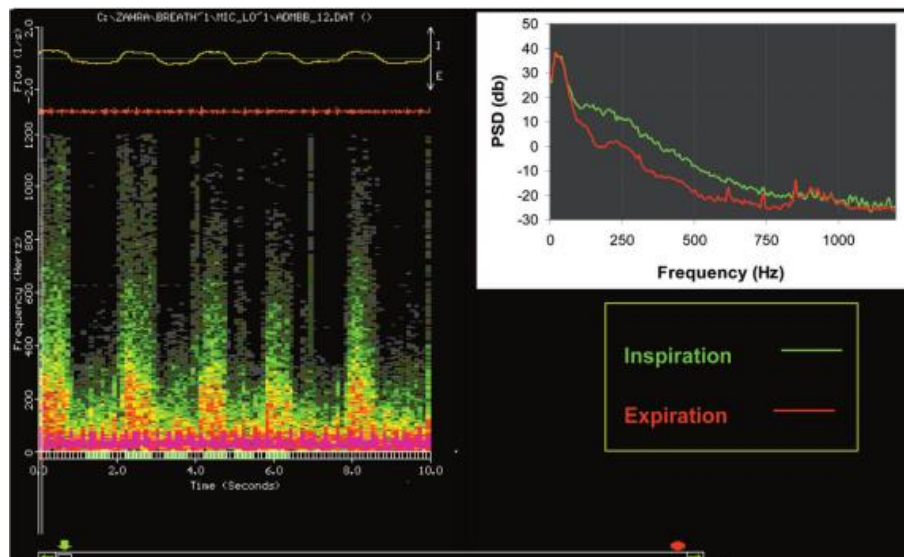
Akciğer: Göğüs kafesi içinde yer alır ve akciğerler solunumun en önemli organlarından biridir. Akciğerler Plevra adı verilen sağlam bir zarla çevrilir. Akciğerleri darbe, basınç gibi dış etkenlerden korur. Akciğerler sağ ve sol olmak üzere iki parçadır. Ayrıca her bir parça lob denilen bölümlere ayrılmıştır. Sağ akciğer üç, sol akciğer ise iki lobdan oluşur. Bronşlar akciğerlere girdikten sonra daha ince dallara ayrılır. Bu ince

dallara bronşçuk denir. Bronşçuklar üzüm salkımı şeklinde hava keseleri ile sonlanır. Bu hava keselerine alveol denir. Alveoller akciğer yüzeyinin daha geniş olmasını sağlar. Bu özellik solunumu kolaylaştırır. Hava ile kan arasındaki gaz alışverişi alveollerde yapılır [33],[34].

2.2 Solunum Sesleri

Solunum sesleri kayıt yerine bağlı olarak değişen farklı karakteristiklere sahiptir. Solunum sesleri trakeal sesleri ve akciğer sesleri olmak üzere temel olarak iki sınıfa ayrılmaktadır. Trakeal sesleri genellikle soluk borusu üzerinden kaydedilir ve akciğer sesleri göğüs kafesinin ön veya arka yüzeyindeki farklı noktalardan kaydedilir. Akciğer sesleri teşhis amacıyla uzun süredir kullanılırken, trakeal sesleri akciğer hastalıkları için teşhis değeri olan bilgiler içermemektedir.

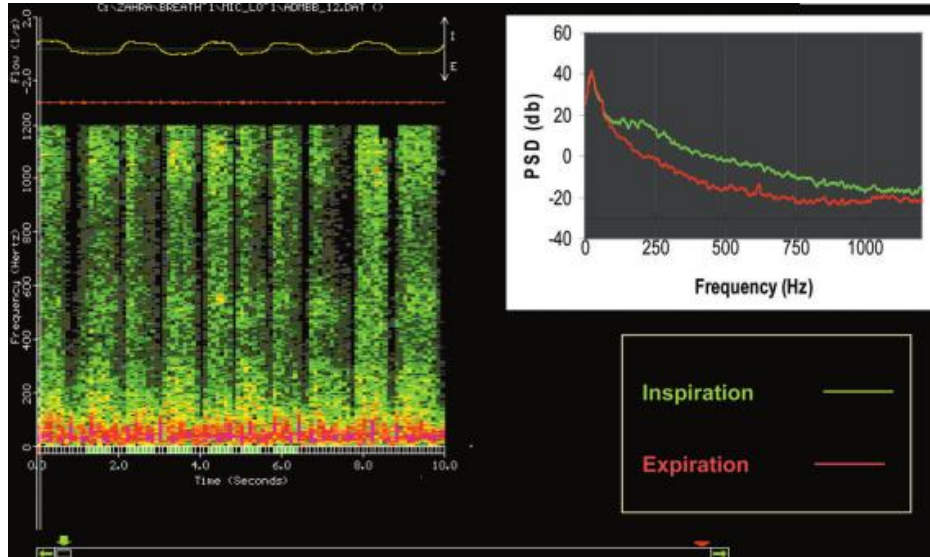
Akciğer seslerinin genliği kişiden kişiye ve göğüs üzerinden kayıt edilen noktaya göre değişmektedir. Akciğer seslerinin tepe değerleri 100 Hz'in altındaki frekanslardadır. Akciğer seslerinin enerjisi 100-200 Hz arasında keskin bir şekilde azalmaktadır fakat hassas mikrofonlar ile 800 Hz ve üzerindeki frekanslarda akciğer sesleri saptanabilmektedir. Şekil 2.6'da sol üst resim pnömotakograf ile ölçülen akış sinyalini göstermektedir. Pozitif değerler soluk alma ve negatif değerler soluk vermeyi ifade etmektedir. Akciğer ses sinyalinin spektrogramı sol alt resimde gösterilmektedir. Spektrogram sinyalin zamana karşılık güç spektrumunu göstermektedir.



Şekil 2.6 Akciğer ses sinyali spektrumu [35]

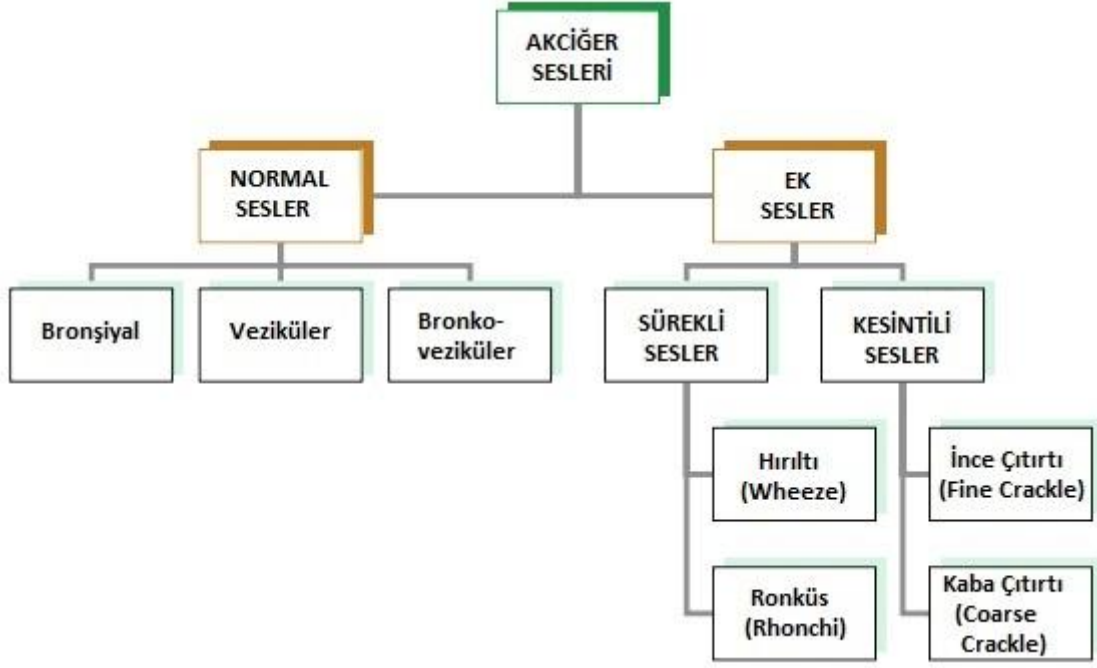
Spektrogramdan görüleceği üzere akciğer sesleri soluk alma fazında soluk verme fazına göre daha yüksek frekans bileşenleri içermektedir. Diğer bir deyişle soluk alma sesleri, soluk vermeden daha yüksektir.

Trakeal sesleri şiddetlidir ve akciğer seslerinden daha geniş frekans alanına sahiptir. Bu sesler 1500 Hz'e kadar frekans bileşenine sahiptirler [35]. Şekil 2.7'de trakeal seslerinin spektrogramı gösterilmiştir.



Şekil 2.7 Trakeal ses sinyali spektrumu [35]

Soluk alma ve soluk verme sırasında hava basıncında hızlı değişimler ve katı dokuların titreşimleri sonucu oluşan akciğer sesleri solunum sisteminin durumuyla ilgili önemli bilgiler vermektedir [36]. Akciğer sesleri normal ve patolojik ek sesler olmak üzere iki gruba ayrılmaktadır.



Şekil 2.8 Akciğer seslerinin sınıflandırılması [37]

2.2.1 Normal Solunum Sesleri

Akciğerlerde hiçbir solunum problemi olmadığında stetoskop yardımıyla duyulan seslerdir. Normal solunum sesleri hem iç soluma hem de dış solumayla ilgilidir. Bunlar düzenli nefes alma işlemi sırasında havanın göğüsten içeriye ve dışarıya girip çıktığında oluşur [36]. Normal sesler sesin duyulduğu yere ve sesin karakterine göre sınıflandırılırlar. Bu seslerin genliği, ölçülen bölgeye ve kişiye göre değişmektedir [38].

Normal solunum seslerinin üç tipi vardır: bronchial, veziküler ve bronkoveziküler. Anormal sesler normal nefes alıp verme sırasında beklenmedik bir şekilde oluşan seslerdir. Bronşial ve bronkoveziküler doğasındaki sesler eğer veziküler seslerin duyulabildiği bölgelerde işitilirse anormal olarak düşünülebilir. Farklı bireyler arasında akciğer seslerinin karakterinde değişiklikler olması bazen sesin anormalliği konusunda emin olmayı zorlaştırır [37].

Bronşiyal Sesler: Bronşiyal solunum sesleri iç soluma ve süresi daha uzun olan dış solumadan oluşmaktadır. Boyun üzerinden duyulan normal solunum sesleri merkezi havayolundaki hava türbülansından kaynaklanmaktadır. Bronşiyal sesler şiddetli ve gürültülü bir karakteristiğe sahiptir [38].

Veziküler Sesler: Veziküler sesler, 200–600 Hz arasında frekansa sahiptir ve akciğerlerin etrafındaki hemen hemen bütün kısımlarda duyulabilirler. Bu sesler iç solumada, dış solumaya kıyasla daha kuvvetli işitilir ve iç soluma evresi dış solumaya göre daha uzundur [37].

Bronkoveziküler Sesler: Bronşiyal ve veziküler seslerle aynı karakteristiğe sahiptir. Bronşiyal ve veziküler seslerin frekansları biraz daha yüksektir ve veziküler seslerde dış soluma daha belirgin bir şekilde ayrılmaktadır. Bronkoveziküler sesler genellikle göğüs üzerinden ve sırtta kürek kemiği arasından duyulur. Çocuklarda bronkoveziküler sesler daha yaygın bir şekilde duyulmaktadır [39].

2.2.2 Patolojik Ek Sesler

Bu sesler akciğerlerin ya da solunum yollarının belirli patolojik durumlarında üretilirler. Ek seslerin tanımlanması solunum yolları hastalıklarının teşhisinde kullanılır. Bazı durumlarda bu ek seslerden birden çok bulunabilmektedir. İleri teşhis için bu seslerin ayrılmasına ihtiyaç duyulmaktadır [35]. Ek sesler sürekli ve süreksiz olmak üzere iki gruba ayrılmaktadır. Hırıltı, ronküs, ısıklık ve ciyaklama sürekli ek seslerdir. Ral sesleri ise süreksiz ek seslerdir.

2.2.2.1 Hırıltı (Wheeze)

Hırıltı sesleri müzikal karaktere sahip sürekli ek seslerdir. 400 Hz'den yüksek frekanslarda baskın olarak görülmektedir ve 100 ms'den uzun sürelidir. Genellikle soluk verme sırasında görülürler ya da solunum döngüsünde soluk alma ve soluk verme sırasında birlikte görülürler. Hırıltı sesleri tepe değerine (düşük, yüksek), karmaşıklığa (monofonik veya polifonik), süresine (uzun veya kısa) ve zamanına (soluk alma ve soluk verme) göre sınıflandırılırlar [9],[40].

Bu sesler akciğerlerdeki hava yolları tıkanıklığından kaynaklanmaktadır. Hırıltı sesleri, kronik obstrüktif akciğer hastalığı (KOAH), astım ve solunum yolu tıkanıklığı gibi hastalıklarda yaygın olarak görülmektedir [39].

2.2.2.2 Islık (Stridor)

Islik sesleri nefes borusu veya gırtlakta tıkanıklığı sonucu olan gürültülü hırıltı sesleridir. Islik genellikle frekans spektrumunda 1000 Hz'de belirgin bir tepe noktası ile karakterize edilmektedir. Islik sesleri en çok soluk alma sırasında görülür. Ağızdan, soluk borusundan ve göğüs duvarından duyulabilir. Islik sürekli bir ek sestir.

2.2.2.3 Ronküs

Düşük tepe değerli hırıltı sesleridir. Ronküs sesleri hırıltı sesine çok benzemektedir. Bu yüzden onları ayırmak zordur. Ronküs seslerinin baskın frekansı 200 Hz'den daha azdır [9],[41].

2.2.2.4 Ciyaklama (Squawk)

Kısıtlayıcı akciğer hastalıklarında görülen kısa süreli hırıltı sesidir. Soluk almanın sonunda ortaya çıkmaktadır. Bu sesler her zaman ral sesleri ile ortaya çıkar ve sıklıkla ral ile başlar. Ciyaklama seslerinin süresi 400 ms'yi aşmaz. Akciğer fibrozu, bronşektazi ve bazı astım hastalarında görülür [9],[39],[41].

2.2.2.5 Ral (Crackles)

Süresi 20 ms'den uzun olmayan patlayıcı, müzikal olmayan süreksiz ek seslerdir. Ral sesleri 100-2000 Hz frekans aralığında bulunmaktadır [42]. Ral sesleri akciğerlerde bulunan fazla sıvılardan geçen havanın kabarcık yapması ya da tıkalı olan hava yolunun aniden açılması sonucu basıncın ani olarak eşitlenmesi sonucu oluşur [37]. Ek seslerin soluk alma zamanı ve sesin üretildiği yer ile kuvvetli bağlantısı olmasından dolayı önemli teşhis değeri vardır [40].

Süreksiz ek sesler ince ral ve kaba ral olmak üzere iki sınıfa ayrılmaktadır. İnce ral sesleri kısa süreli ve yüksek tepe değerlidir. Soluk almanın orta ve sonlarında meydana gelir. Kaba ral sesleri süresi daha uzun olan düşük tepe değerli ek seslerdir. Bu sesler soluk almanın başında ve soluk verme sırasında ortaya çıkar [43]. Kaba ral sesleri kronik obstrüktif akciğer hastalığı, bronşektazi ve ileri derecedeki akciğer ödemi hastalarında görülmektedir.

Ral sesleri genellikle zatürre, akciğer fibrozu, bronşektazi, idiyopatik pulmoner fibrozis, akut bronşit ve atalektazi hastalarında duyulmaktadır [39].

Çizelge 2.1 Akciğer hastalıklarında görülen ek sesler

Ek Ses Çeşidi	Olası Akciğer Hastalıkları
Ral	Alveoliti, zatürre, akciğer fibrozu, bronşektazi, atalektazi, idiyopatik pulmoner fibrozis, kronik bronşit, konjestif kalp yetmezliği
Hırıltı	Obstrüktif akciğer hastalığı (astım), kistik fibroz,
Islık	Larenjit, larengomalasi, ses teli felci, tümör
Ciyaklama	Alerjik alveoliti, akciğer fibrozu, interstisyel fibroz
Ronküs	Kronik bronşit, tümör, zatürre, obstrüktif akciğer hastalığı

2.3 Solunum Sistemi Hastalıkları

2.3.1 Kronik Obstrüktif Akciğer Hastalığı (KOAH)

Kronik Obstrüktif Akciğer Hastalığı (KOAH); tam olarak geri dönüşümü olmayan, ilerleyici hava akımı kısıtlanması ile karakterize olan önlenemez ve tedavi edilebilir bir hastalıktır [14]. KOAH tüm dünyada sakatlığa ve ölüme neden olan önemli sağlık problemlerinden birisi olup morbidite ve mortalitesi yüksek bir hastalıktır [45].

Hastalık şiddetini arttırabilecek belirgin akciğer dışı etkileri de olan önlenemez ve tedavi edilebilir bir hastalıktır. Akciğer komponenti tam olarak geri dönüşümlü olmayan hava akımı kısıtlanması ile karakterizedir [46]. Hava akımı kısıtlanması genellikle progresiftir ve akciğerin, başta sigara olmak üzere, zararlı parçacık ve gazlara karşı anormal inflamatuvar yanıtı ile ilişkilidir [45].

Kronik Obstrüktif Akciğer Hastalığı Türkiye’de en sık sakat bırakan hastalıklar arasında 8. sıradadır ve nüfusun %8,4’ü her yıl KOAH tanısı almaktadır [47]. KOAH 2000 yılları başında 2,5-3 milyon kişiyi etkilerken, 2007 yıllarında Türkiye’de 5 milyon kişiyi etkileyen, her yıl 25.000 kişinin ölümüne neden olan bir hastalıktır [48].

Göğüs ağrısı ve hırıltılı solunum KOAH’lı hastalarda görülebilen non-spesifik semptomlardır, görülmemeleri KOAH tanısını ekarte etmez [45],[49]. Hırıltılı solunum

ve dispne varlığı yanırlıklıla astım tanısı konmasına neden olabilir. Göğüs ağrısı ise genellikle pulmoner emboli, pnömoni, plevral efüzyon ve pnömotoraks gibi komplikasyonlar sonucu ortaya çıkar. Ataklar sırasında inflamasyonlu hava yollarından balgamla karışık olarak kan gelmesi görülebilir fakat KOAH'lı hastada hemoptizi saptandığında tümör, bronşektazi, pnömoni ve kalp yetmezliğı gibi ek hastalıklar düşünölmeli ve ayırıcı tanı yapılmalıdır [50],[51].

2.3.2 Astım

Astım hava yollarının kronik inflamatuvar bir hastalığıdır. Kronik inflamasyon, özellikle gece veya sabahın erken saatlerinde meydana gelen tekrarlayıcı hırıltılı solunum, nefes darlığı, göğüste sıkışma hissi ve öksürük ataklarına neden olan hava yolu aşırı duyarlılığı ile ilişkilidir. Bu ataklar kendiliğinden veya tedavi ile geri dönüşlü, değışken bir hava yolu obstrüksiyonu ile birlikte dir.

Astım klinik, fizyolojik ve patolojik özelliklerine göre tanımlanan bir hastalıktır. Nöbetler halinde gelen nefes darlığı, hırıltılı solunum ve sıklıkla bunlara eşlik eden öksürük klinik özellikleridir. Astımın başlıca fizyolojik özelliğı hava akımı kısıtlanması ile karakterize hava yolu daralmasıdır. En belirgin patolojik bulgu ise bazı olgularda kalıcı yapısal değışikliklerin de eşlik ettiğı kronik havayolu inflamasyonudur [52].

Risk faktörleri; kişiyi astıma yatkın kılan kişisel faktörler ve genetik olarak astıma yatkın olanlarda astım gelişimine yol açan çevresel faktörler olmak üzere iki grupta toplanmaktadır. Astım gelişmesine yol açan faktörler yanı sıra astım semptomlarını tetikleyen faktörler de vardır.

Astımın ortaya çıkmasında etkili risk faktörlerinin başında genetik faktörler gelir [53]. Astım alevlenmesine yol açan faktörler ise genellikle çevresel olanlardır. Genlerin hem kendi aralarında, hem de çevresel faktörler ile etkileşerek bireyin astıma eğilimini artırdıkları düşünölmektedir [54].

Astım hastalarında en sık rastlanan muayene bulgusu hava yolu obstrüksiyonunu gösteren hırıltı ve ronküslerdir. Solunum sesleri normal bulunan bazı astımlı hastalarda oskültasyon sırasında zorlu ekspirasyon yaptırılırsa ronküs işitilebilir [52].

2.3.3 Pnömoni (Zatürre)

Zatürre ya da tıbbi adıyla pnömoni bakteri, virüs ve nadiren parazitlerin neden olduğu akciğer enfeksiyonu olarak tanımlanır. Akciğerde meydana gelen bu enfeksiyon, alveol adı verilen havayla dolu küçük akciğer keseciklerine iltihap hücrelerinin birikmesine ve yine bu alana kan damarlarından gelen serumun dolmasına neden olur. İçleri serum sıvısı ve iltihap hücreleri ile dolan, yani hava içeriğini kaybeden alveoller solunum işlevlerini yerine getiremezler. Eğer pnömoni yaygın ise hastada solunum yetersizliği görülebilir. Bağışıklık sistemi normal olan bireylerde pnömoniye neden olan mikroorganizma hastane ortamından ya da hastane dışı ortamdaki akciğere yerleşerek enfeksiyona neden olabilir. Bu nedenle hastanede yatan bir hastada, yatıştan 48-72 saat sonra meydana gelen pnömoni hastane kökenli pnömoni, buna karşın hastane ile ilgisi olmayan bireylerde meydana gelen pnömoni ise toplum kökenli pnömoni olarak adlandırılır [55].

Sıklıkla bakteriler ve virüsler gibi enfeksiyöz ya da enfeksiyöz olmayan etkenlere yanıt olarak akciğer parankiminde (alveol ve interstisyum) gelişen akut bir inflamasyondur. Pnömoni; ateş, solunumsal belirtiler ve parankimal tutulumun fizik muayene veya göğüs radyografi bulguları ile tanımlandığı klinik bir tablodur [56].

Genellikle pnömonilerde viral ve bakteriyel pnömoni ayrımını klinik olarak yapabilecek kesin kriterler yoktur. Ancak viral pnömonilerde klinik semptomlar akciğer bulgularının yanı sıra üst solunum yollarına ait bulgularla birlikte olur. Bakteriyel pnömonilerde ise başlangıç daha ağır ve gürültülü bir tabloyla ortaya çıkar [57].

Pnömoni tanısı öykü ve fizik muayene ile hasta başında konabilir. Pnömoni düşünülen bir olguda koşullar elveriyorsa, tanıyı desteklemek, ayırıcı tanıda olası patolojileri ekarte etmek, etken mikroorganizmanın hangisi olabileceğine karar vermek, ek hastalıkları fark etmek, komplikasyonları tanımak ve tedaviye yanıtı değerlendirmek üzere göğüs radyografileri yararlı olabilir [58].

2.3.4 Tüberküloz

Tüberküloz, *Mycobacterium tuberculosis* basilinin genellikle solunum yolu ile alınması sonrası ortaya çıkan dünyanın en eski enfeksiyon hastalıklarından biridir.

Tüberküloz hastalığının doğal gelişimini aydınlatabilmek için pek çok araştırma yapılmış ve çeşitli teoriler ileri sürülmüştür. Bu teorilerin tümünde tüberküloz basili ile bireyin immun yanıtı ve bu etkileşimin sonuçlarına dayalı sınıflamalar yapılmıştır.

Bugün genel kabul gören, tüberkülozun iki aşamalı bir hastalık olduğudur. Birinci aşamada basil akciğere gelmekte ve primer tüberküloz enfeksiyonu veya hastalık kliniği oluşturulursa saptanan primer tüberküloz hastalığı ortaya çıkmaktadır. Primer tüberküloz enfeksiyonunun genelde sessiz seyretmesi ve latent döneme girmesi veya primer tüberküloz hastalığının iyileşmesinden sonra bireyin yeniden hastalandığı ikinci aşama da postprimer tüberküloz olarak kabul edilmektedir [59].

Tüberküloz mikrobunun kaynağı, tedavi görmemiş, aktif akciğer ve gırtlak veremi olan hastalardır. Nefes vermekle, özellikle de öksürmek, hapşırarak, konuşmak ile mikroplar çevre havaya saçılır. Sağlıklı kişiler bu mikropları nefesleriyle alırlar. Bulaşma için genellikle verem hastası bir kişi ile belirli süre birlikte yaşamak gereklidir. En çok hastanın aile bireylerine ve yakın çalışma arkadaşlarına bulaşma olur. Tedavi başladıktan sonra bulaşma hızla sona erer.

Her hastanın değerlendirilmesinde fizik muayene ihmal edilmemelidir. Fizik muayene, Tüberküloz hastalığının ayırıcı tanısı açısından da gereklidir. Tüberküloz tedavisini etkileyebilecek diğer sağlık sorunlarını saptamada ve hastanın genel durumunu değerlendirmede de fizik muayene yardımcı olur. Akciğer tüberkülozunda genellikle fizik bulgu azdır. Seyrek olarak lokalize raller ve öksürük sonrası çıtırtı sesleri olabilir. Konsolidasyon varlığında bronşiyal sesler duyulabilir. Plevra sıvısı ya da plevra kalınlaşması bulguları olabilir [60].

2.3.5 Kistik Fibrozis

Kistik fibrozis akciğer, pankreas, bağırsak, ter bezleri dış salgı bezlerinde görülen, kalıtsal (genetik) bir hastalıktır. Kistik fibrozis hastalığı beyaz ırkta 2500-3000'de bir görülürken, ülkemizdeki sıklığı yapılan çalışmalarda 3000'de bir olarak bulunmuştur [61].

Kistik fibrozisde esas olarak etkilenen organlarımız, dış salgı bezlerinin bulunduğu organlarımızdır. Bu hastalık nedeniyle etkilenen organlar akciğer, sindirim sistemi

(pankreas, bağırsak, karaciğer, safra kesesi), ter bezleri ve dış salgı bezleridir. Normalde dış salgı bezlerinin ince ve akışkan salgısı vardır. Bu salgılar ile akciğerlerin temiz ve sağlam kalması sağlanır; toz ve yabancı cisimler, mikroplar bu akıcı salgı ile atılabilirler. Kistik fibrozisli hastalarda ise, bu salgıların kıvamı artmış olup, akıcı özelliğini kaybederler.

Kistik fibrozis'in klinik bulgularından en önemlisi akciğer enfeksiyonu, pankreas enzimleri yetersizliği sonucu oluşan emilim bozukluğu ve dolayısıyla kötü beslenme durumudur [62].

Kistik fibrozisli hastalarda akciğer tutulumunun şiddeti hastanın yaşam kalitesini ve süresini belirlemektedir [63]. Akciğerler normal olabilmekle birlikte inflamasyon ve enfeksiyonlar hızla gelişebilir. En sık görülen semptomlar arasında öksürük, solunum güçlüğü, astım, parmaklarda çomaklaşma, hırıltı ve balgam yer almaktadır [64].

Fizik muayenede göğsün ön ve arka çapında artış, yaygın veya lokalize raller (crackles), hırıltı (wheeze) saptanır [65].

2.3.6 Bronşektazi

Bronşektazi, bir veya daha fazla bronşta irreversibl ve anormal bir genişleme olarak tanımlanır; bir veya daha fazla bronş duvarının elastik ve kas yapılarının destrüksiyonu sonucu gelişir [66].

Bronş genişlemesine, çeşitli biçimlerde ve bronş ağacında değişken yaygınlıkta rastlanabilir. Doğumsal olduğu kadar, bronşlara yerleşen enfeksiyon etkenlerinden de kaynaklanabilen geri dönüşümsüz bir bozukluktur. İltihaplanma ilerlediğinde ilk kez iltihaba bağlı yüksek ateş, halsizlik, üşüme gibi belirtilerle enfeksiyon fark edilebilir.

