

**T.C.
MANİSA CELAL BAYAR ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ
ELEKTRİK ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI**

SOLUNUM SESLERİ İLE GÖĞÜS HASTALIKLARININ TEŞHİSİ

Burcu ACAR DEMİRCİ

**Danışman
Doç. Dr. Yücel KOÇYİĞİT**



MANİSA-2019

**Burcu
ACAR
DEMİRCİ**

SOLUNUM SESLERİ İLE GÖĞÜS HASTALIKLARININ TEŞHİSİ

2019

TEZ ONAYI

Burcu ACAR DEMİRCİ tarafından hazırlanan "**Solunum Sesleri İle Göğüs Hastalıklarının Teşhisi**" adlı tez çalışması 18/07/2019 tarihinde aşağıdaki jüri üyeleri önünde Manisa Celal Bayar Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü **Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı**'nda **YÜKSEK LİSANS TEZİ** olarak başarı ile savunulmuştur.

Danışman	Doç. Dr. Yücel KOÇYİĞİT Manisa Celal Bayar Üniversitesi	
Jüri Üyesi	Dr. Öğr. Üyesi M.Zübeyir ÜNLÜ İzmir Yüksek Teknoloji Enstitüsü	
Jüri Üyesi	Prof. Dr. Sezai TAŞKIN Manisa Celal Bayar Üniversitesi	

TAAHHÜTNAME

Bu tezin Manisa Celal Bayar Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümü'nde, akademik ve etik kurallara uygun olarak yazıldığını ve kullanılan tüm literatür bilgilerinin referans gösterilerek tezde yer aldığını beyan ederim.

Burcu ACAR DEMİRCİ



İÇİNDEKİLER

	Sayfa
İÇİNDEKİLER	I
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ	III
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	IV
TABLO DİZİNİ	VI
TEŞEKKÜR.....	VIII
ÖZET	IX
ABSTRACT.....	X
1. GİRİŞ	1
2. GENEL BİLGİLER	8
2.1. Solunum Sistemi.....	8
2.1.1 Üst Solunum Yolları	11
2.1.2. Alt Solunum Yolları.....	11
2.2. Solunum Sistemi Hastalıklarının Teşhis Aşamaları	14
2.3. Solunum Sesleri.....	15
2.3.1. Normal Solunum Sesleri	16
2.3.2. Anormal Sesler	19
2.3.3. Ek Sesler	19
2.4. Solunum Sistemi Hastalıkları	28
2.4.1. Astım.....	28
2.4.2. Kronik Obstrüktif Akciğer Hastalıkları(KOAH).....	29
2.4.3. Akut Bronşit.....	29
2.4.4. Bronşiolit	30
2.4.5. Trakea Basısı ve Trakeal Kitle.....	30
2.4.6. Sarkoidoz	30
2.4.7. Konjestif Kalp Yetmezliği	30
2.4.8. Bronşektazi	31
2.4.9. Pnömoni	32
2.4.10. Amfizem	32
2.4.11. Atelektazi	33
2.4.12. İdiyopatik Pulmoner Fibrozis (İPF).....	34
2.4.13. Bronşiolitis Obliterans	34
2.4.14. Akciğer Ödemi.....	35
2.4.15. Plörezi	35
2.4.16. Pulmoner Embolisi	36
2.4.17. İnterstisyel Akciğer Hastalığı	36
3. MATERYAL VE YÖNTEMLER	37
3.1. Solunum Seslerinin Kaydedilmesi	37
3.2. Stetoskop	39
3.2.1. Littmann 3200 Elektronik Stetoskop	40
3.3. Solunum Seslerinin Filtrelenmesi	41
3.3.1. Butterworth Filtre	43
3.3.2 Chebyshev Filtre	45
3.3.3 Eliptik Filtre.....	48
3.4. Öznitelik Çıkarım Yöntemleri.....	50
3.4.1. Ampirik Kip Ayırımı (EMD)	50
3.4.2. Mel Frekansı Kepstrum Katsayıları (MFCC)	54
3.4.3. Dalgacık Dönüşümü	58

3.4.4. Güç Spektrum Yoğunluğu (PSD)	61
3.5. Sınıflama Yöntemleri	63
3.5.1. k En Yakın Komşu Algoritması (k NN).....	63
3.5.2. Yapay Sinir Ağı (ANN).....	64
3.5.3. Naive Bayes	67
3.5.4. Destek Vektör Makineleri (SVM)	68
3.6. Boyut Azaltma Yöntemleri.....	75
3.6.1. Diverjans Analizi	75
3.6.2. Temel Bileşenler Analizi (PCA).....	75
4. ARAŞTIRMA BULGULARI VE TARTIŞMA	76
4.1. Hasta ve Sağlıklı Değerlendirmesi	79
4.2. Çoklu Sınıflama ile Hastalık Değerlendirmesi.....	82
4.3. Görsel Arayüz Tasarımı	92
5. SONUÇ ve ÖNERİLER.....	94
KAYNAKLAR	97
ÖZGEÇMİŞ	104