Başlıca belirtileri öksürük ve balgamdır. Bunlar genelde hep bir arada görülür. Ayrıca solunum zorluğu da gözlemlenebilir. Ancak çok baskın şekilde görülmemektedir. Yaşam süresince, özellikle bronşektazi üzerine iltihap eklendiğinde balgam da kan görülebilir [67].

Bronşektaziler olgularını ciddiyetlerine göre hafiften ağıra doğru silendirik, varriköz veya kistik yapıda olabilmektedir. Gelişmekte olan ülkelerde bronşektazilerin

oluşumunda rol oynayan etmenlerin başında enfeksiyonlar gelmektedir. Oldukça sık rastlanan kızamık, tüberküloz ve boğmaca bronşektaziyle sonlanan alt solunum yolu enfeksiyonlarından sorumlu olabilmektedirler [68].

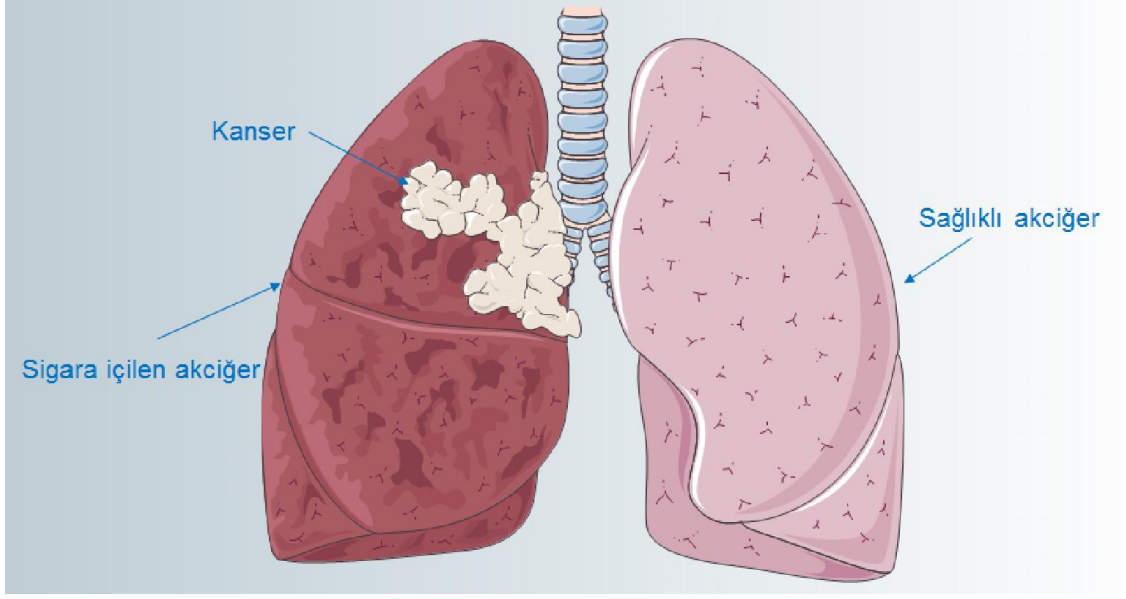
2.3.7 İdiyopatik Pulmoner Fibrozis (IPF)

İdiyopatik pulmoner fibrozis (İPF) nedeni tam olarak bilinmeyen kronik ve ilerleyici bir interstisyel akciğer hastalığıdır. Histolojik olarak olağan interstisyel pnömoni paterni ile karakterizedir. Hastalığın seyrinin kötü olması ve kabul edilmiş etkin bir tedavisinin olmaması nedeniyle idiyopatik pulmoner fibrozis'in diğer interstisyel akciğer hastalıklarından ayırt edilmesi önemlidir. Yapılan önceki çalışmalar interstisyel akciğer hastalıklarının histopatolojik yorumlanmasında gözlemciler arasında ve loblar arasında büyük oranda değişiklik olduğunu göstermiştir. Bu nedenle interstisyel akciğer hastalıklarında temel tanısal prosedür olarak sadece histopatolojik inceleme kullanılması daha az güvenilirirdir [69].

2.3.8 Akciğer Kanseri

Akciğer Kanseri, anormal hücrelerin kontrolsüz çoğalmasıyla nitelenen bir durumdur [62]. Akciğer kanseri en sık görülen kanser türlerindendir; tüm dünyada en sık öldüren kanser olup Dünya Sağlık Örgütü'ne göre 2008 yılında tüm dünyada 1.4 milyon insanın ölümünden sorumludur ve tütün kullanımı dünyadaki tüm kanser ölümlerinin %22'sinden, akciğer kanseri ölümlerinin %71'inden sorumlu bulunmaktadır.

Akciğerde başlayan kanserler, küçük hücreli olan ve küçük hücreli olmayan olarak ikiye ayrılır. Bu kanser tiplerinin birbirinden ayrımı, hücrelerin mikroskop altındaki örüntülerine göre yapılır. Her iki tip kanserde değişik şekillerde gelişip yayılır ve tedavi edilir. Küçük hücreli kanser türüne bazen yulaf hücresi kanseri adı da verilir. Küçük hücreli olmayan akciğer kanserine göre daha az yaygındır ancak daha hızlı gelişir ve vücudun diğer organlarına yayılması daha fazladır. Küçük hücreli olmayan akciğer kanserleri daha yaygındır. Genellikle daha yavaş gelişir ve yayılır. Üç ana tipi vardır. Bu tipler arasında tedavi ve yaşam süresi açısından fark yoktur [70].



Şekil 2.9 Akciğer Kanseri [31]

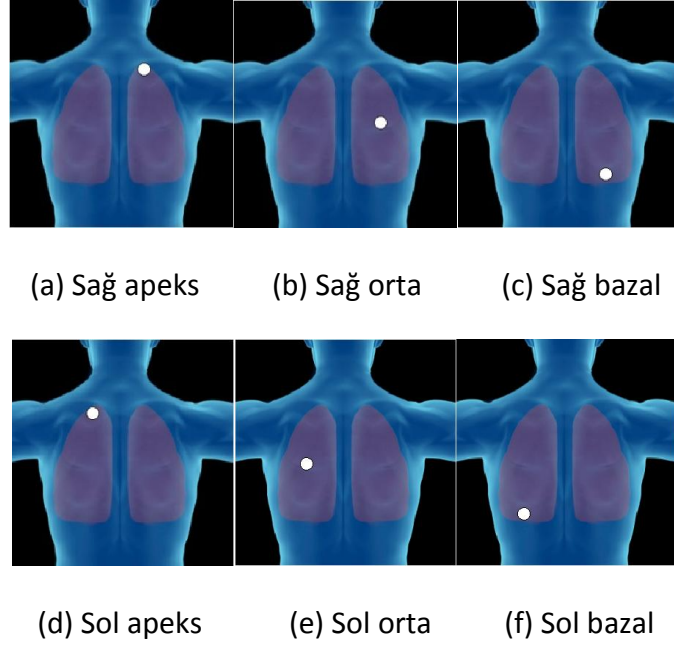
VERİLERİN ELDE EDİLMESİ

Soluk alma ve soluk verme sırasında akciğerlerde oluşan sesler solunum sisteminin durumuyla ilgili önemli bilgiler vermektedir. Solunum sesleri akciğer fizik muayenesinin önemli bir parçasını oluşturmaktadır. Akciğer hastalıkları teşhisinde, hastanın durumu hakkında bilgi verecek yaşam öyküsü ve şimdiki şikâyetleriyle birlikte, dinleme verisi ve bilgisayarlı görüntüleme yöntemlerinden faydalanılır [71]. Bu çalışmada çeşitli akciğer hastalığına sahip bireylerin ve sağlıklı bireylerin akciğer sesleri Littmann 3200 Model elektronik stetoskop kullanılarak kaydedilmiş ve bluetooth üzerinden bilgisayara aktarılmıştır. Alınan akciğer sesleri ön işleme tabi tutularak sesler alınırken oluşan deri sürtünmesi, kas sesleri gibi düşük frekanslı sesler ve yüksek frekanslı bileşenler filtrelenmiştir.

3.1 Akciğer Seslerinin Alınması

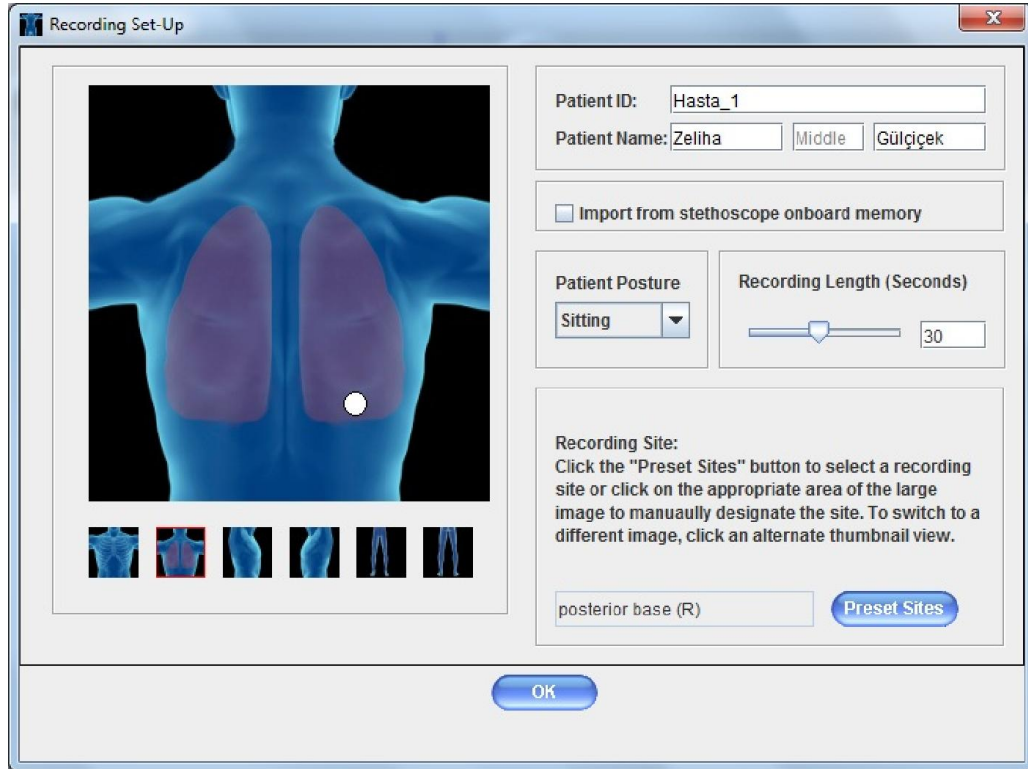
Bu tezde kullanılan akciğer sesleri İstanbul Üniversitesi Çapa Tıp Fakültesi Göğüs Hastalıkları Anabilim dalı non-spesifik interstisyel akciğer hastalıkları polikliniğinden ve serviste yatan hastalardan alınmıştır. Hastaların sırt bölgesindeki sağ apex, sol apex, sağ orta, sol orta, sağ bazal ve sol bazal olmak üzere Şekil 3.1’de gösterilen altı oskültasyon noktasından hastalar oturur pozisyonda iken akciğer sesleri dinlenmiş ve ek sesin en baskın olduğu ve net duyulduğu noktadan sesler kaydedilmiştir.

Hastaların öncelikli olarak sözlü izni alındıktan sonra yapılacak adımlar ayrıntılı olarak anlatılmıştır. Her bir hastadan ağızdan nefes alıp vererek 10 kez nefes alıp vermesi istenmiştir. 20 sağlıklı ve 20 sağlıksız bireyden 10’ar nefesten oluşan akciğer sesleri alınmıştır.



Şekil 3.1 Oskültasyon noktaları

Her hastanın yaşı, kilosu, sigara ve alkol kullanımı, ilaç kullanımı ve meslekleri sorularak kaydedilmiştir. Alınan her bir ses için hastalığın teşhisi uzman doktorlar tarafından konulmuştur.



Şekil 3.2 Littmann 3200 stetoskop hasta kayıt arayüzü

Şekil 3.2’de Littmann 3200 stetoskobun kayıt arayüzü görülmektedir. Akciğer sesleri Littmann 3200 stetoskop ile 4000 Hz örnekleme frekansında kaydedilmiştir. Akciğer seslerinin alındığı hastaların 11’i bayan, 9’u erkektir. Hastaların yaş ortalaması 57,39 ve kilo ortalaması 63,24’tür. Çizelge 5.2’de hastalara ilişkin özellikler verilmiştir.

Çizelge 3.1 Hasta bireylerin tablosu

Hasta No	Hastalık Türü	Cinsiyet	Yaş	Kilo	Sigara Kullanımı Geçmişi	Alkol Kullanım Geçmişi	İlaç Kullanımı
Hasta 1	Bronşektazi	Bayan	42	42	Yok	Yok	Var
Hasta 2	Bronşiolit	Bayan	32	46	Yok	Yok	Var
Hasta 3	Bronşektazi	Bayan	44	65	Var	Yok	Var
Hasta 4	Kistik fibrozis	Erkek	16	70	Yok	Yok	Var
Hasta 5	Bronşiolit	Erkek	48	83	Var	Yok	Var
Hasta 6	Kronik obstrüktif akciğer hastalığı	Erkek	54	73	Yok	Yok	Var
Hasta 7	Kronik obstrüktif akciğer hastalığı	Kadın	78	56	Var	Yok	Var
Hasta 8	Bronşiolit	Kadın	39	44	Yok	Yok	Var
Hasta 9	Kistik fibrozis	Kadın	26	52	Yok	Yok	Var
Hasta 10	Bronşiolit	Kadın	73	45	Var	Yok	Var
Hasta 11	İdiyopatik Pulmoner Fibrozis	Kadın	54	70	Yok	Yok	Var
Hasta 12	İdiyopatik Pulmoner Fibrozis	Erkek	69	75	Yok	Yok	Var
Hasta 13	İdiyopatik Pulmoner Fibrozis	Erkek	73	71	Var	Var	Var
Hasta 14	Kronik obstrüktif akciğer hastalığı	Erkek	64	50	Var	Yok	Var
Hasta 15	Kronik obstrüktif akciğer hastalığı	Erkek	88	75	Var	Yok	Var
Hasta 16	Sarkoidoz	Bayan	65	84	Yok	Yok	Var
Hasta 17	Astım	Bayan	67	52	Yok	Yok	Var
Hasta 18	İdiyopatik Pulmoner Fibrozis	Erkek	67	92	Var	Yok	Var
Hasta 19	Sarkoidoz	Bayan	70	60	Yok	Yok	Var
Hasta 20	İdiyopatik Pulmoner Fibrozis	Erkek	77	60	Var	Var	Var

3.2 Elektronik Stetoskop

Stetoskop vücut içinde oluşan sesleri dinlemek için kullanılan tıbbi bir cihazdır. Stetoskoplar klasik stetoskop ve elektronik stetoskop olmak üzere iki çeşittir (Şekil 3.3). Klasik stetoskopların bazı dezavantajları bulunmaktadır. Oskültasyon tıbbi personelin tecrübesine, yeteneğine ve dinleme eğitimine bağlı bir süreçtir. Ayrıca klasik stetoskop 120 Hz üzerindeki ses bileşenlerini zayıflatmaktadır. İnsan kulağı düşük frekans bantlarında hassas değildir [71]. Bunun yanında klasik stetoskoplar ile kalıcı kayıtlar oluşturulamamaktadır ve uzun süreli görüntülenememektedir [72].

Klasik stetoskopların kısıtlamalarının üstesinden gelmek amacıyla elektronik stetoskoplar kullanılmaya başlanmıştır. Elektronik stetoskop ile düşük sesli vücut sesleri yükseltilebilmektedir. Sesler vücut üzerinden mikrofonlar aracılığı ile alınmaktadır. Sesler alınırken oluşan ortam gürültüsü, kas sesi, sürtünme gibi istenmeyen sesler filtre devreleri yardımıyla yok edildikten sonra analog sayısal çevirici ile sayısal hale getirilmektedir. Elde edilen sayısal veriler mikro işlemciler yardımıyla kaydedilebilmekte ve istenirse bilgisayar üzerinden görüntülenebilmektedir.



(a)

(b)

Şekil 3.3 (a) Klasik stetoskop ve (b) elektronik stetoskop

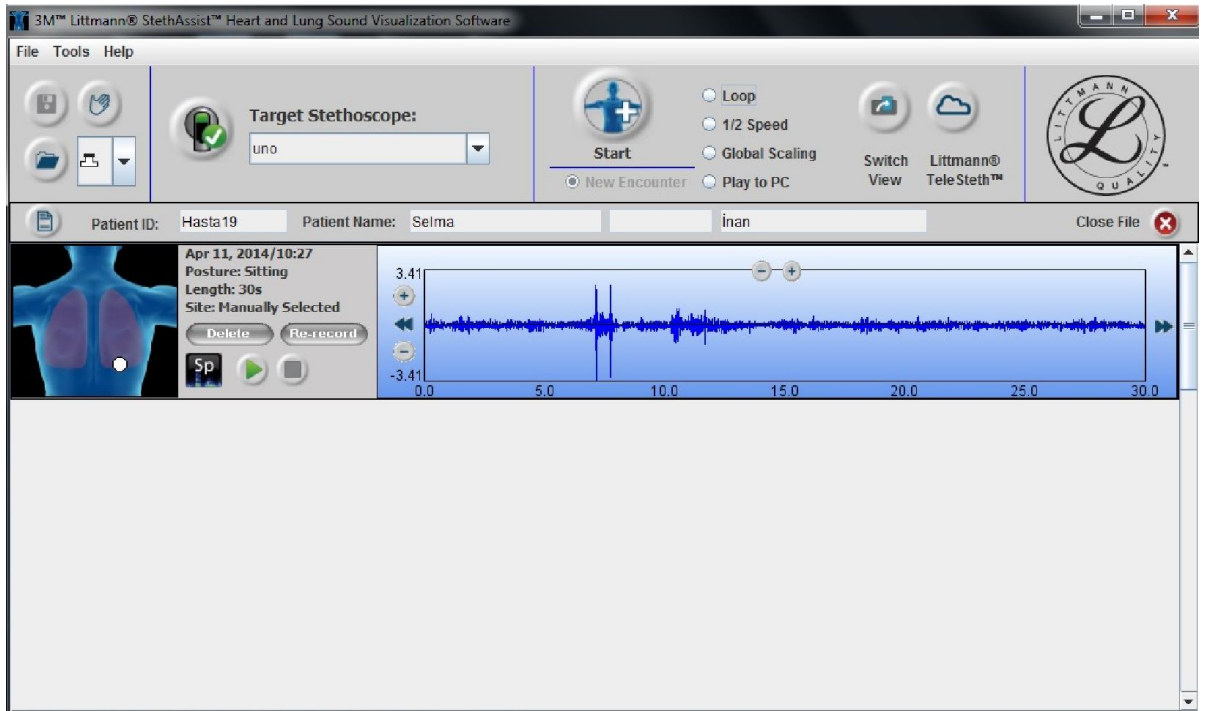
Bu çalışmada sağlıklı akciğer sesleri Littmann 3200 model elektronik stetoskop ile İstanbul Üniversitesi Çapa Tıp Fakültesi Göğüs Hastalıkları Anabilim dalı non-spesifik interstisyel akciğer hastalıkları polikliniğinden ve serviste yatan hastalardan alınmıştır.

3.2.1 Littmann 3200 Stetoskop

Littmann 3200 Model elektronik stetoskop duyulması zor olan kalp ve normal olmayan akciğer seslerini tespit edebilmektedir. Dinleme sırasında girişim yapan dış çevre gürültüsünün ortalama %85'ini önemli vücut seslerini etkilemeden yok etmektedir. Ayrıca kalp, akciğer ve vücut seslerini 24 kata kadar yükseltebilmektedir.

Bu tez çalışması için alınan akciğer sesleri stetoskop üzerinde bulunan bluetooth ile eş zamanlı olarak bilgisayara gönderilebildiği gibi stetoskop üzerinde kalıcı kayıtlar oluşturduktan sonra bilgisayara bluetooth üzerinden gönderilebilmektedir.

Şekil 3.4'te gösterilen Littmann StethAssist arayüz programı, stetoskop ile dinlenen akciğer seslerinin görüntülenmesine ve aynı zamanda hafızadaki hasta kayıtlarının istenilen frekans aralıklarında (bell, diaphragm veya extended range) tekrar dinlenmesine olanak sağlamaktır. Oluşturulan kayıtların düşük hızda ve daha yakından görüntülenmesine ve Web ara yüzünden gönderilmesine imkân tanımaktadır. Şekil 3.5'te hasta kayıtları gösterilmektedir.



Şekil 3.4 Littmann Steth Assist ara yüz programı

Patient Records

Patient ID	Patient Name	Recording Date/Time	Last Modified	Stethoscope ID
Hasta9_2		Mar 07, 2014/14:09	Mar 07, 2014/14:09	uno
Hasta9		Mar 07, 2014/14:06	Mar 07, 2014/14:07	uno
Hasta8		Mar 07, 2014/14:02	Mar 07, 2014/14:02	uno
Hasta7_sol		Mar 07, 2014/13:19	Mar 07, 2014/13:21	uno
Hasta6		Mar 07, 2014/13:07	Mar 07, 2014/13:08	uno
Hasta5_sag_2		Mar 07, 2014/11:43	Mar 07, 2014/11:46	uno
Hasta5_sag		Mar 07, 2014/11:38	Mar 07, 2014/11:40	uno
Hasta5		Mar 07, 2014/11:37	Mar 07, 2014/11:37	uno
Hasta4		Mar 07, 2014/09:35	Mar 07, 2014/09:35	uno
Hasta3_sol		Feb 28, 2014/15:21	Feb 28, 2014/15:22	uno
Hasta2_sol		Feb 28, 2014/14:39	Feb 28, 2014/14:39	uno
Hasta1_sag		Feb 28, 2014/14:20	Feb 28, 2014/14:20	uno
Hasta1		Feb 28, 2014/14:17	Feb 28, 2014/14:19	uno

Cancel Export Import Open

Patient Records

Patient ID	Patient Name	Recording Date/Time	Last Modified	Stethoscope ID
Hasta21		Apr 11, 2014/12:31	Apr 11, 2014/12:32	uno
Hasta20		Apr 11, 2014/10:56	Apr 11, 2014/10:56	uno
Hasta19		Apr 11, 2014/10:27	Apr 11, 2014/10:28	uno
Hasta18		Apr 11, 2014/10:00	Apr 11, 2014/10:02	uno
Hasta17		Mar 21, 2014/12:16	Mar 21, 2014/12:16	uno
Hasta16		Mar 21, 2014/11:43	Mar 21, 2014/11:44	uno
Hasta15		Mar 21, 2014/11:07	Mar 21, 2014/11:08	uno
Hasta14		Mar 21, 2014/11:00	Mar 21, 2014/11:01	uno
Hasta13		Mar 21, 2014/10:56	Mar 21, 2014/10:57	uno
Hasta12		Mar 21, 2014/10:43	Mar 21, 2014/10:43	uno
Hasta11		Mar 21, 2014/10:15	Mar 21, 2014/10:16	uno
Hasta10		Mar 21, 2014/10:14	Mar 21, 2014/10:15	uno
Hasta9_2		Mar 07, 2014/14:09	Mar 07, 2014/14:09	uno

Cancel Export Import Open

Şekil 3.5 Littmann Steth Assist hasta kayıtları

3.3 Akciğer Ses Verilerinin Filtrelenmesi

Literatürdeki çalışmalarda solunum seslerinin yaygın olarak kullanılan bant genişliği göğüs üzerinden kaydedildiğinde (akciğer sesleri) 60-100 Hz ile 2 kHz aralığında ve soluk borusu üzerinden kaydedildiğinde 60-100 Hz ile 4 kHz aralığında bulunmaktadır [73].

Sağlıklı bir kişinin nefes işaretinin büyük kısmı 50-100 Hz frekans bandındadır. Normal olmayan bir akciğerde hırıltı, hışırtı, ral, ronküs gibi farklı frekanslara sahip sesler oluşmaktadır. Hırıltı ses frekansı 100-1000 Hz arasında değişmekteyken ağırlıklı olarak 400 Hz'den yüksek frekanslarda gözlemlenmektedir. Ronküs sesleri 200 Hz ve daha düşük frekanslarda görülür. Ral sesleri ise 100-2000 Hz arasında belirgin olarak gözlemlenmektedir. Akciğer seslerinin kaydedilmesi sırasında diğer organlardan gelen sesler de stetoskop tarafından kaydedilir. Özellikle konum olarak akciğere çok yakın olan

kalpten kaynaklanan sesler akciğer sesleriyle yaklaşık olarak aynı frekans bandında, 20-80 Hz arasında bulunmaktadır. Bu nedenle kalp atışından kaynaklanan sesler etkili bir gürültü kaynağıdır. Akciğer seslerinin gürültülü yapısı önemli teşhis değeri olan bilgileri tanımlamak için ileri işlemleri engelleyen önemli bir etkendir. Bu nedenle akciğer seslerinin gürültüden arındırılması teşhis için önemli bir gerekliliktir. Bu amaçla ilk olarak 9. dereceden Chebyshev süzgeç kullanılmıştır. Bu gürültülerin frekans bantlarının akciğer sesleri ile örtüşmesi nedeni ile gürültüyü kaldırmak için ayrıca Ayrık Dalgacık Dönüşümü tabanlı gürültü giderme tekniği diğer bir deyişle dalgacık daraltımı (shrinkage) gürültüden arındırma tekniği kullanılmıştır.

3.3.1 Chebyshev Filtre

Chebyshev filtreleri bir çeşit yüksek-Q filtreleridir. Bu filtreler; söndürme bandında dik iniş istenildiğinde, geçiş bandının düz olmasının gerekli olmadığı durumlarda kullanılır. Bu filtre cevabında, geçiş bandı dalgalanmasına izin verilir. Butterworth cevabına oranla söndürme bandındaki başlangıç inişleri daha keskindir [74].

Chebyshev süzgeci için zayıflama;

$$a_n = 10 \log[1 + \varepsilon^2 C_n^2(w)] \text{ dB} \quad (3.1)$$

n.dereceden Chebyshev polinomu;

$$C_n(w) = \cosh n \cosh^{-1}(w) \quad (3.2)$$

$$|H(jw)| = \frac{1}{\sqrt{1 + \varepsilon^2 C_n^2(w)}} \quad (3.3)$$

Geçirme bandındaki maksimum zayıflama $C_n(w) = 1$ olduğunda olur.

n: filtrenin derecesi

a_n : dB cinsinden geçiş bandı dalgalanmasıdır.

Ham akciğer sesleri ilk olarak bir alçak geçiren filtreden geçirilmektedir. Tasarlanan filtre 1.5 kHz kesim frekansına sahip 9. dereceden alçak geçiren Chebyshev filtredir. Bu filtre ile yüksek frekanstaki gürültü bileşenlerinin yok edilmesi amaçlanmıştır. İkinci adımda ise yine 9. dereceden Chebyshev yüksek geçiren filtre kullanılarak sesler alınırken oluşan

deri sürtünmesi, kas sesleri gibi düşük frekanslı sesler bastırılmaya çalışılmıştır. Literatürdeki çalışmalarda kesim frekansı 30 ile 150 Hz arasında seçilmektedir [75]. Bu çalışmada, yüksek geçiren süzgecin kesim frekansı 50 Hz olarak belirlenmiştir. Filtrenin dalgalanması 0.01 dB olarak belirlenmiştir.

3.3.2 Dalgacık Daraltımı (Shrinkage) ile Gürültü Giderme

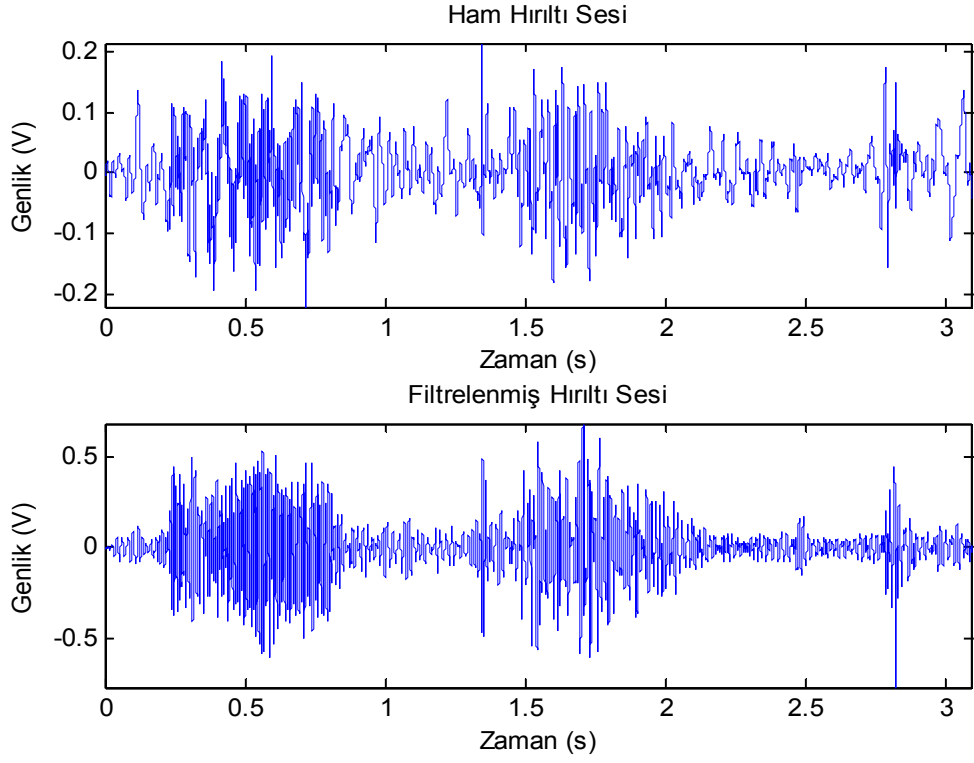
Akciğer seslerinin gürültülü bir yapıya sahip olması bu sinyallerin bilgisayarlı analiz yöntemlerinde kullanılması sırasında karşılaşılan problemlerden biridir. Dış çevreden gelen gürültü sesleri akciğer ses sinyallerinin yapısını bozmaktadır. Akciğer seslerindeki gürültünün giderilmesi akciğer hastalıklarının teşhisi için büyük önem taşımaktadır. Bu gürültülerin frekans bantlarının akciğer sesleri ile örtüşmesinden dolayı geleneksel filtreleme yöntemleri bu gürültüyü gidermek için yeterli olmamaktadır. Bu amaçla bu tez çalışmasında Dalgacık tabanlı gürültü giderme tekniği kullanılmıştır.

Bu filtreleme işlemi üç adımda gerçekleşmektedir.

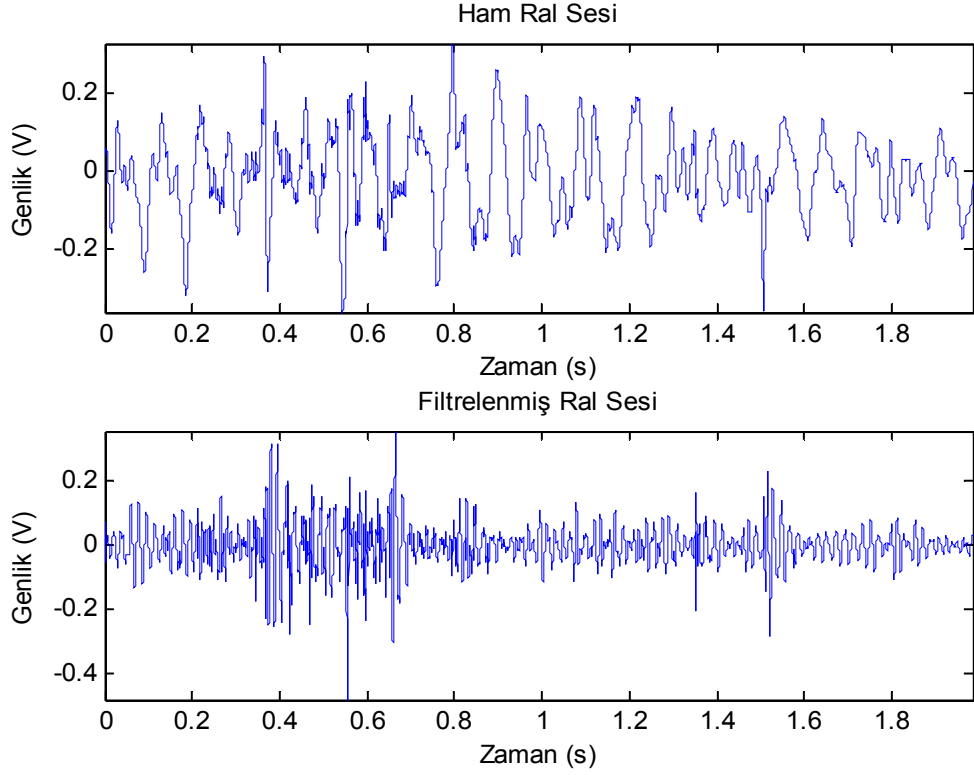
- Sinyalin dalgacık dönüşümünün alınması
- Dalgacık katsayılarının doğrusal olmayan daraltımı
- Değiştirilmiş katsayıların ters dalgacık dönüşümünün elde edilmesi [9].

Bu çalışmada gürültü giderme işlemi için Stein's Unbiased Risk Estimate (SURE) yöntemi kullanılmıştır. Stein's Tarafsız Risk Tahmini (SURE), kestirimin doğruluğunun ölçümünü sağlayan bir yöntemdir. SURE yöntemi, deneysel dalgacık katsayılarını eşikleyerek gürültüyü yok etmektedir. Bu yöntem hataları bulmak için ortalama karesel hata fonksiyonunu kullanır ve gürültü giderme işleminde optimum daraltma faktörünü belirlemek için kullanılır.

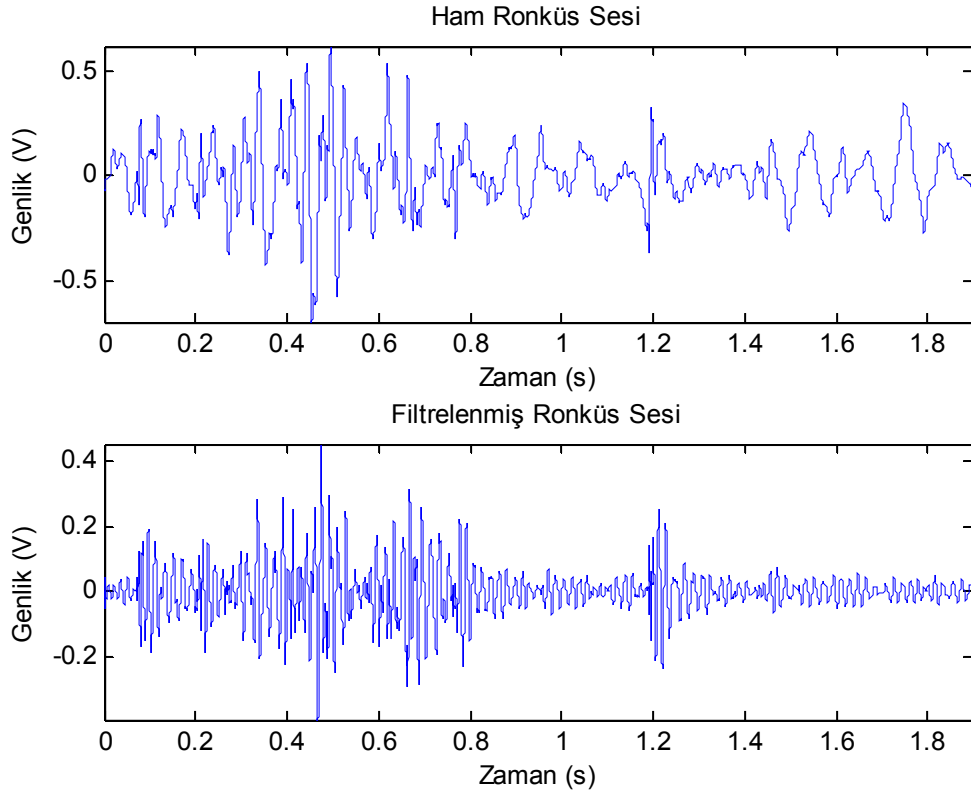
Şekil 3.6-3.9'da ral, hırıltı, ronküs ve sağlıklı akciğer seslerinin filtreleme işlemi sonrası çıkışları gösterilmektedir. Başlangıçta sinyal üzerinde bulunan gürültü, sinyalin karakteristiğinin görülmesini engellemektedir. Ham akciğer ses verilerine dalgacık tabanlı filtre ve Chebyshev filtreleri uygulandıktan sonra seslere ait dalga şekilleri açık bir şekilde gözlemlenebilmektedir.



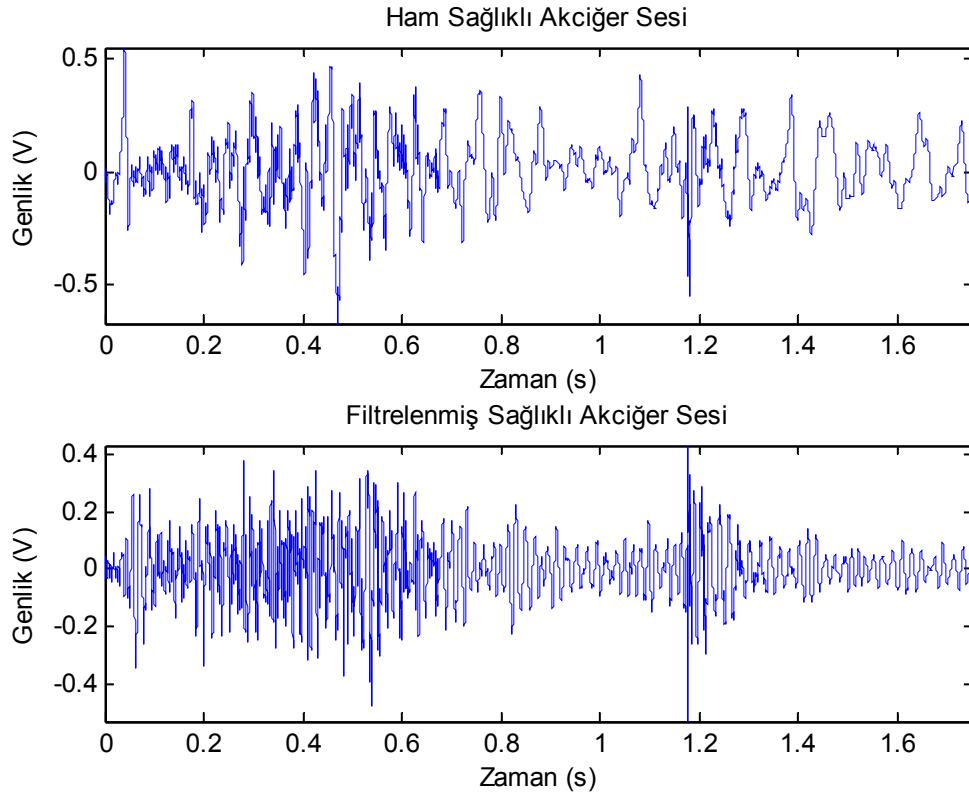
Şekil 3.6 Filtrelenmiş hırıltı sesi



Şekil 3.7 Filtrelenmiş ral sesi



Şekil 3.8 Filtrelenmiş ronküs sesi



Şekil 3.9 Filtrelenmiş sağlıklı akciğer sesi

SİNYAL İŞLEME YÖNTEMLERİ İLE ÖZİNİTELİK ÇIKARIMI VE SINIFLANDIRMA

Sinyal işleme, sinyalde bulunan bilgilerin elde edilmesi için kullanılan teknikleri içerir. Sinyal işleme ile bir sinyalin özellikleri zaman, frekans ve zaman-frekans domenlerinde eş zamanlı olarak incelenir. Bu tez çalışmasında kullanılan sinyal işleme yöntemleri ve sınıflandırma metotları aşağıda anlatılmaktadır.

4.1 Sinyal İşleme Yöntemleri ile Özinitelik Çıkarımı

4.1.1 Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü (KZFD)

Durağan olmayan işaretler zaman içinde istatistiksel özellikleri değişen işaretlerdir. Durağan olmayan işaretlerin analizi için Fourier Dönüşümü (FD) yetersiz kalır. Fourier dönüşümü bir sinyalin ihtiva ettiği frekansları gösterir fakat hangi zaman değerlerinde hangi frekansların mevcut olduğunu bildirmez. Yani Fourier Dönüşümü bütün zaman birimine ait bilgileri verir. Durağan olmayan işaretlerin analizinde en çok kullanılan yöntemlerden biri Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümüdür [76].

Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümünün temel fikri, durağan olmayan işareti durağan olan küçük zaman parçalarına ayırmak ve bu zaman parçalarındaki frekansları belirlemek için bu aralıkların Fourier analizini yapmaktır. Fourier analizi yapılmış parçaların bir araya getirilmesi, işaretin izgesinin zaman içinde nasıl değiştiğini gösterecektir.

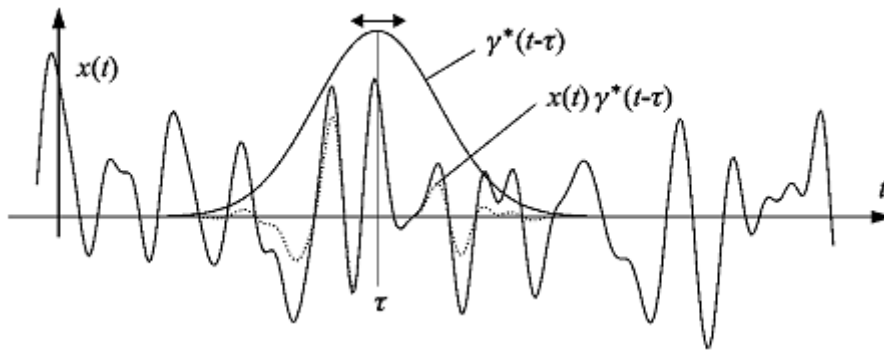
Bu parçalar içinde, işaretin istatistiklerinin yavaş değiştiği farz edilir ve zaman bölümü içerisinde işaret parçalara ayrılarak izgesel analizi yapılır. Bilgi, birbiri üzerine örtüşen pencerelerin içine bölünerek konulur. Her alt bölümlenmenin analizi genelde zamandan

bağımsız izge vermek için Fourier dönüşümü ile kestirilir [77],[78]. Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümünde ilk olarak analiz edilecek $x(t)$ işareti ile pencere fonksiyonu $\gamma^*(t - \tau)$ çarpılır ve pencerelenmiş sinyalin Fourier dönüşümü hesaplanır.

$$F_x^Y(\tau, w) = \int_{-\infty}^{+\infty} [x(t) \gamma^*(t - \tau)] \cdot e^{j2\pi w t} dt \quad (4.1)$$

$x(t)$ orijinal işareti; γ^* pencere fonksiyonunu ve $*$ karmaşık eşleniği göstermektedir. w frekans, τ ise zamanda öteleme miktarıdır. Pencerelenmiş $x(t)$ işaretinin Fourier Dönüşümü $x(t)$ sinyalini hem zaman hem de frekans düzlemlerinde göstermektedir [79].

Pencere fonksiyonu $\gamma^*(t - \tau)$ pencere dışındaki alanları bastırır ve pencere içerisinde kalan bölgenin Fourier dönüşümünü alır. Şekil 4.1’de pencere uygulaması görülmektedir.



Şekil 4.1 Kısa zamanlı Fourier dönüşümü [79]

Genellikle alçak geçirenin dürtü yanıtı olan gerçek değerli pencereler tercih edilir. Eğer pencere fonksiyonu olarak Gauss fonksiyonu seçilirse bu işlem Gabor Dönüşümü olarak adlandırılır [79].

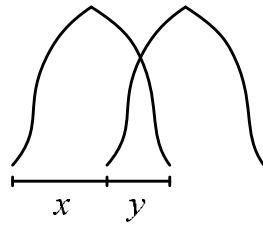
KZFD’de en önemli faktör pencere boyutunun belirlenmesidir. KZFD ile ilgili analiz penceresinin seçimi, farklı sinüzoidal bileşenlerin ortaya çıkarılmasını ve spektrumun düzgünlüğünü de belirler.

İşaretin zaman-frekans temsili elde edilmesine rağmen, seçilen pencerenin genişliği dönüşümün etkinliğinde önemli rol oynamaktadır. KZFD’de pencere genişliği ile ilişkili bir çözünürlük problemi bulunmaktadır.

FD'de frekans domeninde çözünürlük problemiyle karşılaşılmaz. Çünkü hangi frekansların var olduğu kesin olarak bilinir. KZFD'de ise seçilen pencerenin sonlu uzunlukta olması nedeniyle işaretin bir parçası ele alınır ve frekansta çözünürlük kötüleşir. Frekans çözünürlüğünün artırılması uğruna pencerenin geniş tutulması ise belirli bir frekans bandının hangi zaman aralığında ortaya çıktığını belirsiz kılar, yani zamanda çözünürlüğü kötüleştirir.

Pencere genişliği durağanlık varsayımını geçerli kılacak kadar dar olmalıdır. Dar bir pencere seçilmesi durumunda hem bu varsayım geçerliliğini koruyacak hem de FD'de sağlanamayan zamanda çözünürlük iyileşecektir. Pencere genişledikçe frekans çözünürlüğü artar ancak zamanda çözünürlük azalır [80].

KZFD hesaplanırken her bir pencere diğer pencerenin bittiği noktada başlar. Bu tür pencereleme işlemi sinyali pencereler arasında örtüşme olmadan küçük ve eşit parçalara ayırır. Fakat pencere türüne göre başlangıç ve bitiş noktalarında bilgi zayıflamakta ya da kaybolmaktadır. Pencereler arasında örtüşme sağlanarak bu veri kaybı ortadan kaldırılır. Eğer örtüşme oranı yüksek seçilirse toplam pencere boyutu artar ve bu da yapılan hesaplamaların artmasına neden olur [81].



$$\text{Pencere Uzunluğu} = x+y$$

$$\text{Adım Uzunluğu} = x$$

$$\text{Örtüşme Oranı} = y / (x+y)$$

Şekil 4.2 Pencere örtüşme tekniği [80]

4.1.2 Dalgacık Dönüşümü

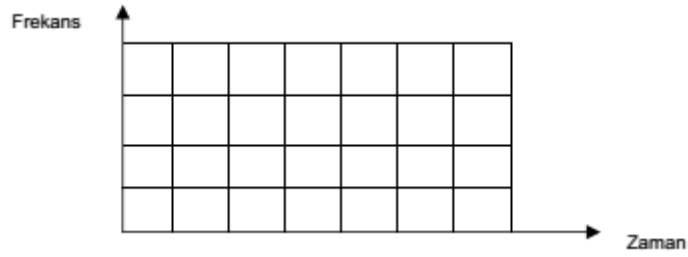
Dalgacık dönüşümü akciğer ses sinyalleri gibi durağan olmayan sinyallerin analizinde kullanılan oldukça faydalı bir araçtır. Bu, dalgacık dönüşümünün farklı ölçeklerde yeniden çözüm özelliğinden kaynaklanır.

Sinyaller çoğu durum için frekans tanım alanında analiz edilirler. Fourier dönüşümü bir sinyalin ihtiva ettiği frekansları gösterir fakat hangi zaman değerlerinde hangi frekansların mevcut olduğunu bildirmez. Fourier dönüşümü, frekansı, zamana göre değişmeyen sinyallerin analizinde oldukça iyi bir yaklaşımdır. Fakat geçici durum

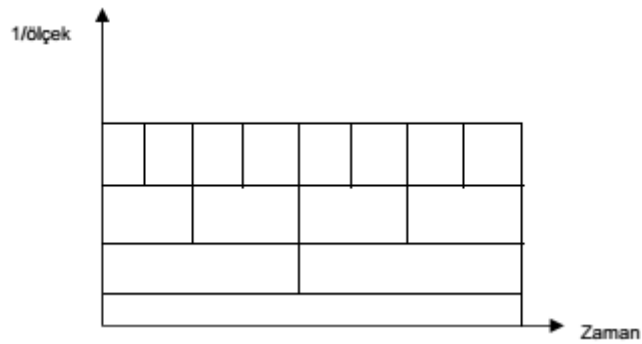
analizlerinde istenilen neticeleri vermemektedir. Bu nedenle Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü kullanılmaktadır. Yani Fourier dönüşümü belirli bir zaman penceresi içerisinde uygulanmaktadır. Bu ise frekans değerleri için bir sorun teşkil etmektedir. Bu metotla da belirli bir frekansın hangi zaman noktasında mevcut olduğu tespit edilemez. Sadece mevcut olduğu zaman aralığındaki frekans bileşenleri hesaplanır [81],[82].

Dalgacık analizi düşük frekans bilgisinin daha önemli olduğu durumlar için büyük zaman aralıklarının, yüksek frekans bilgisinin daha önemli olduğu durumlar için de daha küçük zaman aralıklarının kullanımına izin veren değişik boyutlarda bölgelere sahip bir pencereleme tekniğidir [83],[84],[85],[86]. Şekil 4.3’de Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü için kullanılan zaman-frekans grafiği, Şekil 4.4’te dalgacık analizinde kullanılan zaman ölçek grafiğine bağlı oluşan bölgeler görülmektedir [9].

Dalgacık dönüşümü sürekli ve ayrık dalgacık dönüşümü olmak üzere temel olarak ikiye ayrılmaktadır.



Şekil 4.3 Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü için zaman-frekans değişimi



Şekil 4.4 Dalgacık dönüşümü için zaman-ölçek değişimi

4.1.2.1 Ayrık Dalgacık Dönüşümü

Ayrık Dalgacık Dönüşümü (ADD), 1988 yılında Mallat tarafından filtreler kullanılarak geliştirilmiştir. Mallat algoritması olarak da bilinen bu yöntem, iki kanal alt bant

kodlayıcısı ile yapılan hızlı bir dalgacık dönüşümü yapan filtreleme algoritmasıdır [87],[88],[89].

Dalgacık dönüşümünde tüm ölçek aralığında analiz yapılırsa çok büyük veri yığınları oluşur ve çok fazla işlem yapılmasını gerektirir. Bu istenmeyen bir durumdur; bu yüzden belirli ölçek grupları tespit edilerek bu aralıkta analizler yapılırsa, bu analiz Ayrık Dalgacık Dönüşümü olarak adlandırılır. Sürekli Dalgacık Dönüşümüne benzer şekilde hesaplanabilen Ayrık Dalgacık Dönüşümü, ikici (Dyadic) ölçekler ve pozisyonlar olarak adlandırılan ikinin kuvveti şeklinde ölçekleme ve kaydırma parametreleri seçilerek analiz edilmektedir ki, bu sayede daha etkili ve doğru bir analiz gerçekleştirilir [87].

Ayrık Dalgacık Dönüşümü, Sürekli Dalgacık Dönüşümü'ne bağlı olarak, ölçekleme parametresi a 'nın $a = a_0^m$ şeklinde ayrıştırılması ve zamanda ötelemenin bu ölçeklendirme parametresi ile orantılı olarak gerçekleşmesi ($b = nb_0a_0^m$) ile elde edilir. Bu ölçek ve öteleme parametrelerine göre denklem 4.2'de verilen ayrık dalgacık fonksiyonlarının ifadesi elde edilir.

$$\Psi_{m,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{a_0^m}} \Psi\left(\frac{t - nb_0a_0^m}{a_0^m}\right) \quad (4.2)$$

Bu yolla, alçak frekansları analiz eden geniş pencereler büyük adımlarla ($b = nb_0a_0^m$) ve yüksek frekansları analiz eden dar pencereler, işaretteki hızlı değişimleri yakalamak amacıyla küçük adımlarla ötelenmiş olur.

Ayrık dalgacık fonksiyonları sürekli olarak ölçeklendirilemez ve ötelenemezler, sadece ayrık adımlarla ölçeklendirilebilir ve ötelenebilirler. Ayrık dalgacık olarak adlandırılmalarına rağmen aslında parçalı sürekli fonksiyonlardır. m ve n , tamsayı olup, a_0 ise $a_0 > 1$ aralığında olmak şartıyla sabit genişleme adımıdır.

Ayrıklaştırmanın nedeni, zaman-ölçek uzayının ayrık aralıkla örneklenmesini sağlamaktır. Genelde $a_0 = 2$ olarak alınır. Bu sayede frekans ekseninin örneklenmesi, örnekleme aralığının ikinin katları olarak arttığı ikici örneklemeye karşılık düşer. Aynı şekilde $b_0 = 1$ alınarak; zaman ekseninin ikici örnekleme, yani öteleme parametresinin ($b = nb_0a_0^m$) ikinin katları olarak değişmesi sağlanır ve bu seçim bilgisayarlı hesaplamalar için en doğal ve en verimli olanıdır. t burada yine zaman ifadesidir.

Bu ayrık değerler ele alındığında Ayrık Dalgacık Dönüşümü formülü,

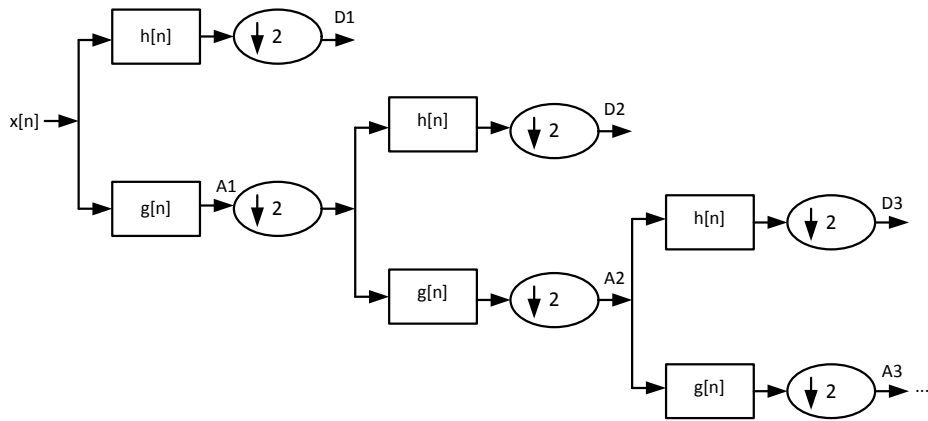
$$T_{m,n}(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \frac{1}{a_0^{\frac{m}{2}}} \Psi\left(\frac{t-nb_0a_0^m}{a_0^m}\right) dt \quad m, n \in \mathbb{Z} \quad (4.3)$$

Eğer (4.3), ikinci zaman-ölçek uzayına göre yazılırsa ($a_0 = 2$ ve $b_0 = 1$),

$$T_{m,n}(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \frac{1}{2^{m/2}} \Psi\left(\frac{t-n2^m}{2^m}\right) dt \quad (4.4)$$

denklemini elde edilir. Burada m ölçek parametresini belirtirken, n ise öteleme parametresini ifade etmektedir [83],[86].

Ayrık Dalgacık Dönüşümü, sinyalleri iki ana bileşene ayırır. Bu işlem filtreler kullanılarak yapılır. Bu ana bileşenlerden birincisi düşük frekanslı bileşenler yani alçak geçiren filtre çıktılarıdır, bir diğeri ise yüksek frekanslı bileşenler yani yüksek geçiren filtre çıktılarıdır. Bunlardan $h[n]$ yüksek geçiren yapıda olan ayrık ana dalgacıktır ve $g[n]$ onun alçak geçiren yapıda olan ayna modelidir. Ayrık Dalgacık Dönüşümünde oluşan ana bileşenlerden düşük frekanslı bileşenlerine yaklaşımlar (approximations=A), yüksek frekanslı bileşenlerine ise detaylar (details=D) denir. Ayrık Dalgacık Dönüşümü işlemine tabi tutularak ayrıştırma işlemi uygulanan X sinyali Şekil 4.5’de gösterildiği gibi eşit sayıda alt frekans bileşenine yani yaklaşımlara (A) ve yüksek frekans bileşenine yani detaylara (D) ayrıştırılır [90].

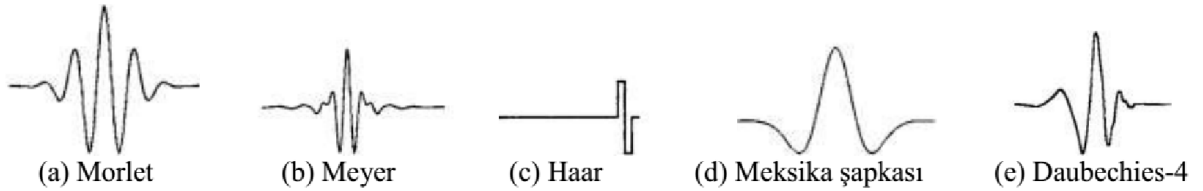


Şekil 4.5 Ayrık Dalgacık Dönüşüm alt bantları; $h[n]$ yüksek geçiren filtre, $g[n]$ alçak geçiren filtre [91]

Frekansta meydana gelen bir değişikliğin yerini tayin edebilmek için, sinyalin küçük parçalara bölünmesi ve pencereler halinde yerel olarak işlenmesi gerekmektedir.

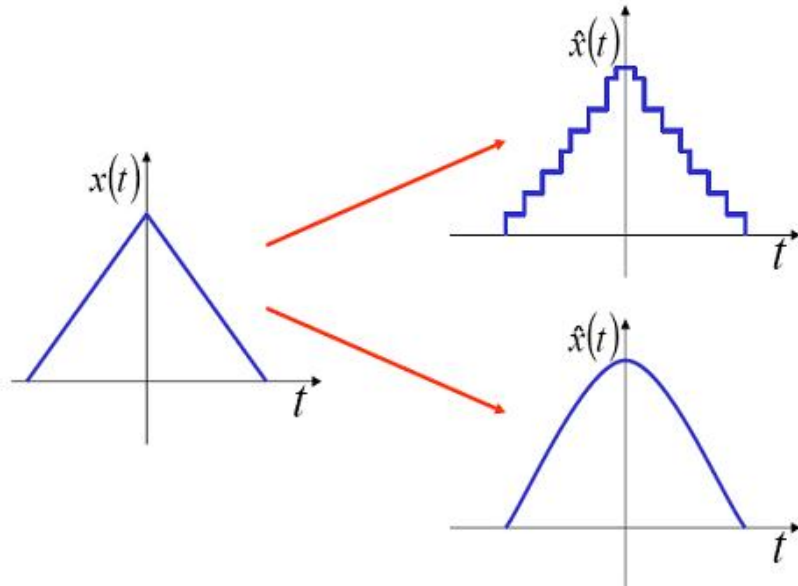
Dalgacık dönüşümü işleminde ana dalgacık adı verilen düzensiz, sınırlı süreli ve asimetrik sinyal parçalarının, farklı ölçeklerde ötelenmiş versiyonları kullanılır.

Yaygın olarak kullanılan beş farklı ana dalgacık tipi Şekil 4.6’da gösterildiği gibi; Haar, Meyer, Morlet, Daubechies-4 ve Meksika şapkasıdır [92].



Şekil 4.6 Temel dalgacık tipleri [92]

Dalgacık dönüşümü aslında bir ilinti çözümlemesidir. Bu yüzden işaret ana dalgacığına ne kadar çok benzerse çıkışın o kadar büyük olması beklenir. Uygulamalara bağlı olarak ana dalgacık çözümlemeye tabi tutulan işarete olabildiğince benzemelidir. Örneğin Meksika şapkası dalgacığı bir Gauss bulmada en uygun dalgacık çeşididir. Şekil 4.7’de gösterildiği gibi üçgen şekilli sinyalin Haar ana dalgacığı ile dalgacık dönüşümü alındığında elde edilen sinyal merdiven şekilli, meksika şapkası dalgacığı ile dalgacık dönüşümü alındığında elde edilen sinyal Gauss şekline benzeyen sinyaldir [93].



Şekil 4.7 Farklı ana dalgacıkların seçiminin etkileri

4.1.3 Doğrusal Öngörü Kodlaması

Doğrusal öngörü (DÖ) analizi ses spektrumunu elde etmenin bir başka yoludur. Burada spektrum, spektral tepeler üzerine yoğunlaşan bir tüm-kutup fonksiyonu ile modellenir. DÖ genellikle konuşma işaretinin analizinde kullanışlı bir yöntem olsa da, diğer seslerin tanınmasında da kullanılabilir. İleri yönlü doğrusal öngöründe amaç, işaretin bir sonraki örneği $y(n)$ 'yi, p adet geçmiş örneğin doğrusal kombinasyonu ile elde etmektir:

$$\hat{y}(n) = \sum_{i=1}^p a_i y(n-i) \quad (4.5)$$

Burada a_i ile gösterilen katsayılar öngörü ya da doğrusal öngörü katsayıları olarak adlandırılır. Bu denklem, transfer fonksiyonu (4.6)'daki gibi olan bir tüm-kutup süzgeci tanımlar:

$$H(z) = \frac{1}{A(z)} = \frac{1}{1 - \sum_{i=1}^p a_i z^{-i}} \quad (4.6)$$

Doğrusal öngöründe amaç, (4.7)'de verilen ortalama karesel öngörü hatası e 'yi en az yapan $\{a_1, a_2, \dots, a_p\}$ katsayılarını bulmaktır:

$$e = E \left\{ \left| y(n) - \sum_{i=1}^p a_i y(n-i) \right|^2 \right\} \approx \sum_{n=-\infty}^{\infty} \left| y(n) - \sum_{i=1}^p a_i y(n-i) \right|^2 \quad (4.7)$$

Burada $E\{\cdot\}$, beklendiği değer operatörüdür. Bu eşitliği minimize etmek için çeşitli algoritmalar kullanılmaktadır [94].

4.1.4 Mel Frekansı Kepstral Katsayıları

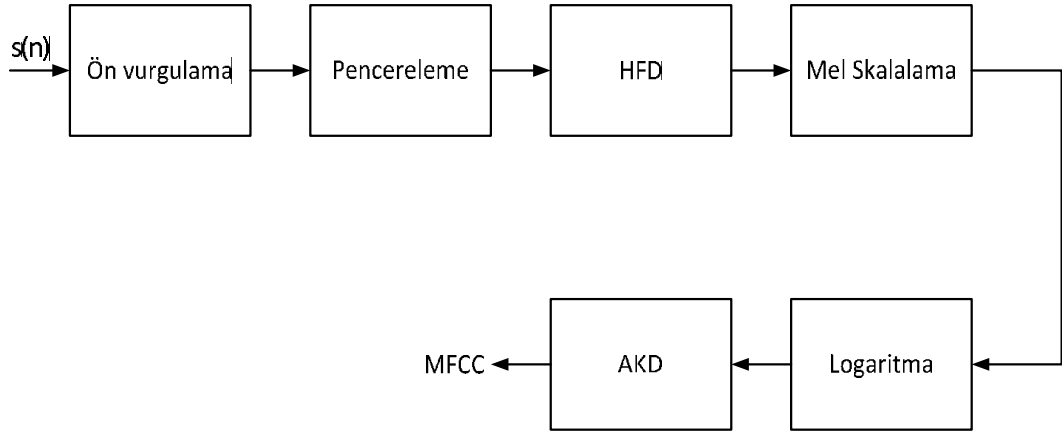
Mel Frekansı Kepstral Katsayıları (Mel Frequency Cepstral Coefficient-MFCC), ses sinyallerini Mel frekansı Kepstrumu (MFC) olarak adlandırılan sabit uzunluklu katsayı vektörleri olarak tanımlayan ses analizinde en çok kullanılan öznelik çıkarma metodlarından biridir.

Mel birimi, insan duyma sisteminden esinlenerek geliştirilmiş doğrusal olmayan bir frekans ölçüm birimidir. Mel skalası ise doğrusal frekans eksenini (Hz) ile algısal frekans eksenini (mel) arasında bir birim dönüşümüdür. Bu dönüşüm (4.8) eşitliği ile gerçekleştirilir:

$$f_{mel} = 2595 \log_{10} \left(1 + \frac{f_{linear}}{700} \right) \quad (4.8)$$

Mel-frekans kepsral dönüşümü, Davis tarafından tanımlandıktan kısa bir süre sonra otomatik ses tanıma sistemleri için vazgeçilmez bir öznelik kestirim yöntemi olmuştur. MFCC hesaplamak için literatürde çeşitli yöntemler vardır. HFD temelli yöntem bunların arasında en sık kullanılan iki yöntemdir. Şekil 4.8 HFD temelli yöntemle ilişkin blok şemayı göstermektedir. Giriş sinyali öncelikle bir pencere fonksiyonu ile çarpılır. Pencerelemiş sinyalin genlik spektrumu, HFD kullanılarak elde edilir. Elde edilen spektrum, insan duyma sisteminden elde edilmiş bir süzgeç bankasına uygulanır. Genlik spektrumu ile bu üçgensel süzgeçler çarpılarak her kanaldaki değerler toplanır. Böylelikle her kanal için bir spektral genlik elde edilmiş olur. Süzgeç bankası çıkışlarının logaritması alınır. Logaritmik süzgeç bankası çıkışları m_j 'lerin Ayrık Kosinüs Dönüşümü (AKD), mel-kepsrumu verir:

$$c_{mel}(i) = \sum_{j=1}^N m_j \cos \left(\frac{\pi i}{N} (j - 0.5) \right) \quad (4.9)$$



Şekil 4.8 MFCC'nin HFD yardımıyla hesaplanması [94]

4.1.5 İstatistiksel Öznelikler

Ortalama değer: Olasılık teorisi ve istatistikte, bir sayı dizisindeki elemanların toplamının eleman sayısına bölümüne aritmetik ortalama denir. Aritmetik ortalama, dağılımın orta noktasını gösteren ve dağılımı temsil eden bir ölçüdür.

$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \quad (4.10)$$

Ortalama güç: Bir sinyalin ortalama gücü, sinyalin her bir örnek değeri için enerjisini gösterir.

$$P = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i|^2 \quad (4.11)$$

Standart sapma: Standart sapma, dağılımdaki her bir değerin ortalamaya göre ne uzaklıkta olduğunu, diğer bir deyişle dağılımın ne yaygınlıkta olduğunu gösteren bir ölçüdür. Standart sapmanın büyük olması veri noktalarının ortalamadan daha uzak yayıldıklarını; küçük bir standart sapma ise ortalama etrafında daha yakın gruplaştıklarını gösterir.

$$s = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (4.12)$$

Varyans: Varyans, bir dizi sayının ne kadar uzaklıkta dağıldığını gösterir. Varyansın karekökü standart sapmadır.

$$s^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \quad (4.13)$$

4.2 Sınıflandırma Yöntemleri

4.2.1 Yapay Sinir Ağları

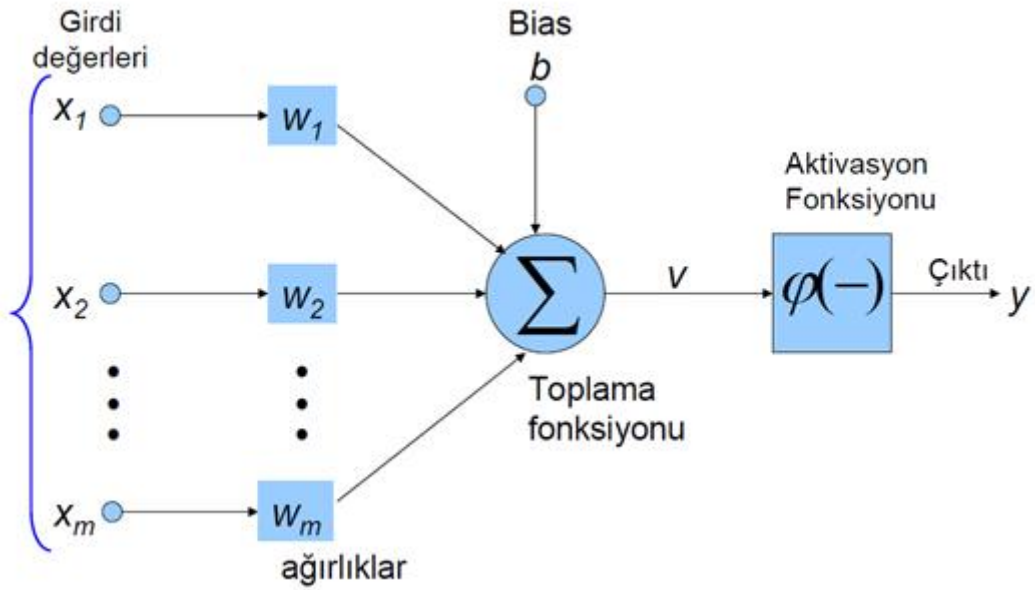
YSA, biyolojik nöron hücresinin yapısı ve öğrenme karakteristiklerinden esinlenerek geliştirilmiş bir hesaplama sistemidir. Yapay sinir ağları, biyolojik sinir sisteminin simülasyonu olarak ortaya çıkmıştır. Bir bilgisayarın çalışma şekli beynin çalışmasına benzetilerek yapay sinir ağları modeli geliştirilmiştir. Yapay sinir ağları algoritmalarında öğrenme, daha önce edinilen tecrübelerle bağlıdır. Yapay sinir ağları nöronlardan oluşmaktadır ve her bir nöronun farklı ağırlıkta girişleri ve bir tane çıkışı bulunmaktadır [95].

Biyolojik nöronlardan esinlenerek ortaya konan işlem elemanının basit bir matematiksel modeli Şekil 4.9'da gösterilmektedir. Her bir nöronun farklı ağırlıkta girişleri ve bir tane çıkışı bulunmaktadır. Bu amaçla farklı ağırlıktaki girişlerin toplamı

$$v = \sum_{i=1}^m w_i x_i + b \quad (4.14)$$

ile ifade edilir. Burada $x_1, x_2, x_3 \dots, x_m$ girişleri, $w_1, w_2, w_3 \dots, w_m$ giriş ağırlıklarını, b bias değerini göstermektedir. Ağırlıklandırılmış girişler, φ aktivasyon fonksiyonundan geçirildikten sonra o nörona bağlı çıkış elde edilir. Aktivasyon fonksiyonu sistemin yapısına uygun olarak parçalı lineer, eşik, tanjant hiperbolik, logaritmik fonksiyonu olabilir. Aktivasyon fonksiyonu φ ile gösterilmektedir.

$$\varphi(n) = \varphi(\sum_{i=1}^m w_i x_i + b) \quad (4.15)$$



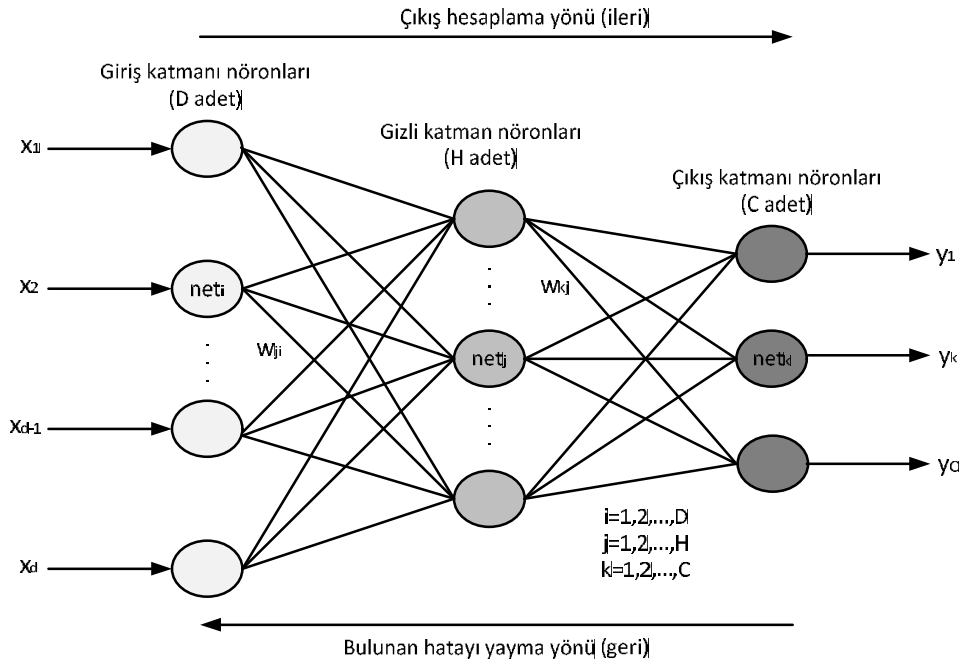
Şekil 4.9 Bir biyolojik nöronun matematiksel modellenmesi [96]

Yapay sinir ağları modeli giriş katmanı, saklı katman ve çıkış katman olmak üzere üç kısımdan oluşur. Her katman nöronlardan oluşmaktadır. Bilgi giriş katmanından yapıldıktan sonra aktivasyon fonksiyonlarından geçer. Giriş katmanının çıkışları saklı katmanın girişleri olarak devam eder. Bu aşamadan sonra sonuç katmanında son bir defa daha aktivasyon fonksiyonları saklı katman çıkışlarını değerlendirerek nihai çıkış elde edilir [96].

4.2.1.1 Çok Katmanlı Algılayıcı

Çok katmanlı algılayıcı (ÇKA), bir giriş, bir veya daha fazla ara ve bir de çıkış katmanından oluşur (Şekil 4.10). Bir katmandaki bütün işlem elemanları, bir üst katmandaki bütün işlem elemanlarına bağlıdır. Bilgi akışı ileri doğru olup geri besleme yoktur. Bunun için ileri beslemeli sinir ağı modeli olarak adlandırılır. Giriş katmanında,

herhangi bir bilgi işleme yapılmaz. Buradaki işlem elemanı sayısı, tamamen uygulanan problemlerin giriş sayısına bağlıdır. Ara katman sayısı ve ara katmanlardaki işlem elemanı sayısı deneme-yanılma yolu ile bulunur. Çıkış katmanındaki eleman sayısı ise, yine uygulanan probleme göre belirlenir.



Şekil 4.10 Çok katmanlı geriye yayımlı yapay sinir ağı yapısı [97]

Çok katmanlı algılayıcıda, ağı bir örnek gösterilir ve örnek neticesinde nasıl bir sonuç üreteceği de bildirilir (eğitici öğrenme). Örnekler giriş katmanına uygulanır, ara katmanlarda işlenir ve çıkış katmanından da çıkışlar elde edilir. Kullanılan eğitim algoritmasına göre, ağın çıkışı ile arzu edilen çıkış arasındaki hata tekrar geriye doğru yayılarak hata minimuma ininceye kadar ağın ağırlıkları değiştirilir. Bu çalışmada öğrenme algoritması olarak Levenberg-Marquardt algoritması kullanılmıştır.

Levenberg-Marquardt öğrenme algoritması doğrusal olmayan fonksiyonların minimize edilmesi problemine sayısal bir çözüm sağlamaktadır. Hızlı ve kararlı bir yakınsama sağlar. Küçük ve orta büyüklükte verilerin eğitilmesi için uygundur [98].

4.2.2 Destek Vektör Makineleri

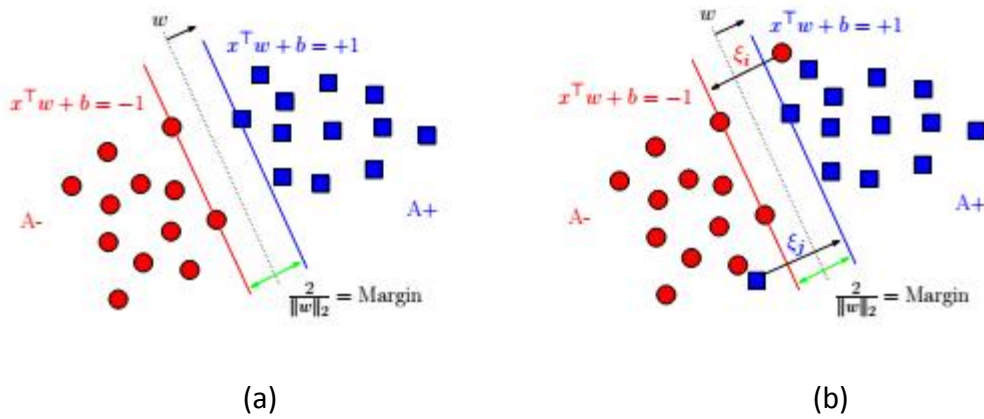
Destek Vektör Makineleri (DVM), istatistiksel öğrenme yöntemine dayanan bir sınıflandırma algoritmasıdır. Destek vektör makineleri ile yapılan sınıflandırmalarda

genellikle $\{-1, +1\}$ şeklinde sınıf etiketleri ile gösterilen iki sınıfa ait örneklerin, eğitim verisi ile elde edilen bir karar fonksiyonu yardımıyla birbirinden ayrılması amaçlanır. Söz konusu karar fonksiyonu kullanılarak eğitim verisini en uygun şekilde ayırabilecek hiperdüzlem bulunur.

Doğrusal olarak ayrılabilen iki sınıflı bir sınıflandırma probleminde DVM'nin eğitimi için N sayıda örnekten oluşan eğitim verisinin $S = \{(x_i, y_i)\}$, $i = 1, 2, \dots, N$ ikilik hedef değerleri $y_i \in \{-1, +1\}$ 'dir. DVM'nin asıl hedefi iki sınıfı doğrusal olarak ayırabilecek hiper-düzlemi bulabilmektir. Hiperdüzleme göre eğitim verileri şu şekilde olmalıdır.

$$\begin{aligned} \langle w \cdot x_i \rangle + b &\geq +1 & y_i &= +1 \\ \langle w \cdot x_i \rangle + b &\leq -1 & y_i &= -1 \end{aligned} \quad (4.16)$$

Burada w ağırlık vektörü ve b bias değeridir. Bu hiperdüzlemleri oluşturan noktalar destek vektörleri olarak adlandırılır ve bu düzlemler $w \cdot x_i = \pm 1$ şeklinde ifade edilirler [99].



Şekil 4.11 (a) Doğrusal olarak ayrılabilen veri kümeleri için hiper-düzlem (b) Doğrusal olarak ayıramayan veri kümeleri için hiper-düzlem [100]

Hiper düzleme en yakın uzaklık $\frac{1}{\|w\|}$ 'ye eşittir. Hiper düzleme olan uzaklık

$$d(w, x_i, b) = \frac{|\langle w \cdot x_i \rangle + b|}{\|w\|} \quad (4.17)$$

ile verilir. Optimum hiper-düzlemin sınırının maksimuma çıkarılması için $\|w\|$ ifadesinin minimum hale getirilmesi gerekir.

$$\min \frac{1}{2} \langle w \cdot w \rangle \quad (4.18)$$

Doğrusal ayrılamayan sınıflarda, eğitim verilerinin bir kısmının optimum hiper düzlemin diğer tarafında kalmasından kaynaklanan problem pozitif bir yapay değişkenin (ξ_i) tanımlanması ile çözülür. Sınırın maksimum hale getirilmesi ve yanlış sınıflandırma hatalarının minimum hale getirilmesi arasındaki denge, pozitif değerler alan ve C ile gösterilen bir düzenleme parametresi ($0 < C < \infty$) tanımlanarak kontrol edilebilir.

Düzenleme parametresi ve yapay değişken kullanılarak risk bantları denklem (4.19) ile minimize edilir.

$$\min \frac{1}{2} \langle \mathbf{w} \cdot \mathbf{w} \rangle + C \sum_{i=1}^N \xi_i \quad (4.19)$$

Optimizasyon problemi Lagrange denklemleri ve Karush–Kuhn–Tucker teoremi kullanılarak çözülebilir.

$$\max_{\alpha_i} -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j \langle \mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j \rangle + \sum_{k=1}^N \alpha_k \quad (4.20)$$

Burada α_i (4.21) 'deki koşullar altında (4.20) çözülerek bulunur.

$$\sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0, \quad 0 \leq \alpha_i \leq C, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (4.21)$$

Sınıflandırıcının karar sınır fonksiyonu;

$$f(\mathbf{x}) = \text{sgn}(\sum_{i=1}^N \alpha_i y_i \langle \mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x} \rangle + b) \quad (4.22)$$

Optimum karar sınırı

$$\langle \mathbf{w}^* \cdot \mathbf{x} \rangle = \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i K(\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}) \quad (4.23)$$

$$b^* = -\frac{1}{2} \langle \mathbf{w} \cdot (\mathbf{x}_r + \mathbf{x}_s) \rangle \quad (4.24)$$

kullanılarak çözülür. $\mathbf{x}_r$ ve $\mathbf{x}_s$ her bir sınıftaki destek vektörleridir ve $\alpha_r, \alpha_s > 0$, $y_r = -1$, $y_s = +1$ 'dir [99].

4.2.2.1 Destek Vektör Makineleri ile Çoklu Sınıflandırma

N eğitim örnekleri olmak üzere $\{\mathbf{x}_i, y_i\} \dots, \{\mathbf{x}_N, y_N\}$ ile verilen M sınıflı bir problem düşünülürse, $\mathbf{x}_i \in R^m$ m- boyutlu öznitelik vektörü, $y_i \in \{1, 2, \dots, M\}$ ilgili sınıf etiketidir. Bire karşı diğer sınıflar yöntemi, bir sınıfı diğer tüm sınıflardan ayıran çoklu sınıflandırma yöntemidir. Bu sınıflayıcıda her bir makine, bir sınıfa karşı diğer tüm

sınıflar alınarak eğitilir ve M tane iki sınıflı sınıflayıcı oluşturulur. i. destek vektör makinesi, i. sınıftaki pozitif etiketli diğer bütün eğitim örnekleri ile eğitilir ve i. sınıf dışında kalan sınıflar negatif etiketlenir.

i. destek vektör makinesi, $f_i(x) = w_i^T \phi(x) + b_i$ i. karar fonksiyonunu sağlayan aşağıdaki eşitlikleri çözerek çoklu sınıflandırma işlemi yapar.

$$L(w, \xi_j^i) = \min(\frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{l=1}^N \xi_j^l) \quad (4.25)$$

$$\bar{y}_j(w_i^T \phi(x) + b_i) \geq 1 - \xi_j^i, \quad \xi_j^i \geq 0 \quad (4.26)$$

Eğer $\tilde{y}_j = i$ ise $\tilde{y}_j = 1$ ve diğer durumda $\tilde{y}_j = -1$ 'dir. Sınıflandırma sırasında, x örneği i^* sınıfındaki gibi sınıflandırılır. Bu eniyileme probleminin çözümü, ikili sınıflamaya benzer olarak ikincil formülasyon elde edilerek yapılır. Karar işlevi ise,

$$i^* = \arg \max_{i=1, \dots, M} f_i(x) = \arg \max_{i=1, \dots, M} (w_i^T \phi(x) + b_i) \quad (4.27)$$

kullanılarak elde edilir [101].

VERİLERİN DEĞERLENDİRİLMESİ

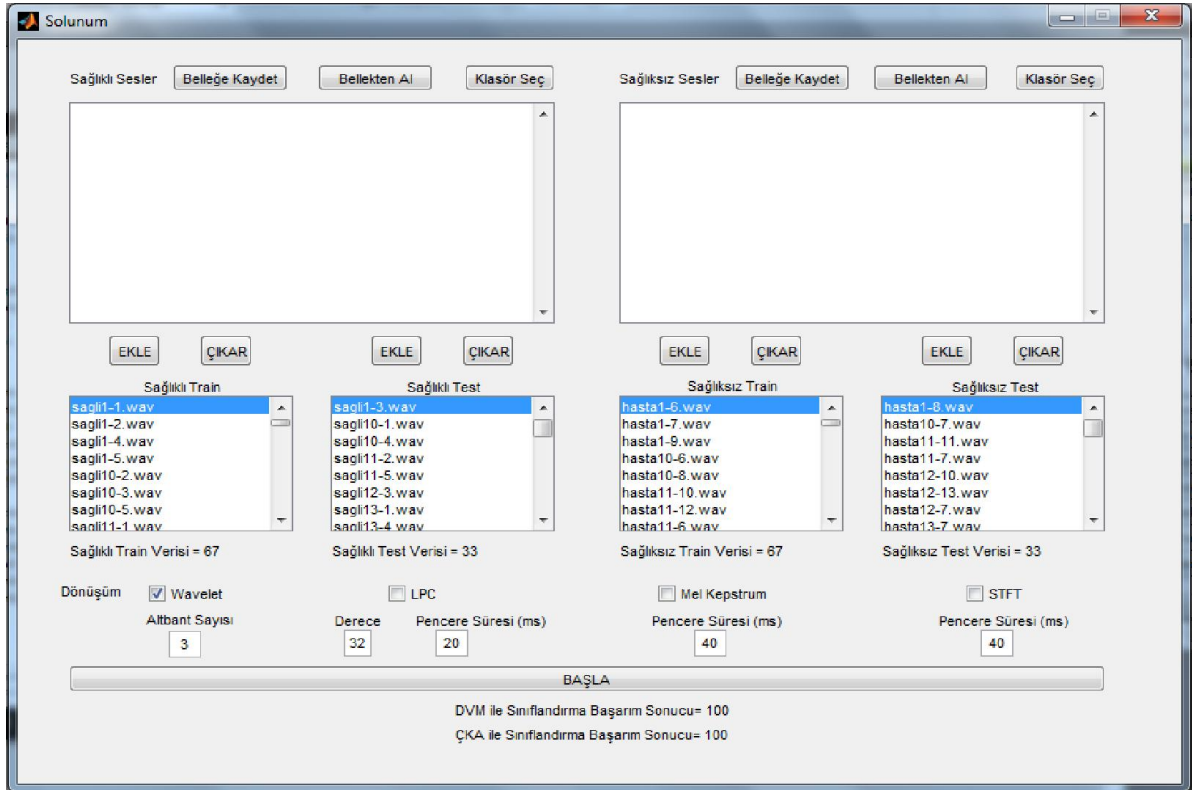
5.1 Sistemin Yapısı ve Sınıflandırma Başarımları

Bu tez çalışmasında, İstanbul Üniversitesi Çapa Tıp Fakültesi Göğüs Hastalıkları polikliniklerinden ve serviste yatan hastalardan alınan 5'er nefesten oluşan 20 adet sağlıklı akciğer sesi ve 20 adet sağlıklı akciğer sesi kullanılmıştır. Veri kümesindeki seslerin her biri bir tek nefes alış ve veriş olacak şekilde bölütlenmiş ve 11025 Hz frekansı ile tekrar örneklenmiştir. Alınan akciğer ses verileri ilk olarak filtreleme işlemine tabi tutulmuştur.

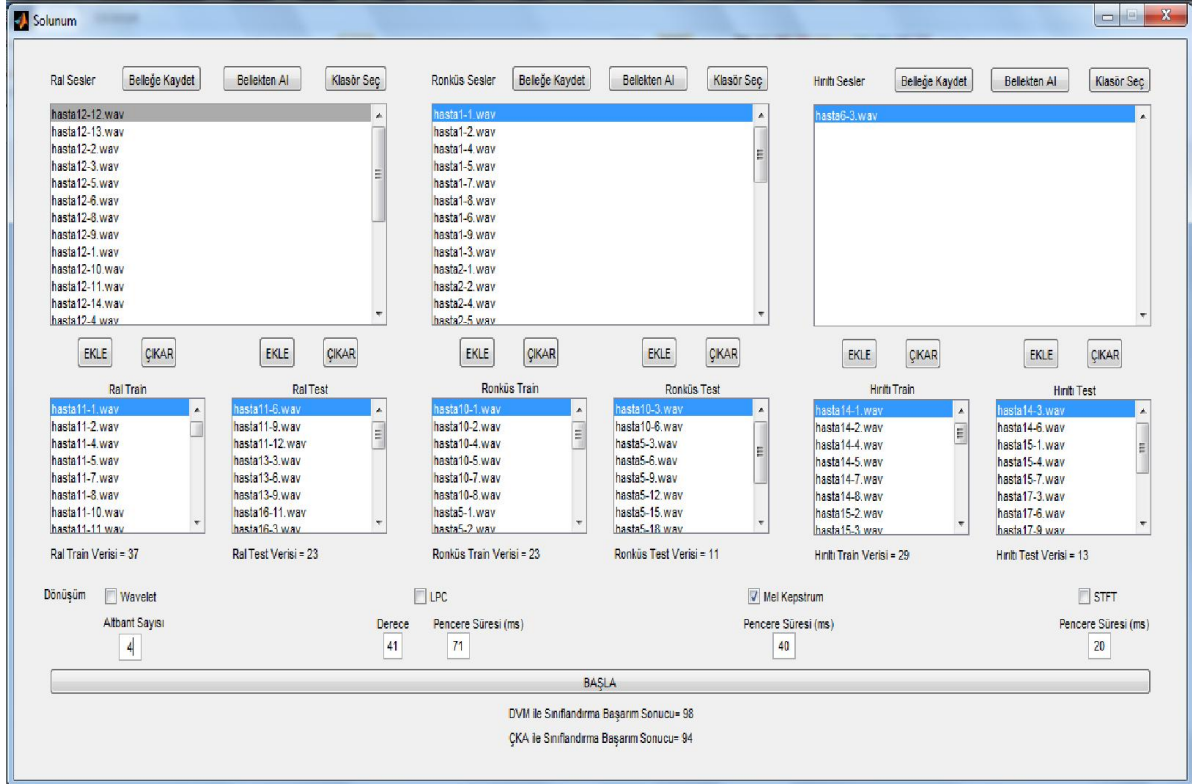
Akciğer sesleri önce sağlıklı ve sağlıklı olarak, daha sonra da sağlıklı sesler kendi içerisinde ronküs, ral ve hırıltı olarak sınıflandırılmıştır. Akciğer seslerinden öznelik çıkarımı yapmak için Dalgacık Dönüşümü, Doğrusal Öngörü Kodlaması, Mel Frekansı Kepstral Katsayıları ve Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü kullanılmıştır. Sınıflandırma işlemi için Yapay Sinir Ağı ve Destek Vektör Makineleri kullanılmıştır. Sağlıklı seslerin sınıflandırılması için çoklu DVM kullanılmıştır.

Uygulama esnasında ilk olarak akciğer sesleri Şekil 5.1'de gösterilen MATLAB GUI'de hazırlanan arayüz programı üzerinden sağlıklı ve sağlıklı olarak sınıflandırılmaktadır. Sağlıklı ve sağlıklı sesler klasör seç seçeneği ile girildikten sonra eğitim ve test verileri ekle çıkar butonları yardımıyla oluşturulmaktadır. İstenilen öznelik seçilerek sınıflandırma yapılmaktadır.

Tasarlanan sistem daha sonra sağlıklı sesleri kendi içerisinde ronküs, ral ve hırıltı olmak üzere üç sınıfa ayırmaktadır. Bu sınıflandırma işlemi için hazırlanmış arayüz programı da Şekil 5.2'de görülmektedir.



Şekil 5.1 MATLAB GUI’de hazırlanan arayüz programı (Sağlıklı ve sağlıksız seslerin sınıflandırılması)



Şekil 5.2 MATLAB GUI’de hazırlanan arayüz programı (Sağlıksız seslerin kendi içerisinde sınıflandırılması)

5.1.1 Sinyal İşleme Yöntemleri

5.1.1.1 Ayırık Dalgacık Dönüşümü

Akciğer sesleri durağan olmayan yapıdaki sinyallerdir ve durağan olmayan sinyallerde frekans bileşeni zamanda değişkenlik göstermektedir [9]. Bu nedenle bu tez çalışmasında işaret işleme yöntemlerinden olan ve durağan olmayan sinyallerin frekans bilgilerinin elde edilmesine imkân tanıyan Ayırık Dalgacık Dönüşümü kullanılarak işaretin frekans, zaman ve genlik bilgisi elde edilmiştir. Dalgacık dönüşümü ile sinyal analizinde uygun dalgacık seçimi ve ayrışma seviyesi çok önemlidir ve bu tez çalışmasında ayrıştırma seviyesi 7, dalgacık tipi Daubechies 7 (db7) olarak belirlenmiştir. Solunum sesleri D1-D7 detay ve A7 yaklaşık alt bandına ayrılmıştır.

Akciğer sesleri 50-1000 Hz frekans bandında bulunmaktadır [9]. Çizelge 5.1’de verilen dalgacık alt bantların frekans aralıkları incelendiğinde D1, D2, D7 detay ve A7 alt bantlarında sesleri ayırmak için önemli bir bilgi bulunmadığı gözlemlenmiştir. Bu nedenle bu bantlar öznelilik çıkarma işleminde kullanılmamıştır.

Çizelge 5.1 Dalgacık alt bant frekans aralıkları

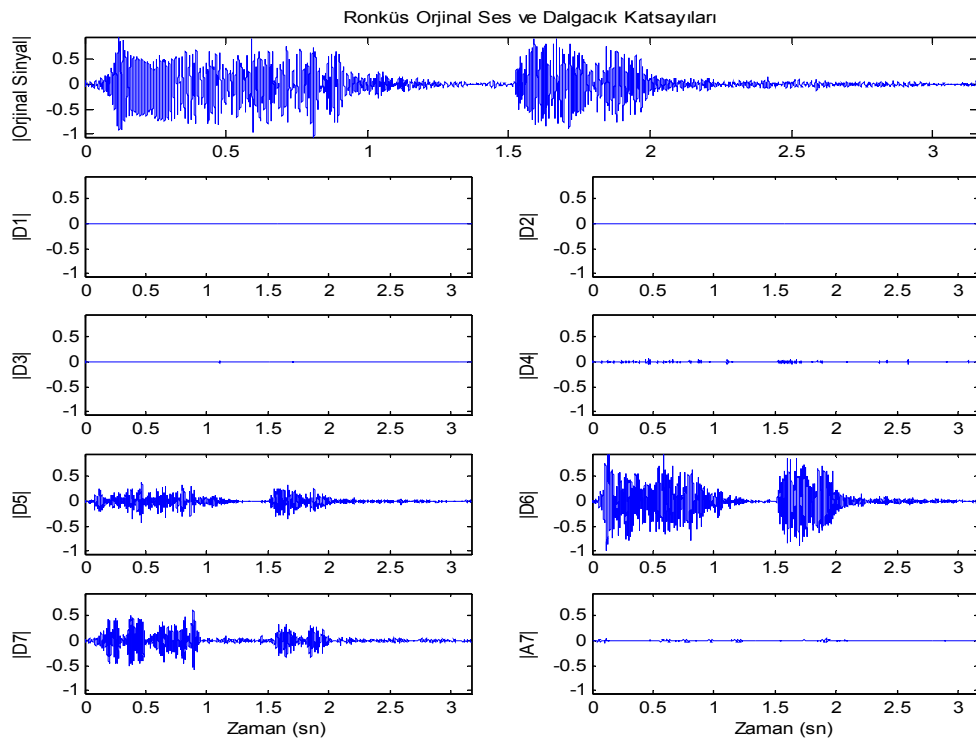
Alt Bandlar	Frekans Aralığı (Hz)
D1	2756.25 - 55012.5
D2	1378.13- 2756.25
D3	689.07- 1378.13
D4	344.54- 689.07
D5	172.27- 344.54
D6	86.14- 172.27
D7	43.07- 86.14
A7	0- 43.07

Öznelilik çıkarma işleminde dalgacık dönüşümü sonucu elde edilen alt bantlardan D3-D6 alt bantları kullanılmıştır. Akciğer seslerinin sağlıklı ve sağlıklı olarak sınıflandırılmasında D3-D6 alt bantlarının ortalama gücü, varyansı, standart sapması,

her alt bandın modu ve komşu alt bantların mutlak değerlerinin ortalamasının oranı (4.10), (4.11), (4.12), (4.13) eşitlikleri kullanılarak bulunmuştur. Sağlıksız seslerin sınıflandırılmasında D3-D6 aralığında her bir bandın mutlak maksimum değeri, standart sapması, varyansı ve komşu alt bantların mutlak değerlerinin ortalamasının oranı kullanılmıştır. Komşu alt bantların oranı için D3-D6 aralığındaki her alt bandın mutlak değerinin ortalaması alınmış ve bu alt bantların her biri kendisine komşu olan alt banda bölünerek öznitelikler elde edilmiştir.

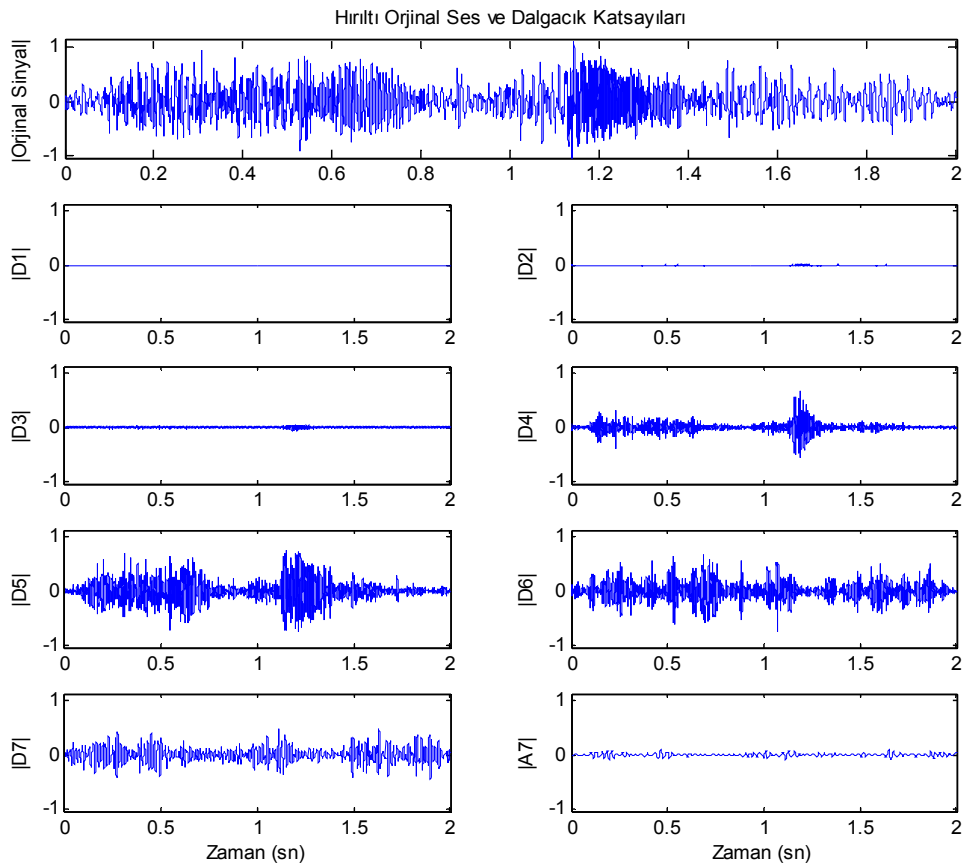
Alt bantların ortalama gücü, sinyalin frekans dağılımını; varyansı ve standart sapması örnek değerlerinin dağılımını; komşu bantların birbirine oranı frekans dağılımındaki değişimleri göstermektedir.

Sağlıklı akciğer sesleri ve ek seslerin her biri belirli frekans aralığında görülmektedir. Bu frekans aralıklarına göre dalgacık dönüşümü sonucu elde edilen alt bantlardan bulundukları frekans aralığında olan alt bantlarda baskın olarak görülmektedirler. Ronküs, hırıltı, ral ve sağlıklı akciğer sesleri için dalgacık dönüşümü sonucu elde edilen alt bantlar Şekil 5.3-5.6'da gösterilmiştir.



Şekil 5.3 Ronküs sesi dalgacık katsayıları

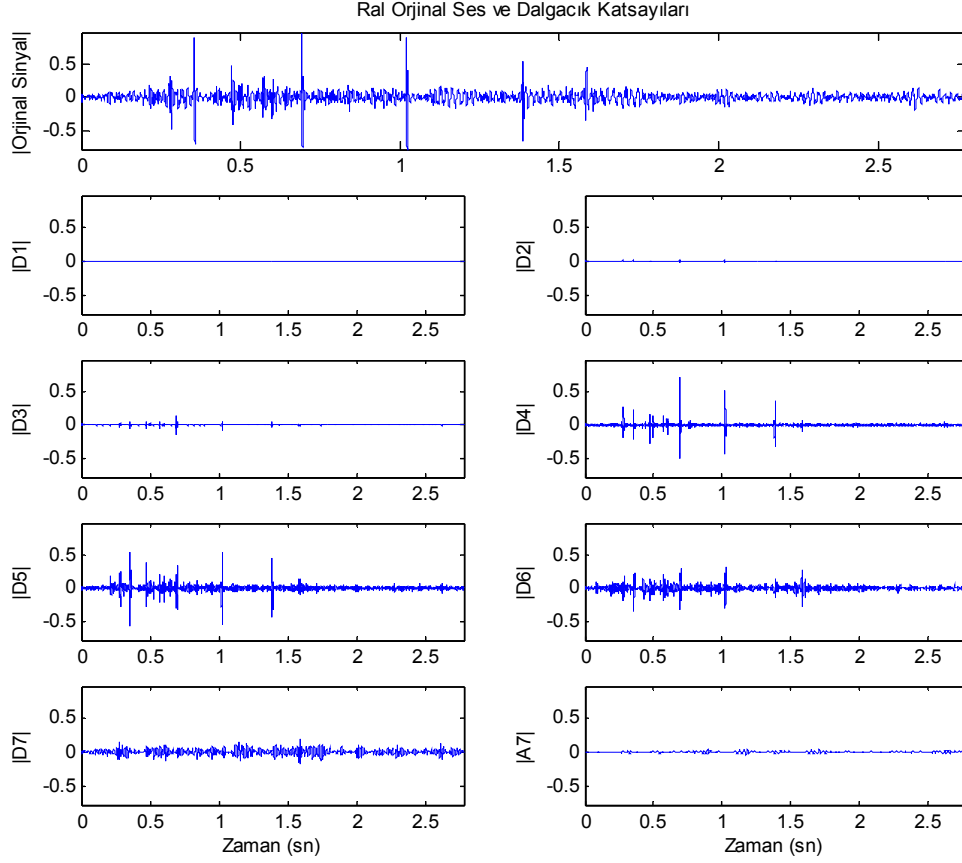
Ronküs sesleri düşük tepe değerli hırıltı sesleridir. Ronküs sesleri hırıltı sesine çok benzemektedir. Ancak ronküs seslerinin baskın frekansı 200 Hz'den daha azdır. Şekil 5.3'te ronküs sesinin dalgacık katsayıları verilmektedir. Her bir alt bandın frekans aralığı Çizelge 5.1'de gösterilmektedir. Görüleceği üzere D5, D6 ve D7 bantlarında ronküs sesine ait bilgiler bulunmaktadır. Diğer bantlarda anlamlı bilgi bulunmamaktadır. D5-D7 bantları 43 Hz ile 344 Hz frekans aralığına sahiptir ve bu da ronküs seslerinin 200 Hz'in altındaki frekanslarda görüldüğünü göstermektedir.



Şekil 5.4 Hırıltı sesi dalgacık katsayıları

Şekil 5.4'te hırıltı sesinin dalgacık katsayıları gösterilmektedir. Hırıltı sesleri müzikal karaktere sahip sürekli ek seslerdir. 400 Hz'den yüksek frekanslarda baskın olarak görülmektedir ve 100 ms'den uzun sürelidir. Genellikle soluk verme sırasında görülürler ya da solunum döngüsünde soluk alma ve soluk verme sırasında birlikte görülürler. Hırıltı sesleri tepe değerine (düşük, yüksek), karmaşıklığa (monofonik veya polifonik), süresine (uzun veya kısa) ve zamanına (soluk alma ve soluk verme) göre

sınıflandırılırlar. Çizelge 5.1'deki alt bantlar incelendiğinde D4, D5, D6 ve D7 bantlarında bilgi içerdiği görülmektedir. D4 ve D5 bantlarında genliklerin diğer bantlara göre daha yüksek olduğu da gözlemlenmektedir. Bu bantlar incelendiğinde hırıltı seslerinin 400 Hz'den yüksek frekanslarda bulunduğu görülmektedir.

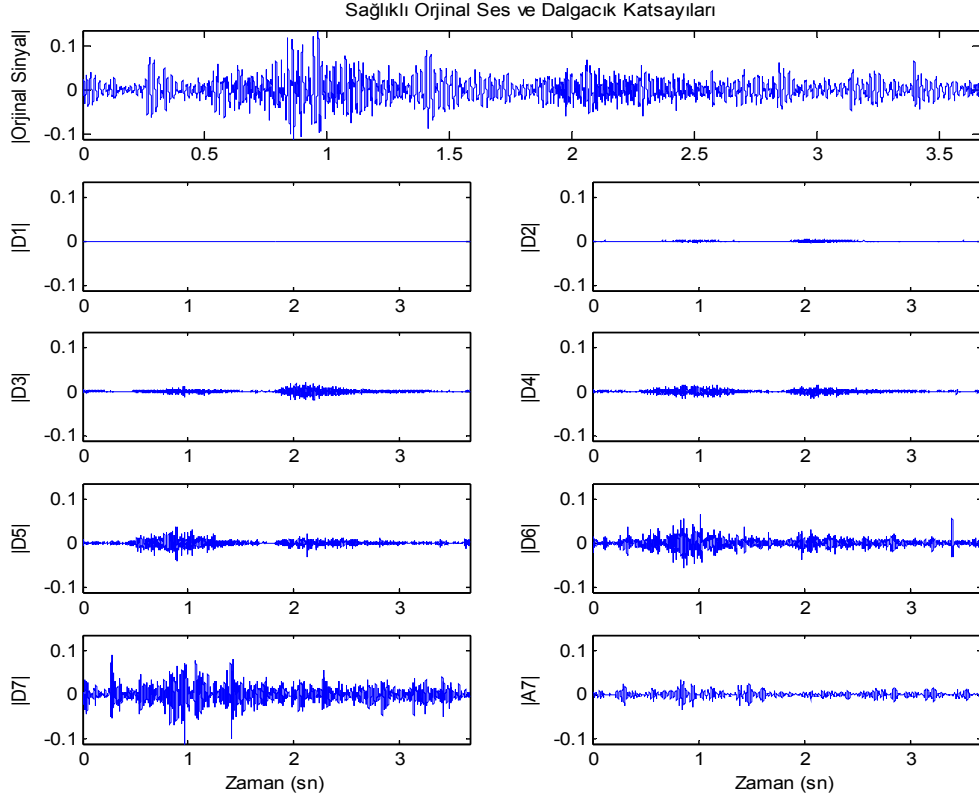


Şekil 5.5 Ral sesi dalgacık katsayıları

Şekil 5.5'te ral seslerinin dalgacık katsayıları gösterilmektedir. Süresi 20 ms'den uzun olmayan patlayıcı, müzikal olmayan süreksiz ek seslerdir. Ral sesleri 100-2000 Hz frekans aralığında bulunmaktadır. Şekilden görüleceği üzere D3-D7 bantlarında sinyale ait bilgiler bulunmaktadır. D3-D7 bantları 43 Hz ile 1378 Hz arasında bulunmaktadır. Bu ral seslerinin 1000 Hz'den alçak frekanslarda tüm spektruma yayılmış olduğunu göstermektedir.

Şekil 5.6'da sağlıklı akciğer sesi dalgacık katsayıları görülmektedir. Sağlıklı seslerin D6, D7 ve A7 bantlarında baskın olduğu görülmektedir. Bu da sağlıklı akciğer seslerinin 30-170 Hz aralığında bulunduğunu gösterir.

Akciğer seslerinin dalgacık alt bantlarının frekans alanındaki gösterimi Ek-A'da verilmektedir.

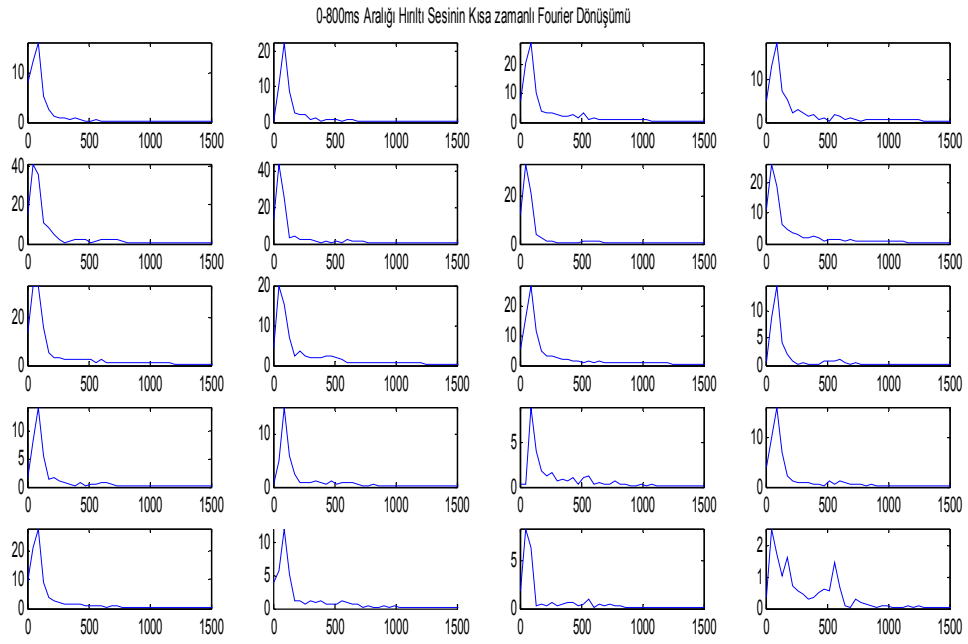


Şekil 5.6 Sağlıklı akciğer sesi dalgacık katsayıları

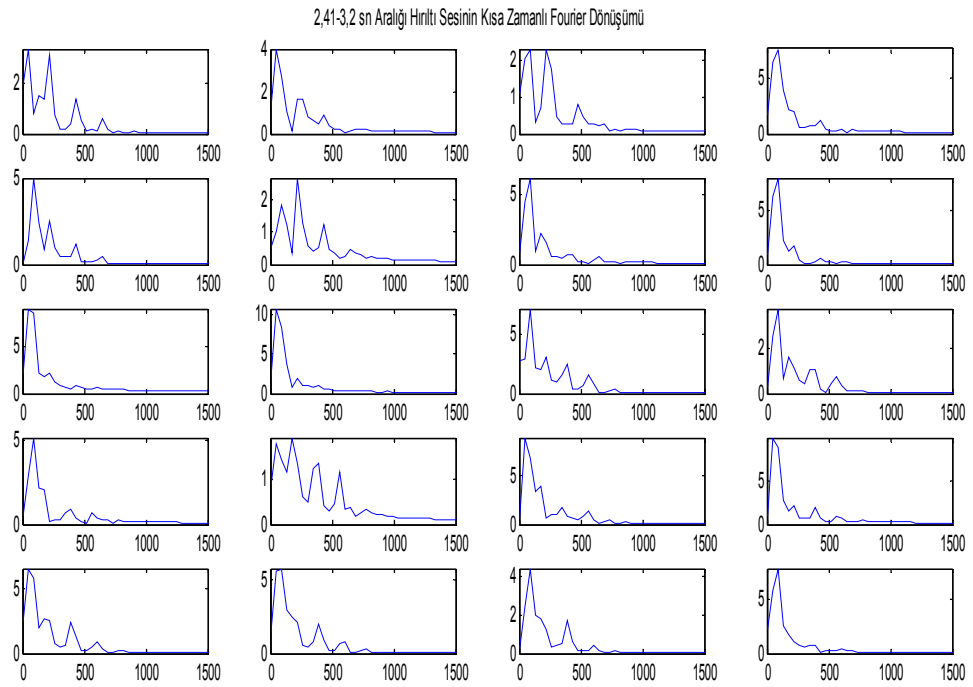
5.1.1.2 Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü

Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü'nün temel fikri, durağan olmayan işareti durağan olan küçük zaman parçalarına ayırmak ve bu zaman parçalarındaki frekansları belirlemek için bu aralıkların Fourier analizini yapmaktır. Bu çalışmada Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü ile akciğer sesleri zaman-frekans düzlemlerinde incelenmiştir. İlk olarak akciğer sesleri 1/3 örtüşmeli pencere fonksiyonu kullanılarak pencerelendikten sonra her bir pencerenin Hızlı Fourier Dönüşümü alınmıştır. Akciğer seslerinin sağlıklı ve sağlıklı olarak ayrılmasında Hanning penceresi kullanılmış ve pencere uzunluğu 18 ms olarak belirlenmiştir. Sağlıksız akciğer seslerinin ayrımında 20 ms uzunluktaki Hamming penceresi sınıflandırma işleminde en yüksek doğruluğu vermiştir. Her bir pencerenin ortalaması alınarak penceredeki frekans dağılımları gözlenmiştir. Şekil 5.7-5.14 farklı

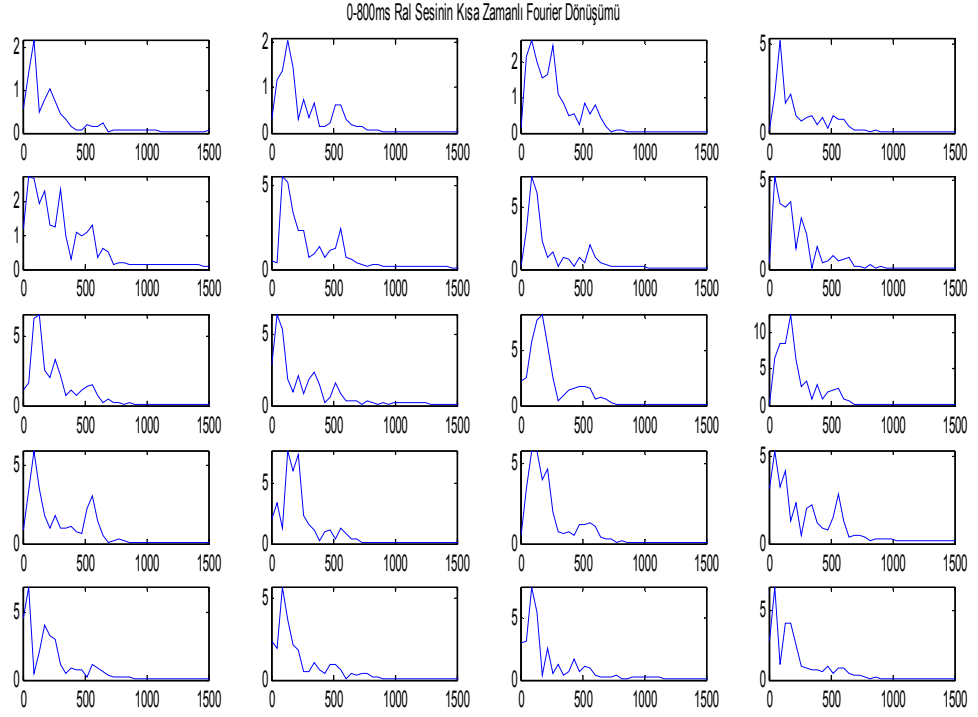
aralıklardaki akciğer seslerine KZFD uygulanmasını ve Şekil 5.15-5.18 incelenen akciğer seslerinin spektrogramlarını göstermektedir.



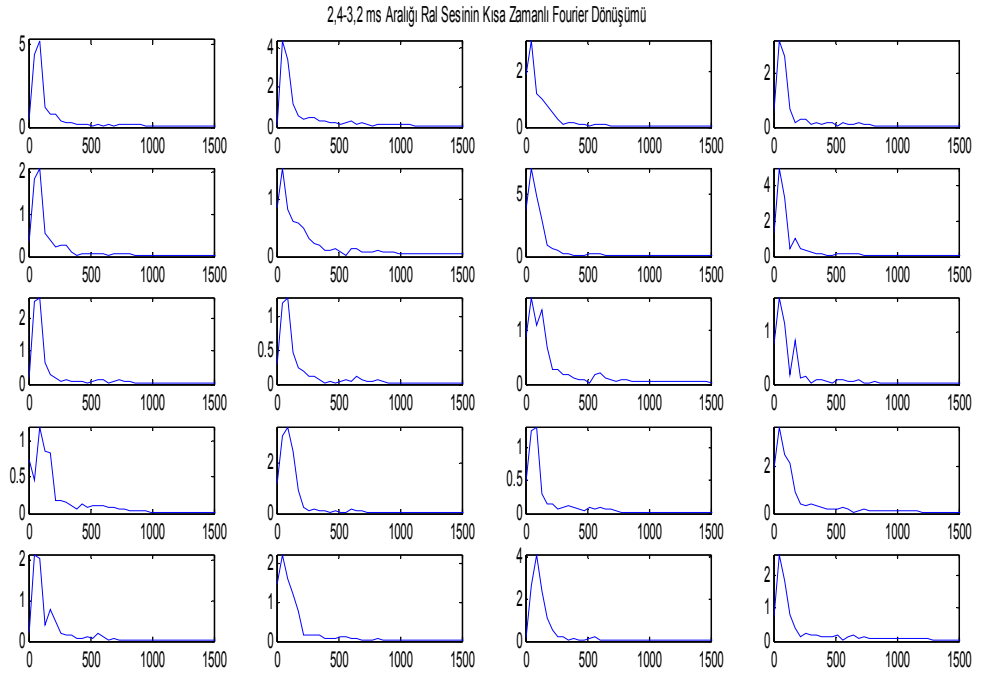
Şekil 5.7 0-800ms aralığında hırıltı sesine KZFD uygulanması



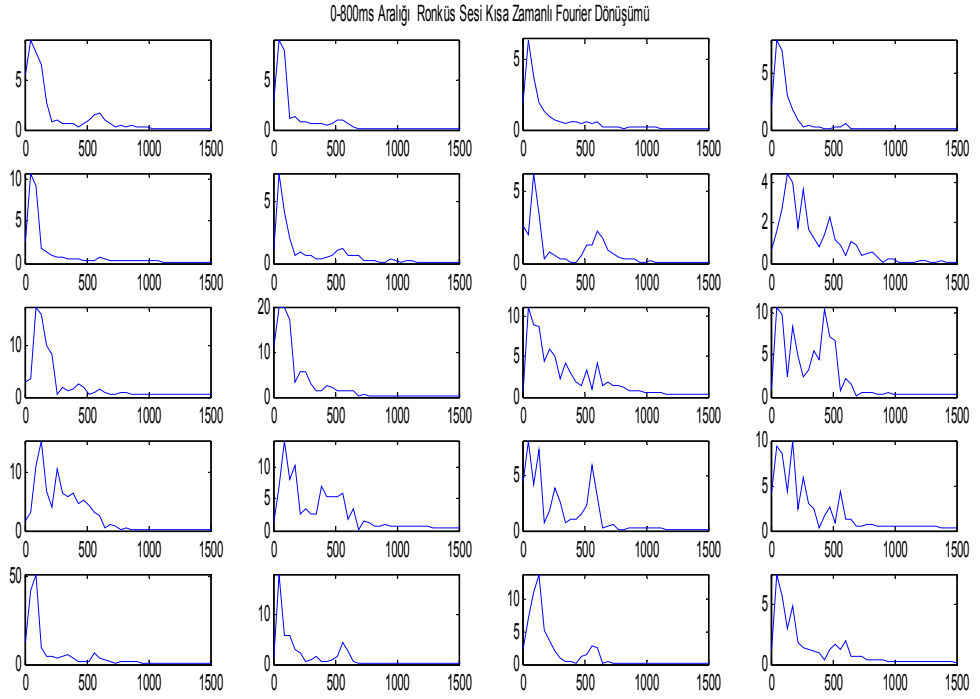
Şekil 5.8 2,41-3,2s aralığında hırıltı sesine KZFD uygulanması



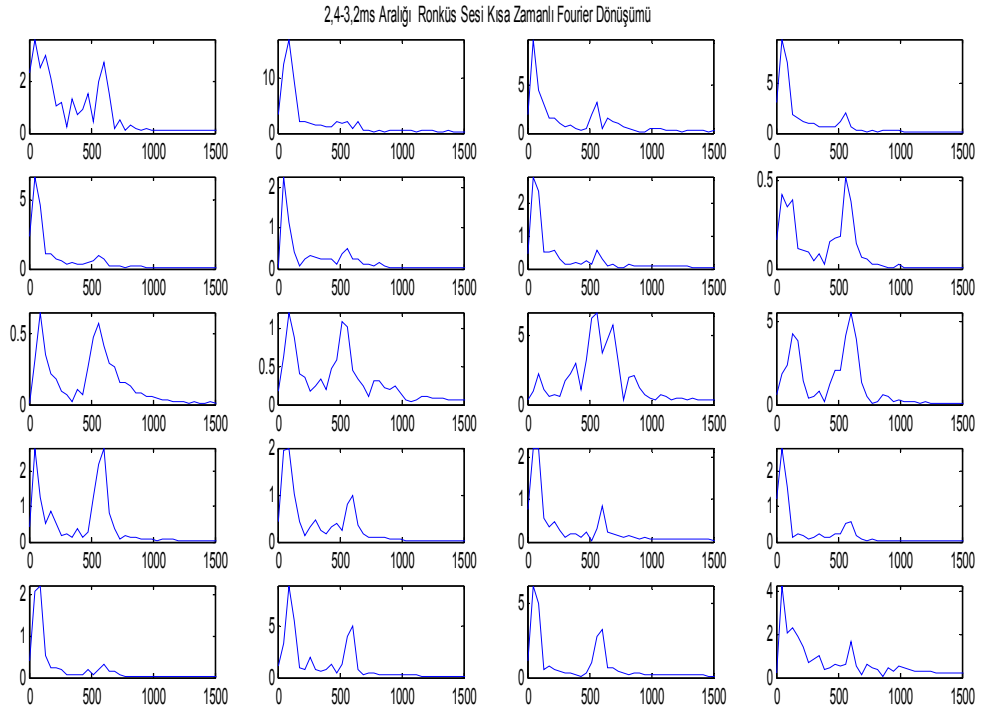
Şekil 5.9 0-800ms aralığında ral sesine KZFD uygulanması



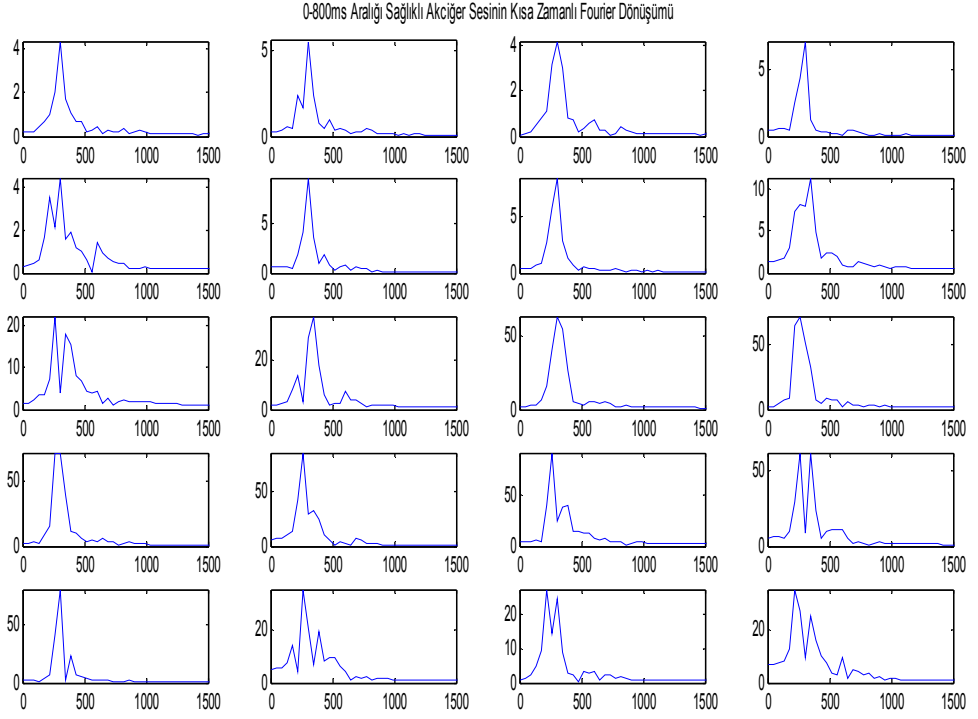
Şekil 5.10 2,41-3,2s aralığında ral sesine KZFD uygulanması



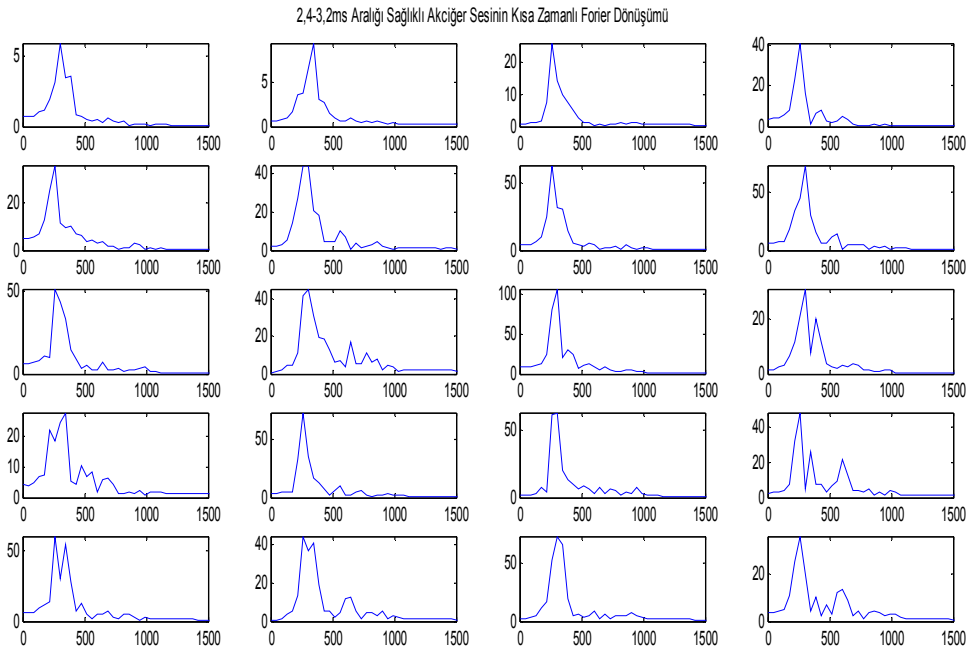
Şekil 5.11 0-800ms aralığında ronküs sesine KZFD uygulanması



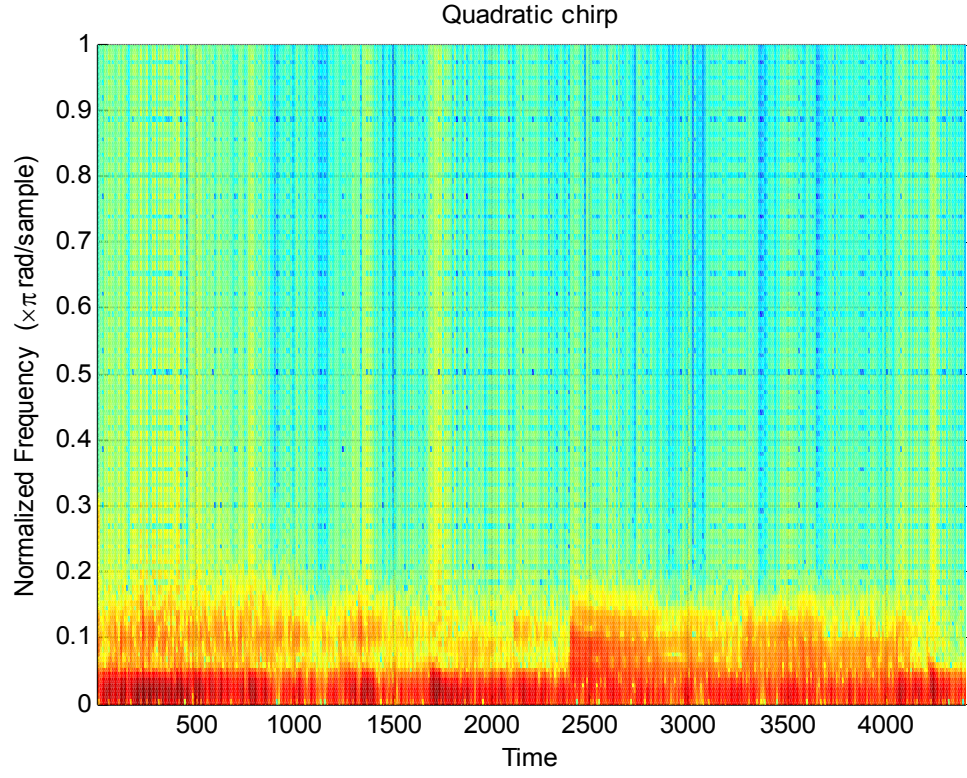
Şekil 5.12 2,4-3,2ms aralığında ronküs sesine KZFD uygulanması



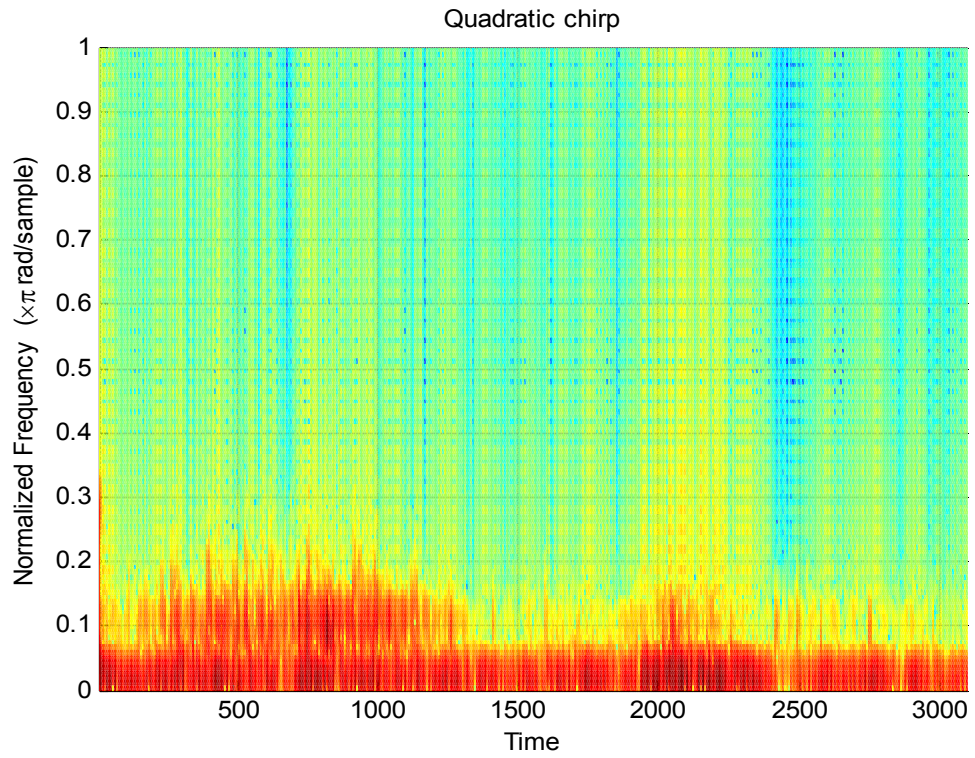
Şekil 5.13 0-800ms aralığında sağlıklı akciğer sesine KZFD uygulanması



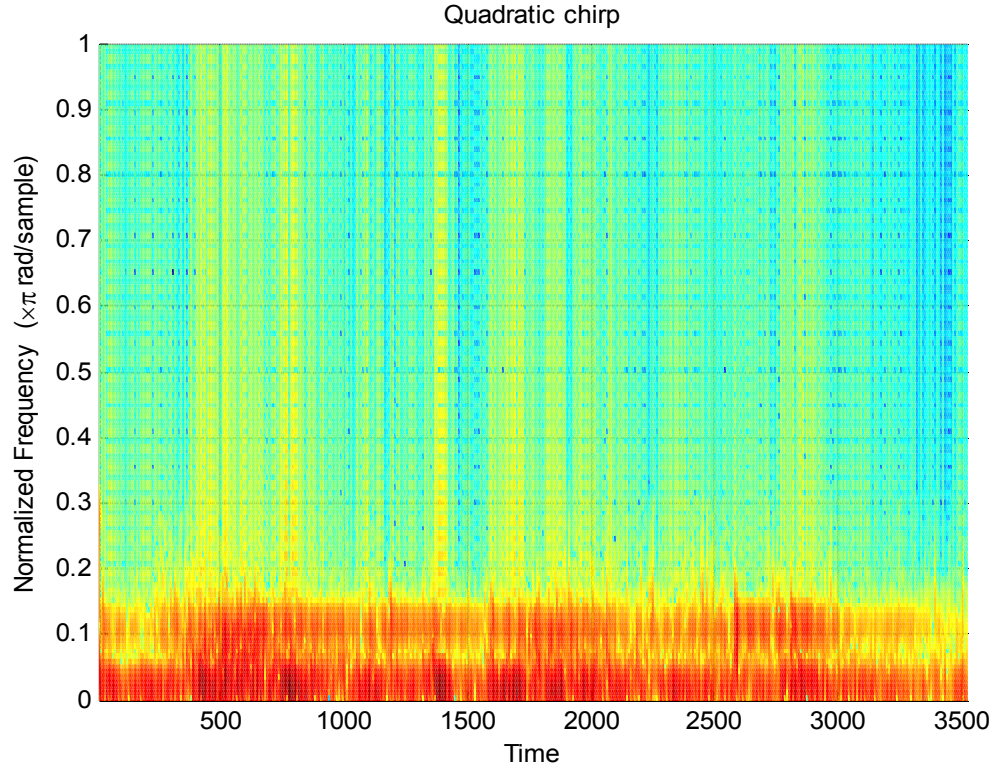
Şekil 5.14 2,4-3,2ms aralığında sağlıklı akciğer sesine KZFD uygulanması



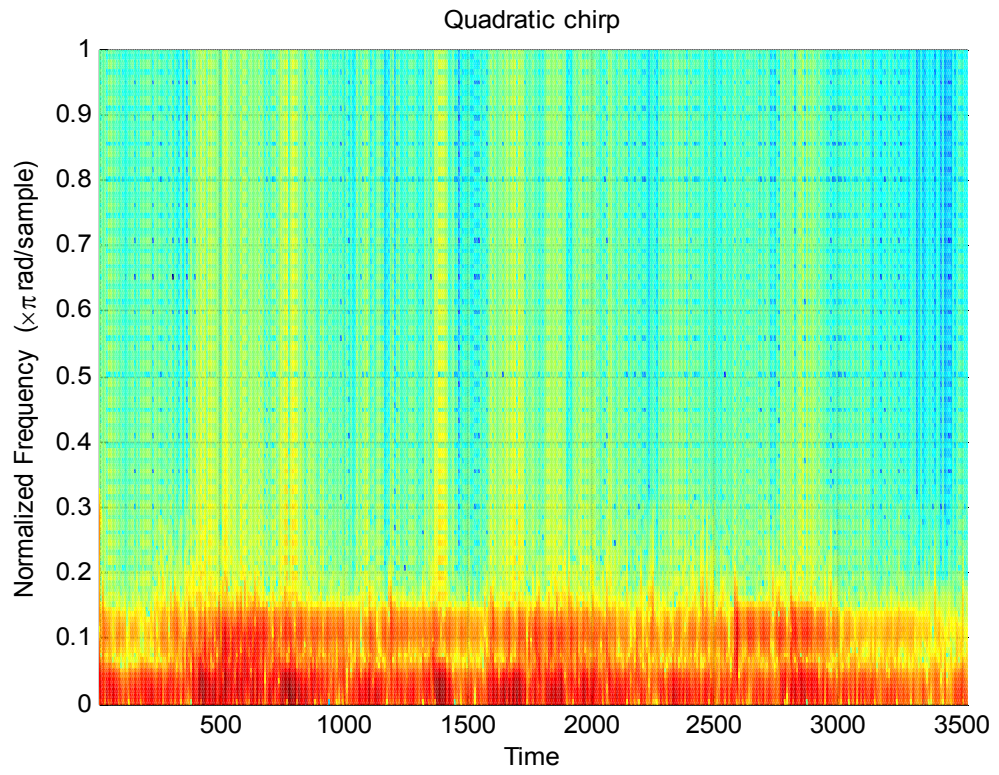
Şekil 5.15 Hırıltı sesinin spektrogramı



Şekil 5.16 Ral sesinin spektrogramı



Şekil 5.17 Ronküs sesinin spektrogramı



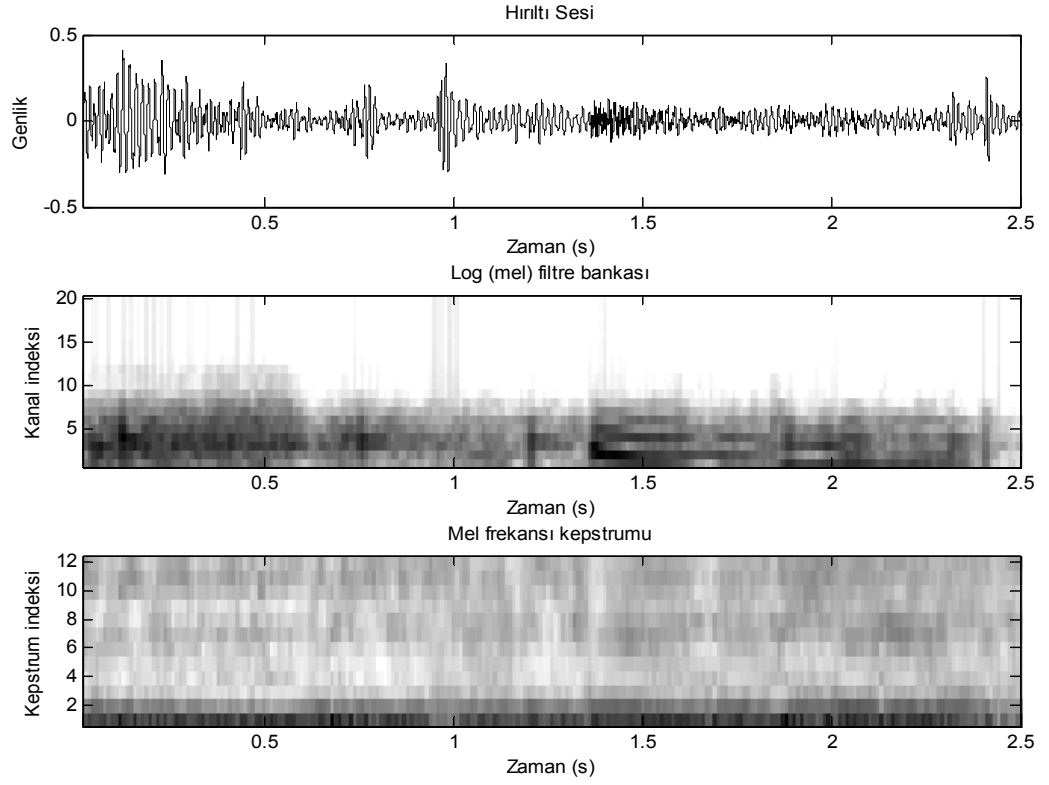
Şekil 5.18 Sağlıklı akciğer sesinin spektrogramı

5.1.1.3 Doğrusal Öngörü Katsayıları

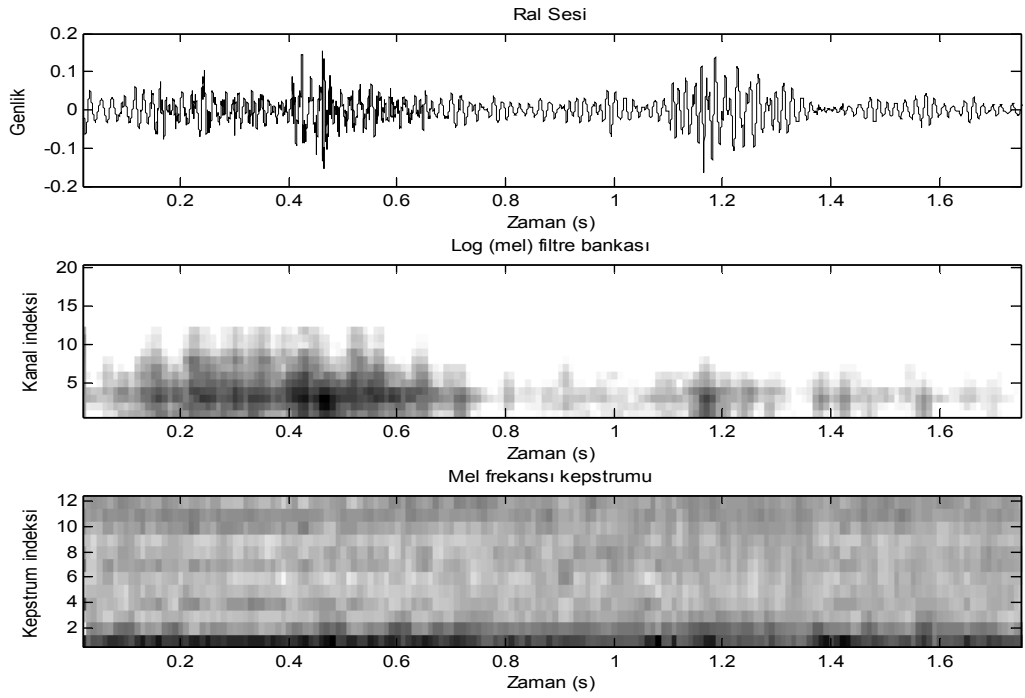
Doğrusal öngörü (DÖ) analizi akciğer ses spektrumunu elde etmenin bir başka yoludur. Burada spektrum, spektral tepeler üzerine yoğunlaşan bir tüm-kutup fonksiyon ile modellenir. İleri yönlü doğrusal öngöründe amaç, işaretin bir sonraki örneği geçmiş örneğin doğrusal kombinasyonu ile elde etmektir. Bu tez çalışmasında filtre katsayılarını elde etmek için Otoregresif Model'in otokorelasyon metodu kullanılmıştır. Akciğer seslerinin doğrusal öngörü katsayılarını bulmak için sesler pencerelenmiş ve her bir pencere için LPC katsayıları hesaplanmıştır. Pencereleme işlemi için 1/3 örtüşmeli Blackman Harris pencere kullanılmıştır. Sağlıksız akciğer seslerinin sınıflandırılmasında her bir pencerede 41 katsayı değeri hesaplanmıştır ve pencere uzunluğu 71 ms'de en iyi sonucu vermiştir. Seslerin sağlıklı ve sağlıksız olarak ayrılmasında 34 katsayı değeri kullanılmış ve pencere uzunluğu 20 ms olarak belirlenmiştir. Her bir katsayı için pencerelerin ortalaması alınmıştır.

5.1.1.4 Mel Frekans Kepstral Katsayıları

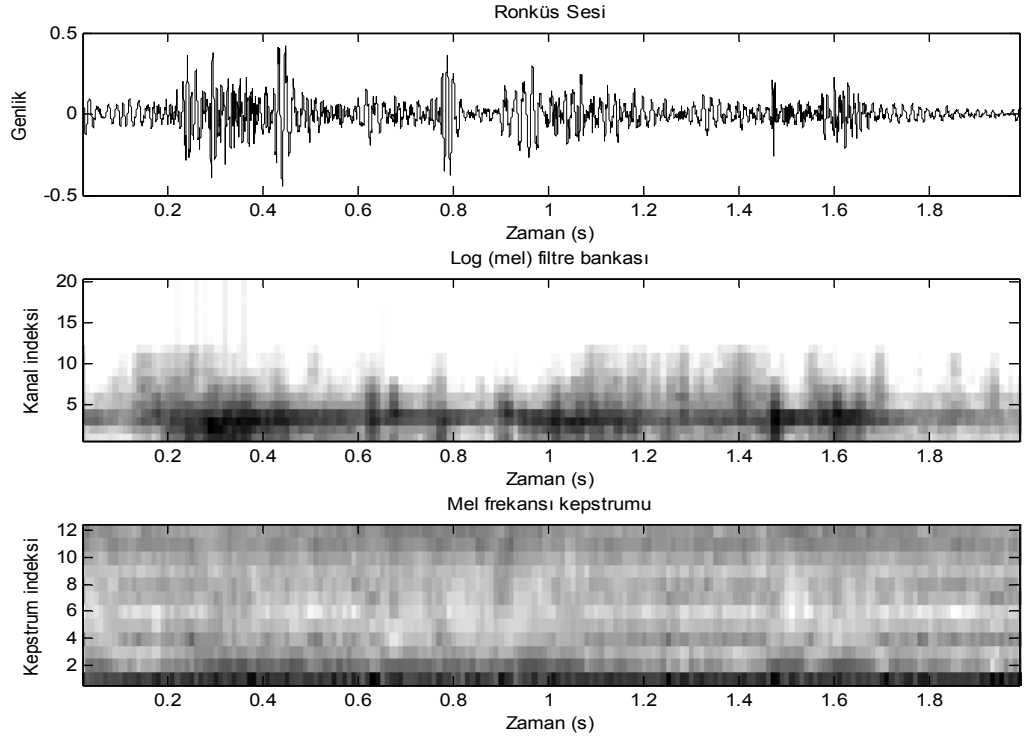
Mel Frekans Kepstral Katsayıları (MFCC), ses sinyallerini Mel Frekans Kepstrumu (MFCC) olarak adlandırılan sabit uzunluklu katsayı vektörleri olarak tanımlayan en çok kullanılan öznelik çıkarma metotlarından biridir. MFCC katsayılarının elde etme adımlarından olan ön vurgulama işlemi, işaretin pencerelenmesinden önce işareti spektral olarak düzleştirmek için kullanılır. α ön vurgulama derecesini göstermektedir ve bu çalışmada 0,97 olarak belirlenmiştir. Kepstral katsayı sayısı 12 olarak belirlenmiştir. Bu çalışmada akciğer sesleri ilk olarak 40 ms uzunluktaki Blackman Harris penceresi kullanılarak pencerelendikten sonra akciğer ses sinyalinin genlik spektrumu Ayırık Fourier Dönüşümü ile hesaplanır. Genlik spektrumu ile bu üçgensel süzgeçler çarpılarak her kanaldaki değerler toplanır. Böylelikle her kanal için bir spektral genlik elde edilmiş olur. Süzgeç bankası çıkışlarının logaritması alınır. Logaritmik süzgeç bankası çıkışlarının Ayırık Kosinüs Dönüşümü Mel Kepstrumunu verir.



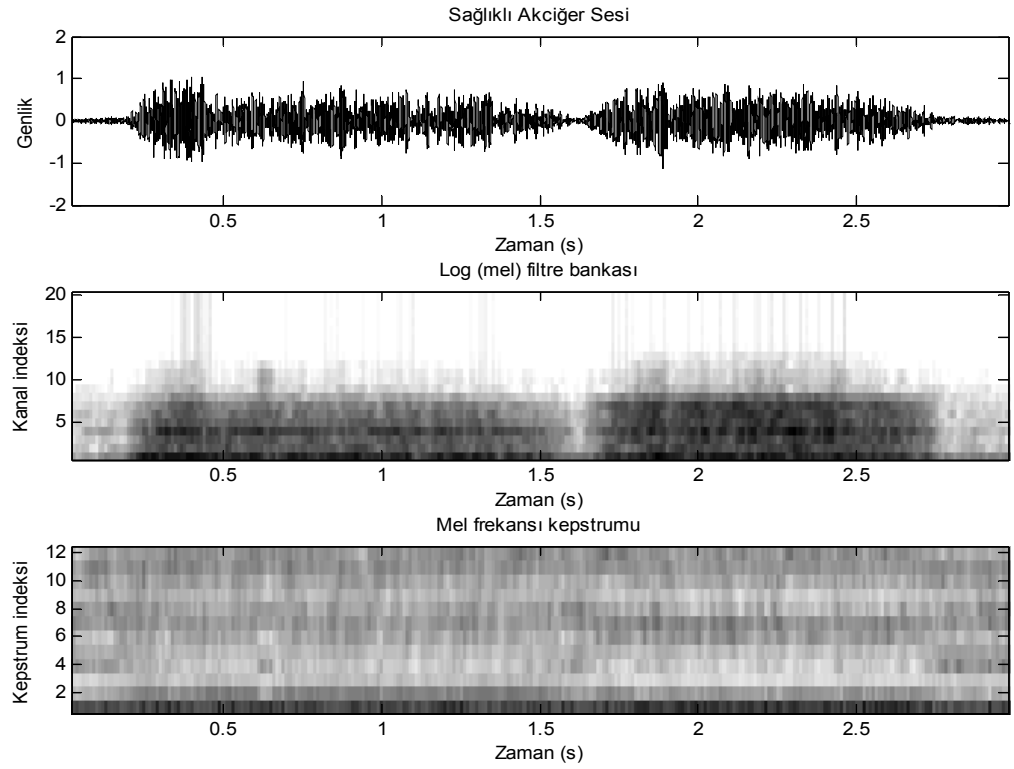
Şekil 5.19 Hırıltı sesinin Mel frekansı kepstrumu



Şekil 5.20 Ral sesinin Mel frekansı kepstrumu



Şekil 5.21 Ronküs sesinin Mel frekansı kepstrumu



Şekil 5.22 Sağlıklı akciğer sesinin Mel frekansı kepstrumu

5.1.2 Sınıflandırma Başarımları

5.1.2.1 Destek Vektör Makineleri

Bu çalışmada öznitelik çıkarımı için sinyal işleme yöntemlerinin uygulandığı işaretlerin, ilk olarak sağlıklı ve sağlıksız olarak iki sınıfa ayrılmasında ve daha sonra sağlıksız akciğer seslerinin kendi içerisinde ral, ronküs ve hırıltı olarak sınıflandırılmasında Destek Vektör Makineleri kullanılmıştır. DVM ile sınıflandırma işleminde akciğer ses verilerinin %66.6'sı eğitim, %33.3'ü test kümesi olarak kullanılmıştır. Akciğer seslerinin sağlıklı ve sağlıksız olarak sınıflandırılmasında doğrusal kernel fonksiyonu kullanılmıştır. Akciğer seslerinden elde edilen öznitelikler kullanılarak hasta olan veriler 0.1 ile hasta olmayan veriler 0.9 ile etiketlenmiştir. Sağlıksız akciğer seslerinin ayrılmasında 0.1, 0.5 ve 0.9 etiket değerleri kullanılarak destek vektör makineleri ile çoklu sınıflandırma yapılmıştır.

Eğitim sonucu elde edilen verilerin doğruluğunu belirlemek için, yanlış bulunan her bir değer için hata değerine bir eklenmiştir. Elde edilen bu hata değeri test kümesindeki veri sayısına bölündükten sonra 100 ile çarpılmış ve daha sonra 100'den çıkarılarak sınıflandırma doğruluğu belirlenmiştir.

Çizelge 5.2 Kullanılan özniteliklere göre akciğer seslerinin sağlıklı ve sağlıksız olarak DVM ile sınıflandırılma doğruluğu

Kullanılan Öznitelikler	Sağlıklı - Sağlıksız Akciğer Sesleri
Dalgacık Katsayıları	%100
Mel Frekansı Kepstral Katsayıları	%100
Doğrusal Öngörü Kodlaması	%100
Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü	%100

Çizelge 5.3 Kullanılan özniteliklere göre sağlıklı akciğer seslerinin DVM ile çoklu sınıflandırma doğruluğu

Kullanılan Öznitelikler	Ronküs-Hırıltı-Ral
Dalgacık Katsayıları	%98
Mel Frekansı Kepstral Katsayıları	%98
Doğrusal Öngörü Kodlaması	%96
Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü	%94

Çizelge 5.4 Kullanılan özniteliklere göre sağlıklı akciğer seslerinin DVM ile bire karşı bir çoklu sınıflandırma doğruluğu

Kullanılan Öznitelikler	Hırıltı-Ral	Ral-Ronküs	Ronküs-Hırıltı
Dalgacık Katsayıları	%97	%75	%82
Mel Frekansı Kepstral Katsayıları	%97	%100	%100
Doğrusal Öngörü Kodlaması	%93	%95	%100
Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü	%100	%85	%95

5.1.2.2 Yapay Sinir Ağları

Bu tez çalışmasında destek vektör makinelerinin doğruluk oranını karşılaştırmak için yapay sinir ağları da sınıflandırma işleminde kullanılmıştır. Bu işlem için Çok Katmanlı Algılayıcı Kullanılmıştır. Yapılan denemelerde öğrenme algoritması olarak en iyi sonucu veren Levenberg-Marquart kullanılmıştır. Algılayıcı ağında dört saklı katman kullanılmıştır ve sırasıyla nöron sayıları 13, 45, 45 ve 8 olarak belirlenmiştir. Her katmanda aktivasyon fonksiyonu olarak tanjant hiperbolik fonksiyonu kullanılmıştır. Verilerin %66.6'sı eğitim, %33.3'ü ise test kümesi olarak kullanılmıştır. Verilerin etiketlenmesi ve doğruluk yüzdesinin hesaplanması DVM'deki gibidir.

Çizelge 5.5 Kullanılan özniteliklere göre akciğer seslerinin sağlıklı ve sağlıksız olarak ÇKA ile sınıflandırılma doğruluğu

Kullanılan Öznitelikler	Sağlıklı- Sağlıksız Akciğer Sesleri (10 Deneme sonucu elde edilen ortalama değer)
Dalgacık Katsayıları	%95
Mel Frekansı Kepstral Katsayıları	%97.2
Doğrusal Öngörü Kodlaması	%97.5
Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü	%95

Çizelge 5.6 Kullanılan özniteliklere göre sağlıksız akciğer seslerinin ÇKA ile sınıflandırılma doğruluğu

Kullanılan Öznitelikler	Ronküs-Hırıltı-Ral (10 Deneme sonucu elde edilen ortalama değer)
Dalgacık Katsayıları	%81.3
Mel Frekansı Kepstral Katsayıları	%82.9
Doğrusal Öngörü Kodlaması	%67.0
Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü	%80.6

5.2 Sonuçların Yorumlanması ve Öneriler

Bu tez çalışmasında akciğer seslerinden öznitelik çıkarımı yapmak için Dalgacık Dönüşümü, Doğrusal Öngörü Kodlaması, Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü ve Mel Frekansı Kepstral Katsayıları kullanılmıştır. Sınıflandırma işlemi için Destek Vektör Makineleri ve Yapay Sinir Ağları kullanılmıştır.

Bir kişiden alınan akciğer seslerinin alınan nefesten nefese değişiklik gösterebilmesi ses verilerinin aynı koşullar altında alınmasının önemini arttırmaktadır. Yapılan denemelerde bir hastadan alınan seste birden fazla ek sesin bulunmasının sınıflandırma doğruluğunu düşürdüğü gözlemlenmiştir ve bazı hastalıklarda birden çok

ek ses bulunabilmektedir. Bu yüzden alınan akciğer seslerinden yalnız bir ek sesin olduğu sesler tercih edilmiştir.

Elde edilen sonuçlar incelendiğinde akciğer seslerinin sağlıklı ve sağlıklı olarak DVM ile sınıflandırılmasında dört yöntemde de %100 başarı elde edilmiştir. ÇKA ile sınıflandırmada Doğrusal Öngörü Kodlaması ile %97.5, Mel Frekansı Kepstral Katsayıları ile 97.2, Dalgacık Katsayıları ile 95 ve Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü ile %95 doğruluk elde edilmiştir.

Sağlıksız seslerin çoklu DVM ile ral, ronküs ve hırıltı olarak sınıflandırılmasında en başarılı yöntem %98 doğruluk ile Mel Frekansı Kepstral Katsayıları ve Dalgacık Dönüşümüdür. Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü ile %94, Doğrusal Öngörü Kodlaması ile ise %96 doğruluk ile sağlıksız akciğer sesleri ral, ronküs ve hırıltı olarak sınıflandırılmaktadır.

Sağlıksız seslerin DVM ile ikili olarak sınıflandırılmasında en yüksek başarı Mel Frekansı Kepstral Katsayıları ile %97- %100 elde edilmiştir. Çizelge 5.3'ten görüleceği üzere ral seslerinin ronküs seslerine karşı sınıflandırılmasında MFCC ile %100, hırıltı seslerinin ral sesleri ile sınıflandırılmasında KZFD ile %100 ve ronküs seslerinin hırıltı sesleri ile sınıflandırılmasında LPC ve MFCC ile %100 doğruluk elde edilmiştir.

Çok Katmanlı Algılayıcı ile sağlıksız seslerin sınıflandırılmasında en yüksek başarı %82,9 doğrulukla Mel Frekansı Kepstral Katsayıları ile elde edilmiştir. %67 ile %82.9 arasında değişen doğrulukla akciğer sesleri ral, ronküs ve hırıltı olarak üç sınıfa ayrılmıştır.

Sonuçlardan görüleceği üzere çoklu DVM, yapay sinir ağlarına göre daha yüksek doğruluk ile sağlıksız sesleri birbirinden ayırmaktadır. Bunun sebeplerinden biri DVM'nin yapay sinir ağları gibi yerel minimum noktalarına takılmaması ve global minimum noktasını bulmasıdır. Diğer bir neden yapay sinir ağlarındaki gibi DVM'nin işlemsel karmaşıklığının giriş alanının boyutuna bağlı olmamasıdır ve yapay sinir ağları tecrübeye dayalı risk minimizasyonu kullanırken DVM'nin yapısal risk minimizasyonunu kullanmasıdır. Ayrıca DVM, yapay sinir ağlarına göre ezberlemeye (overfitting) daha az yatkındır ve geometrik yorumlamaya sahiptir. Bu sebeplerden dolayı DVM ile daha yüksek doğruluk elde edilmektedir.

SONUÇLAR VE TARTIŞMA

Fizik muayene, hastalıkların teşhisinde doktorların öncelikli olarak tercih ettiği bir yöntemdir. Oskültasyon, fizik muayenenin önemli bir parçasıdır ve göğüs hastalıklarını araştırmada kullanılır. Akciğer sesleri, akciğerin patolojisi hakkında önemli bilgiler taşımaktadır. Bu tez çalışmasında çeşitli akciğer hastalığına sahip bireylerden ve sağlıklı bireylerden alınan akciğer seslerinden sinyal işleme yöntemleri kullanılarak öznelik çıkarımı ve bu öznelikler kullanılarak sağlıklı ve ek seslerin sınıflandırılması amaçlanmıştır. Bu amaçla İstanbul Üniversitesi Çapa Tıp Fakültesi Göğüs Hastalıkları Anabilim dalı non-spesifik interstiyel akciğer hastalıkları polikliniğinden ve serviste yatan hastalardan 20 sağlıklı akciğer sesleri alınmıştır. Sesler her hastadan oturur pozisyonda iken alınmıştır. Hastaların sırt bölgesindeki sağ apex, sol apex, sağ orta, sol orta, sağ bazal ve sol bazal olmak üzere altı noktadan akciğer sesleri dinlenmiş ve ek sesin en baskın olduğu ve net duyulduğu noktadan sesler kaydedilmiştir. Alınan akciğer sesleri, sesler alınırken oluşan deri sürtünmesi, kas sesleri gibi düşük frekanslı sesler ve yüksek frekanslı bileşenleri yok etmek için 9. dereceden Chebyshev süzgeç kullanılmıştır. Bu gürültülerin frekans bantlarının akciğer sesleri ile örtüşmesi nedeni ile Ayrik Dalgacık Dönüşümü tabanlı gürültü giderme tekniği diğer bir deyişle dalgacık daraltımı (shrinkage) gürültüden arındırma tekniği kullanılmıştır.

Akciğer seslerinin durağan olmayan bir yapıya sahip olması nedeniyle zaman-frekans düzleminde incelemek için Dalgacık Dönüşümü ve Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü kullanılmıştır. Ayrıca ses tanıma uygulamalarında yaygın olarak kullanılan bir metod olan Doğrusal Öngörü Kodlaması ve insan kulağının frekans seçiciliğini taklit ederek bu

sesleri ayırt edebilen Mel Frekanslı Kepstral Katsayıları öznitelik çıkarımı için kullanılmıştır. Sınıflandırma işlemi için Destek Vektör Makineleri ve Çok Katmanlı Algılayıcı kullanılmıştır. Bu işlemler ayrıntılı olarak Bölüm 4 ve Bölüm 5'te anlatılmaktadır.

Bu çalışmada ilk olarak akciğer sesleri sağlıklı ve sağlıklı olarak sınıflandırılmıştır. DVM ile sınıflandırma sırasında kullanılan dört sinyal işleme yöntemiyle de %100 doğruluk elde edilmiştir.

Sağlıklı seslerin çoklu Destek Vektör Makineleri ile hırıltı, ral ve ronküs olarak sınıflandırılmasında, Çok Katmanlı Algılayıcıya göre daha yüksek doğruluk elde edilmiştir. En yüksek doğruluk, %98 doğrulukla Mel Frekanslı Kepstral Katsayıları ile elde edilmiştir. DVM ile çoklu sınıflandırma işleminde %94-%98 arasında doğruluk elde edilmiştir. Hırıltı, ral ve ronküs seslerinin Çok Katmanlı algılayıcı ile sınıflandırılmasında %67-%82.9 arasında değişen doğruluk değerleri elde edilmiştir.

İleriye yönelik çalışmalarda spesifik bir hastalık grubuna sahip verilerin karakteristikleri çıkarılarak hastalık analizi yapılabilir. Veri kümesinde hasta sayısı arttırılabilir ve diğer sinyal işleme yöntemleri kullanılarak sistemin daha kararlı olması sağlanabilir. Ayrıca akciğer kanser hastalarından ses verileri alınarak veri kümesi oluşturulabilir ve bu verilerin karakteristikleri incelenerek sinyal işleme teknikleri ile kanser teşhisi yapılabilir.

KAYNAKLAR

- [1] Earis, J., (1992). "Lung Sounds," Thorax, 47:671-2.
- [2] Melbye, H., (2001). "Auscultation of the Lungs, Still A Useful Examination?", Tidsskr Nor Laegeforen, 121:451-4.
- [3] Emanet, N., Öz, R.H., Bayram, N. ve Delen, D., (2014). "A Comparative Analysis of Machine Learning Methods for Classification Type Decision Problems in Healthcare", Decision Analytics, 1:6.
- [4] Abella, M. ve Formolo, J., (1992). "Comparison of Acoustic Properties of Six Popular Stethoscopes", J Acoust Soc Am, 91(4):2224-2228.
- [5] McKusick, V.A., Jenkins, J.T. ve Webb, G.N., (1955). "The acoustic basis of the chest examination: studies by means of sound spectography", Am. Rev. Tuberc., 72:12-34
- [6] Rozenblat, V., Likhacheva, E., Stolbun, B., Sazhina, T., Forshtadt, V., ve Ganiushkina, S., (1968). "The Frequency Spectrum of Respiratory Sounds in Normal Subjects and in Pneumoconiosis", Klin Med (Mosk) 46:135-139.
- [7] Kraman, S., Wodicka, G., Pressler, G. ve Pasterkamp, H., (2006). "Comparison of Lung Sound Transducers using a Bioacoustic Transducer Testing System", J Applied Physiol, 101:469-476.
- [8] Bobrowski, L., ve Łukaszuk, T., (2009). "Feature Selection based on Relaxed Linear Separability", Biocybern Biomed Eng, 29:43-59.
- [9] Kandaswamy, A., Kumar CS., Ramanathan, RP., Jayaraman, S ve Malmurugan, N., (2004). "Neural Classification of Lung Sounds using Wavelet Coefficients", Comput Biol Med., 34(6):523-37.
- [10] Flietstra, B., Markuzon, N., Vyshedskiy, A. ve Murphy, R., (2011). "Automated Analysis of Crackles in Patients with Interstitial Pulmonary Fibrosis", Pulm Med, 2011:1-7.
- [11] Riella, RJ, Nohama, P. ve Maia, JM., (2009) "Method for Automatic Detection of Wheezing in Lung Sounds", Braz J Med Biol Res; 42:674–84.
- [12] Kahya, Y., Guler, EC. ve Sahin, S., (1997). "Respiratory Disease Diagnosis using Lung Sounds", 5:2051-2053.

- [13] Doyle, M., (1994). "Analysis of Lung Sounds using Neural Networks", Master of Science Thesis, Vanderbilt University.
- [14] Sankur, B, Kahya, YP, Guler, CE, ve Engin, T., (1994). "Comparison of AR-based Algorithms for respiratory Sounds Classification", Computers in Biology and Medicine, 24:67-76.
- [15] Schreur, H. J.W., Vanderschoot, L, Zwinderman, A. H., Dijkman, H. J. ve Sterk, J. P., (1994). "Abnormal Lung Sounds in Patients with Asthma during Episodes with Normal Lung Function", Chest, 106(1):91-99.
- [16] Gavriely, N., (1995). "Breath sounds methodology", Boca Raton: CRC Press.
- [17] Piirila, P., Sovijarvi A., Kaisla T., Rajala HM ve Katila T., (1991). "Crackles in Patients with Fibrosing Alveolitis, Bronchiectasis, COPD, and Heart Failure", Chest 99(5):1076-1083.
- [18] Piirila, P., (1992). "Changes in Crackle Characteristics during the Clinical Course of Pneumonia", Chest, 102(1):176-183.
- [19] Munakata M., Ukita H., Doi I, Ohtsuka Y., Masaki Y., Homma Y. ve Kawakami Y., (1991). "Spectral and Wave-Form Characteristics of Fine and Coarse Crackles", Thorax, 46:651-657.
- [20] Rietveld, S., Dooijes, E.H. ve Rijssenbeek-Nouwens, L.H.M., (1995). "The Characteristics of Wheeze During Histamine-Induced Airways Obstruction in Children with Asthma", Thorax, 143-149.
- [21] Homs-Corbera, A., Fiz, J.A., Morera, J. ve Jané, R., (2004). "Time-Frequency Detection and Analysis of Wheezes during Forced Exhalation", IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 51(1): 182-186.
- [22] Polat, H. ve Güler, İ., (2004). "A Simple Computer-Based Measurement and Analysis System of Pulmonary Auscultation Sounds", Journal of Medical Systems, 28(6):665-672.
- [23] Güler, İ, Polat, H ve Ergün, U., (2005). "Combining Neural Network and Genetic Algorithm for Prediction of Lung Sounds", J Med Syst, 29(3):217-231.
- [24] Kahya, Y.P., Yeginer, M. ve Bilgiç, B., (2006). "Classifying Respiratory Sounds with Different Feature Sets", EMBS Annual International Conference, New York City, USA.
- [25] Mohammed, B., (2009). "Pattern recognition methods applied to respiratory sounds classification into normal and wheeze classes", Computers in Biology and Medicine, 39:824-843.
- [26] Villalobos, S.C., Hernandez, G.M., Camarena, G.R., Lem, C.G., Carrillo, J.G. ve Corrales, A.T., (2011). "Assessment of Multichannel Lung Sounds Parameterization for Two-Class Classification in Interstitial Lung Disease Patients", Computers in Biology and Medicine 41:473-482.
- [26] Villalobos, S.C., Hernandez G.M., Camarena G.R., Lem C.G., Carrillo J.G. ve Corrales A.T., (2011). "Assessment of Multichannel Lung Sounds

Parameterization for Two-Class Classification in Interstitial Lung Disease Patients”, Computers in Biology and Medicine 41:473-482.

- [27] Khan, S.I., Jawarkar, N.P. ve Ahmed, V., (2012). “Cell phone based Remote Early Detection of Respiratory Disorders for Rural Children using Modified Stethoscope”, 2012 International Conference on Communication Systems and Network Technologies, 936-940.
- [28] Matsutake, S., Yamashita, M. ve Matsunaga, S., (2013). “Discrimination Between Healthy Subjects and Patients using Lung Sounds From Multiple Auscultation Points”, Acoustics, Speech and Signal Processing, 1296-1300.
- [29] Alfi, A. E., Elgamal, A. F. ve Ghoniem R. M., (2013). “A Computer-based Sound Recognition System for the Diagnosis of Pulmonary Disorders”, International Journal of Computer Applications, 66(17).
- [30] Içer, S. ve Gengeç, S., (2014). “Classification and analysis of non-stationary characteristics of crackle and rhonchus lung adventitious sounds”, Digital Signal Processing 28:18-27.
- [31] Solunum Sistemi, <http://www.servier.com/slidekit/?item=38>, 19 Mayıs 2014.
- [32] Dikmen, Y., (2010). “Akut Solunum Yetmezliği”, İ.Ü. Cerrahpaşa Tıp Fakültesi Sürekli Tıp Eğitimi Etkinlikleri, 70:67-78.
- [33] Solunum Sistemi, http://tr.wikipedia.org/wiki/Solunum_sistemi, 19 Mayıs 2014.
- [34] Ortuğ, G., (1991). Anatomi, T.C. Anadolu Üniversitesi Yayınları, 492, Eskişehir.
- [35] Moussavi, Z. M.K., (2007). “Fundamentals of Respiratory Sound Analysis,” Morgan & Claypool, First Edition, Blackwell North America.
- [36] Bates, B., Bickley, L., ve Hoekelman, R., (1992). “A Guide To Physical Examination and History Taking”, 6th ed., J. B. Lippincott Company, Philadelphia.
- [37] Polat, H., (2006). PC Tabanlı Çok Kanallı Bir Elektronik Steteskop Tasarımı ve Gerçekleştirilmesi, Doktora Tezi, Gazi Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara.
- [38] Pasterkamp, H., Kraman, SS. ve Wodicka, GR., (1998). “Respiratory Sounds, Advances Beyond the Stethoscope” Am J Respir Crit Care Med., 156(3)974-87.
- [39] The R.A.L.E. Repository, Lung sounds, <http://www.rale.ca>, 19 Mayıs 2014.
- [40] Mangione, S., (2006). “Physical Diagnosis Secrets”, Second Edition, Mosby Elsevier.
- [41] Reichert, S., Gass, R., Brandt, C. ve Andres, E., (2008). “Analysis of Respiratory Sounds: State of the Art”, Clinical Medicine: Circulatory, Respiratory and Pulmonary Medicine, 2:45-58.
- [42] Kahya, Y.P., Yerer S. ve Cerid Ö., (2001)., “A Wavelet-Based Instrument for Detection of Crackles in Pulmonary Sounds”, 2001 Proceedings of the 23rd Annual EMBS International Conference, 4:3175-3178.

- [43] Bahoura, M. ve Lu, X., (2006)., "Separation of Crackles From Vesicular Sounds using Wavelet Packet Transform", 2.
- [44] Barnes, P.J., (2007). "Chronic Obstructive Pulmonary Disease: A Growing but Neglected Global Epidemic", Plos Medicine, 5(4):779-780.
- [45] Vestbo J., (2006). Global Initiative for Chronic Obstructive Lung Disease, Manchester, UK.
- [46] Başıyigit, İ., (2010). "KOAİ Tanımı ve Klinik Özellikleri", TTD Toraks Cerrahisi Bülteni, 1(2), 102-104.
- [47] Kocabaş, A., Hancıoğlu, A. ve Türkyılmaz, A. S. (2006). "Prevalence of COPD in Adana, Turkey (BOLD-Turkey Study)", Proceedings of the American Thoracic Society.
- [48] Türk Toraks Derneği, (2000). "Toraks Derneği Kronik Obstrüktif Akciğer Hastalığı Tanı ve Tedavi Rehberi", Toraks Dergisi, 1(2):5-17.
- [49] Pauwels, RA. ve Rabe, KF., (2004). "Burden and clinical features of chronic obstructive pulmonary disease (COPD)", Lancet, 364:613-20.
- [50] Altın, S., (2007). "Kronik Obstrüktif Akciğer Hastalığında klinik özellikler", Klinik Aktüel Tıp Solunum Forumu; 1:5-8.
- [51] Tetikkurt, C., Umut, S., ve Yıldırım, N., (2005). "Kronik Obstrüktif Akciğer Hastalığı (KOAİ)", KOAİ'ta klinik, 71-73.
- [52] Türk Toraks Derneği, (2010). Astım Tanı Ve Tedavi Rehberi, Türk Toraks Dergisi, 11.
- [53] Ober, C., (2005). "Perspectives on the past decade of asthma genetics", J Allergy Clin Immunol, 116:274-8.
- [54] Holgate, ST., (1999). "Genetic and environmental interaction in allergy and asthma", J Allergy Clin Immunol, 104:1139-46.
- [55] Pnömoni (Zatürre), <http://www.akcigerim.com/?sayfa=pnomoni>, 15 Haziran 2014.
- [56] Türk Toraks Derneği, (2009). "Çocuklarda Toplumda Gelişen Pnömoni Tanı Ve Tedavi Uzlaş Raporu", Türk Toraks Dergisi, 10.
- [57] Kiper, N., Tanaç, R. ve Akçakaya, N., (2003). "Pnömonilerde patogenezi, pnömonilerin klinik ve laboratuvar tanısı, pnömonilerde tedavi prensipleri, pnömonilerde güncel yaklaşım", 89-98.
- [58] Özlü, T., (1998). "Toplum Kökenli Pnömoniler: Tanı Tedavi Ve Korunma".
- [59] Yaman, M., (1999). "Tüberküloz Patogenezi", İ.Ü. Cerrahpaşa Tıp Fakültesi Sürekli Tıp Eğitimi Etkinlikleri Erişkin ve Çocukta Tüberküloz Sempozyumu, 15-20.
- [60] Özkara, Ş., Türkkani, M.H. ve Musaonbaşıoğlu, S.,(2011). "Tüberküloz Tanı Ve Tedavi Rehberi", Başak Matbaacılık, 862, Ankara.

- [61] Aydemir, Ö. ve Kiper, N., (2007). "Dünyada ve Ülkemizde Kistik Fibrozis Hastalığı", Türkiye Klinikleri J Int Med Sci, 3(14):1-3.
- [62] Çiftçi, H., Akbulut, G. ve Mercanlıgil, S.M., (2008). "Solunum Sistemi Hastalıkları Ve Beslenme Tedavisi", Ankara.
- [63] Balfour, IM. ve Elborn, JS., (2007). "Clinical aspects of Cystic Fibrosis", In Hodson M., Geddes D., Bush A., Cystic Fibrosis. 3rd ed., London.
- [64] Knowles, MR. ve Durie, PR., (2002). "What is Cystic Fibrosis", N Eng J Med, 347:439-442.
- [65] Türk Toraks Derneği, (2011). "Kistik Fibrozis Tanı Ve Tedavi Rehberi", Türk Toraks Dergisi, 12(2):1-140.
- [66] Sayır, F., Çobanoğlu, U. ve Mergan, D., (2011). "İlginç Bir Bronşektazi Olgusu", Van Tıp Dergisi, 18(1):45-48.
- [67] Bronşektazi, <http://tr.wikipedia.org/wiki/Bronşektazi>, 16 Haziran 2014.
- [68] Çokuğraş, H., Akçakaya, N., Söylemez, Y., Dayıoğlu, E., Kulak, K. ve Aydoğan, M., (1994). "10 Yıllık Bronşektazi Olgularımızın Değerlendirilmesi", GKD Cer. Dergisi, 2:371-374.
- [69] Ohshimo, S., Bonella F., Cui A., Beume M., Kohno N., Guzman J. ve Costabel U., (2009). "İdiyopatik Pulmoner Fibrozis Tanısında Bronkoalveoler Lavajın Önemi", Am J Respir Crit Care Med, 179:1043-1047.
- [70] Akciğer Kanseri, <http://hastane.akdeniz.edu.tr/akciger-kanseri-belirtileri-ve-tedavisi>, 16 Haziran 2014.
- [71] Hashemi, A., Arabalibiek, H. ve Agin, K., (2011). "Classification of Wheeze Sounds Using Wavelets and Neural Networks", 2011 International Conference on Biomedical Engineering and Technology, 11.
- [72] Alsmadi, S. ve Kahya, Y.P., (2008). "Design of a DSP-based instrument for real-time classification of pulmonary sounds", Computers in Biology and Medicine 38:53-61.
- [73] Vannuccini, L., Earis, J.E., Helistö, P., Cheetham, B.M.G., Rossi, M., Sovijärvi, A.R.A. ve Vanderschoot, J., (2000). "Capturing and Preprocessing of Respiratory Sounds", Eur Respir Rev 2000, 10(77):616-620.
- [74] Yavuz, O., Bayram, M. C. ve Yıldırım, T., 2007. "Chebyshev Filtre Parametrelerinin Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Hesaplanması", EMO 2007 Elektrik-Elektronik-Bilgisayar Mühendisliği 12. Ulusal Kongresi.
- [75] Earis, J.E. ve Cheetham B.M.G., (2000). "Current Methods Used for Computerized Respiratory Sound Analysis", Eur. Respir. Rev., 10(77):586-590.
- [76] COHEN, L., (1995). Time-Frequency Analysis, Prentice Hall, Englewood Cliffs.
- [77] Çekiç, Y., (2004). Durağan Olmayan İşaretler İçin Zaman-Frekans Analizi, Doktora Tezi, İstanbul Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- [78] Rioul, O. ve Vetterli M., (1991). "Wavelet and Signal Processing", IEEE SP Magazine.

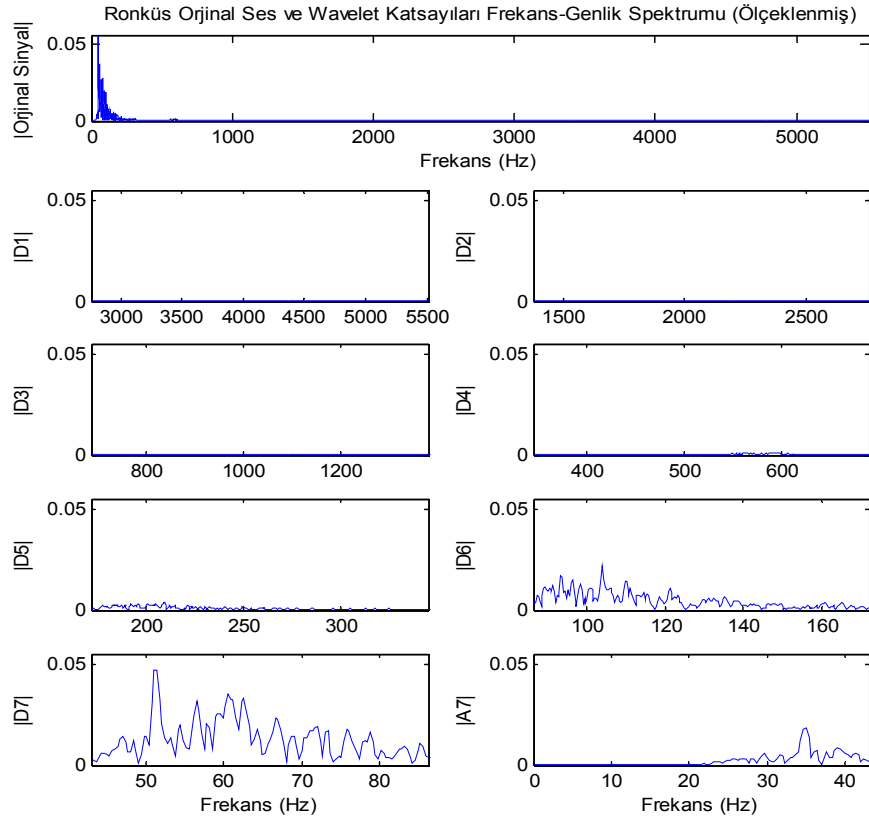
- [79] Mertins, A., (1999). Signal Analysis Wavelets, Filter Banks, Time-Frequency Transforms and Applications, John Wiley & Sons, England.
- [80] Altınbaş, A. (2007). EMG Sinyallerinin Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü Vedalgacık Dönüşümü Kullanarak Analiz Edilmesi, Yüksek Lisans Tezi, Gazi Üniversitesi Bilişim Enstitüsü, Ankara.
- [81] Atlioğlu, M.C., (2012). Diagnosis Of Pulmonary Diseases From Lung Sounds by Machine Learning Algorithms, Fatih Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- [82] Papoulis, A., (1962). The Fourier Integral and Its Applications, Mc Graw Hill, New York.
- [83] Goswami, J.C. ve CHAN, A.K., (1999). Fundamentals of Wavelets Theory, Algorithm and Applications, John Wiley & Sons, USA.
- [84] Parameswariah, C., (2003). Understanding Wavelet Analysis and Filters for Engineering Applications, PhD., College of Engineering and Science, Louisiana Tech University.
- [85] Burrus, C.S., Gopinath, R.A. ve Guo, H., (1998). Introduction to Wavelets and Wavelet Transforms, Texas, Prentice Hall.
- [86] Vetterli, M. ve Herley, C., (1992). "Wavelets and Filter Banks: Theory and Design", IEEE Transactions on Signal Processing. 40(9).
- [87] Misiti, M., Misiti, Y., Oppenheim, G. ve Poggi, J.M., (2014). Wavelet Toolbox for use with MATLAB, User's Guide, The Mathworks Inc.
- [88] Percival, D.B., ve Walden, A.T., (2002). Wavelet methods for time series analysis, Cambridge University press, second edition.
- [89] Lee, J.J., Lee, S.M., Kim, I.Y., Min, H.K., ve Hong, H.S., (1999). Comparison between short time fourier and wavelet transform for feature extraction of heart sound, IEEE TENCON, 102:18-55.
- [90] Bilgin, S., (2008). Kalp Hızı Değişkenliğinin Dalgacık Dönüşümü ve Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Analizi, Doktora Tezi, Sakarya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Sakarya.
- [91] Subasi, A., (2007). "EEG signal classification using wavelet feature extraction and a mixture of expert model", Expert Systems with Applications 32:1084-1093.
- [92] Çelik, H.İ., Dülger, L.C. ve Topalbekiroğlu, M., (2012). "Görüntü İşleme Teknikleri Kullanarak Kumaş Hatalarının Belirlenmesi", Tekstil Teknolojileri Elektronik Dergisi, 6(1):22-39.
- [93] Yang, T., Judd, M. D., Bennoch, C. ve J., (2004). "Denoising UHF signal for PD detection in transformers based on wavelet technique", 2004 Annual Report Conference on Electrical Insulation and Dielectric Phenomena, 166-169.
- [94] Eronen, A., (2001). "Automatic Musical Instrument Recognition", MsC. Thesis, Tampere University of Technology, Department of Information Technology.

- [95] Haykin, S., (1999). Haykin, Neural Networks: A Comprehensive Foundation, 2nd Edition, Prentice-Hall.
- [96] Çelik, E., Atalay, M., ve Bayer H., (2014). “Yapay Sinir Ağları ve Destek Vektör Makineleri ile Deprem Tahmininde Sismik Darbelerin Kullanılması” 2014 IEEE 22nd Signal Processing and Communications Applications Conference, 978(1):4799-4874.
- [97] Erişti, H., (2010). Güç Kalitesi İçin Dalgacık Dönüşümü ve Destek Vektör Makine Tabanlı Bir Olay Tanıma Tekniğinin Geliştirilmesi, Fırat Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Elazığ.
- [98] Yu, H, ve Wilamowski, B. M., (2011). “Levenberg–Marquardt Training”, Industrial Electronics Handbook, Intelligent Systems, (5):12-15.
- [99] Choi, S., ve Jiang, Z., (2010). “Cardiac sound murmurs classification with autoregressive spectral analysis and multi-support vector machine technique”, Computers in Biology and Medicine 40(2010):8-20.
- [100] Lee, Y.J., Yeh Y.R., ve Pa, H.K., (2012). “Introduction to Support Vector Machines and Their Applications in Bankruptcy Prognosis”, Springer Handbooks of Computational Statistics, 731-761.
- [101] Liu, Y., ve Zheng Y.F., (2005). “One-Against-All Multi-Class SVM Classification using Reliability Measures”, IJCNN '05. Proceedings, 2005 IEEE International Joint Conference on, (2):849-854.
- [102] Solunum Sistemi,
http://www.ybu.edu.tr/sinancanan/contents/files/153Hemsirelik_Solunum2012.pdf, 1 Temmuz 2014.

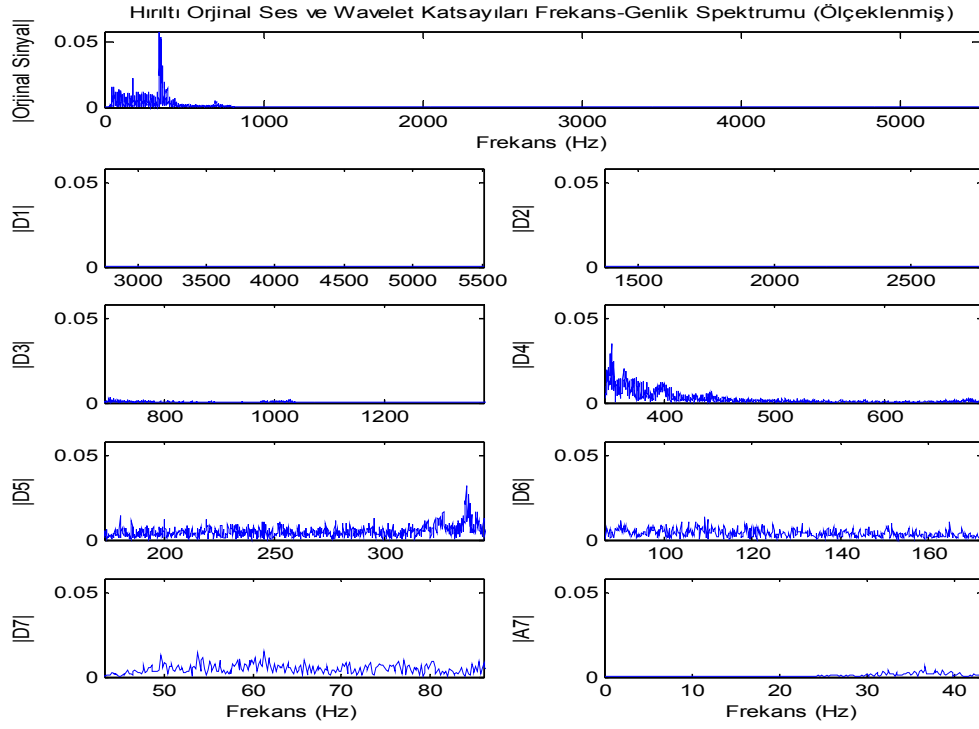
DALGACIK DÖNÜŞÜMÜ ALT BANTLAR

Dalgacık dönüşümü sonucu elde edilen alt bantların frekans spektrumları aşağıda ölçeklenmiş olarak gösterilmektedir.

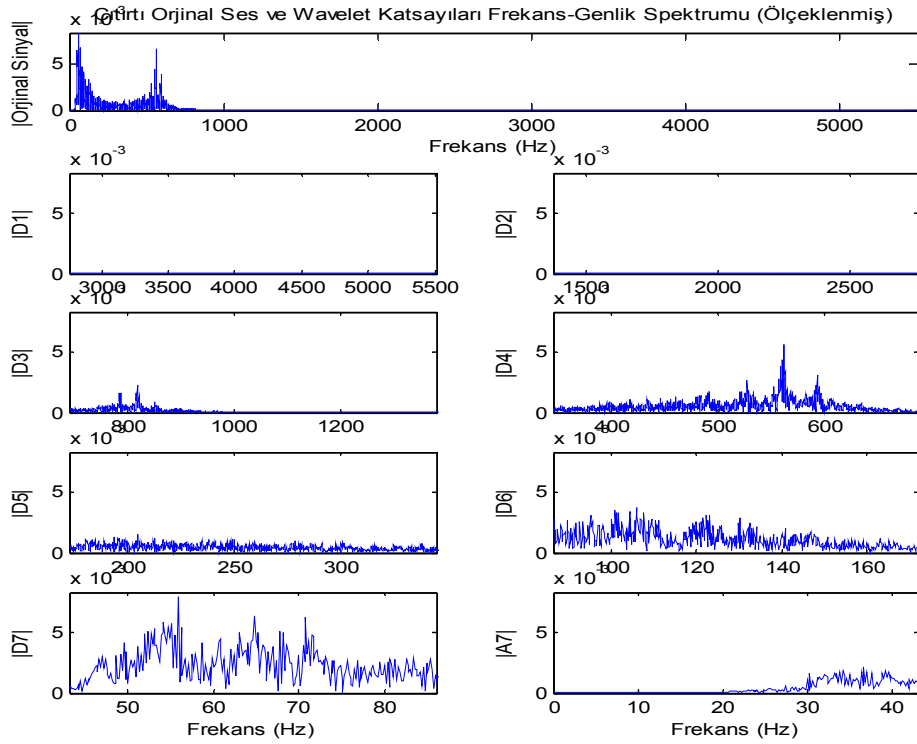
A-1 Dalgacık Alt Bantları Frekans Genlik Gösterimleri



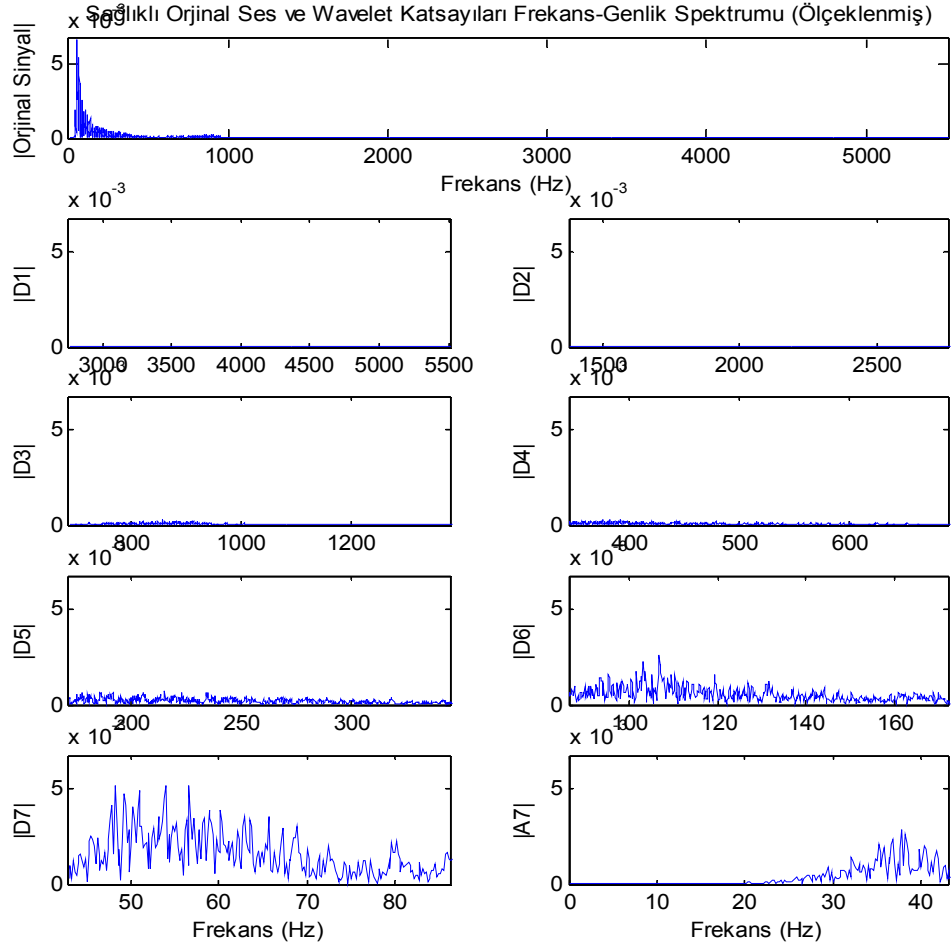
Şekil A.1 Ronküs patolojik ek sesi dalgacık katsayıları frekans genlik spektrumu ölçeklendirilmiş gösterim



Şekil A.2 Hırıltı patolojik ek sesi dalgacık katsayıları frekans genlik spektrumu ölçeklendirilmiş gösterim



Şekil A.3 Ral patolojik ek sesi dalgacık katsayıları frekans genlik spektrumu ölçeklenmiş gösterim



Şekil A.4 Sağlıklı akciğer sesi dalgacık katsayıları frekans genlik spektrumu ölçeklenmiş gösterim

ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLER

Adı Soyadı : Sinem UYSAL
Doğum Tarihi ve Yeri : 03.10.1988, Karacabey
Yabancı Dili : İngilizce
E-posta : uysals@yildiz.edu.tr

ÖĞRENİM DURUMU

Derece	Alan	Okul/Üniversite	Mezuniyet Yılı
Y. Lisans	Elektronik ve Haberleşme Müh.	Yıldız Teknik Üniversitesi	----
Lisans	Elektronik ve Haberleşme Müh.	Süleyman Demirel Üniversitesi	2011
Lise	Sayısal	İbrahim Önal Anadolu Öğretmen Lisesi	2007

İŞ TECRÜBESİ

Yıl	Firma/Kurum	Görevi
2013-	Yıldız Teknik Üniversitesi	Araştırma Görevlisi
2012-2013	Bilecik Şeyh Edebali Üniversitesi	Araştırma Görevlisi

YAYINLARI

Bildiri

1. Uysal, S., Uysal, H., Bolat, B., Yildirim, T., (2014). "Classification of normal and abnormal lung sounds using wavelet coefficients", Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), 2138-2141.