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

ANN	Yapay Sinir Ağları
ANFİS	Uyarlamalı Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemi
AR	Otoregresif Model
CNN	Konvolüsyonel Sinir Ağı
CWT	Sürekli Dalgacık Dönüşümü
DWT	Ayrık Dalgacık Dönüşümü
EEMD	Ensemble EMD
EMD	Ampirik Kip Ayrışımı
FFT	Hızlı Fourier Dönüşümü
GA	Genetik Algoritma
GALNN	Büyük Ve Öğren Sinir Ağı
GMM	Gauss Karışım Modeli
HMM	Saklı Markov Modeliyle
HOS	Yüksek Dereceli İstatistik
IMF	İçsel Mod Fonksiyonları
ISNN	Artımlı Denetimli Sinir Ağı
İPF	İdiyopatik Pulmoner Fibrozis
kNN	En Yakın Komşu Algoritması
KOAH	Kronik Obstrüktif Akciğer Hastalıkları
LDA	Doğrusal Ayırt Eden Analiz
LPC	Öngörü Kodlaması
MAR	Çok Değişkenli AR
MFCC	Mel-Frekans Kepstrum Katsayıları
MLP	Çok Katmanlı Algılayıcı
NA-MEMD	Noise-assisted multivariate EMD
PSD	Güç Spektral Yoğunluğu
STFT	Kısa Zamanlı Fourier Analizi
SVM	Destek Vektör Makineleri
UAR	Tek Değişkenli AR Modeli
VQ	Vektör Kuantalama
WPT	Dalgacık Paket Dönüşümü
WT	Dalgacık Dönüşümü

ŞEKİLLER DİZİNİ

	Sayfa
Şekil 2.1. Nefes alımı ve nefes verimi	8
Şekil 2.2. Solunum fazları.....	9
Şekil 2.3. Solunum sistemi organları	10
Şekil 2.4. Bronş ağacı	12
Şekil 2.5. Alveol keseciklerinin içyapısı.....	13
Şekil 2.6. Oskültasyon noktaları	15
Şekil 2.7. Akciğer seslerinin dağılımı.....	16
Şekil 2.8. Trakeal solunum sesi	17
Şekil 2.9. Bronşiyal solunum sesi.....	17
Şekil 2.10. Bronkoveziküler solunum sesi.....	18
Şekil 2.11. Veziküler solunum sesi.....	18
Şekil 2.12. Sürekli ek seslerin oluşum mekanizması.....	19
Şekil 2.13. Sibilan ronküs ek solunum sesi	20
Şekil 2.14. Sonor ronküs ek solunum sesi	21
Şekil 2.15. Islık (Stridor) ek solunum sesi.....	22
Şekil 2.16. Ciyaklama (Squawk) ek solunum sesi.....	22
Şekil 2.17. Plevral sürtünme (frotman) ek solunum sesi	23
Şekil 2.18. İnce çıtırtı (ral) ek solunum sesi	24
Şekil 2.19. Orta çıtırtı (ral) ek solunum sesi	25
Şekil 2.20. Kaba çıtırtı (ral) ek solunum sesi.....	25
Şekil 2.21. Astım hastalığı oluşumunda bronş görünümü	28
Şekil 2.22. KOAH sonucu alveollerin daralması.....	29
Şekil 2.23. Sistolik ve diyastolik kalp yetmezliğine ilişkin görsel	31
Şekil 2.24. Bronşektazi hastalığında bronşların geri dönüşümsüz genişlemesi.....	31
Şekil 2.25. Pnömoni hastalığında alveollerin inflamasyon sıvısı ile dolması	32
Şekil 2.26. Amfizem hastalığında alveol yapısı.....	33
Şekil 2.27. Atelektazi hastalığı	33
Şekil 2.28. İdiyopatik pulmoner fibrozis hastalığında alveol yapısı.....	34
Şekil 2.29. Akciğer ödemi sonucu alveol yapısı.....	35
Şekil 3.1. Ek seslerin kaydedildiği oskültasyon noktaları	38
Şekil 3.2. (a)Mekanik stetoskop ve (b)Elektronik stetoskop	39
Şekil 3.3. Littmann StethAssist arayüz programı	40
Şekil 3.4. Filtre genlik özellikleri	41
Şekil 3.5. Kaba ral ek solunum sesinin butterworth filtre ile filtrelenmesi	43
Şekil 3.6. Sibilan ronküs ek solunum sesinin butterworth filtre ile filtrelenmesi.....	44
Şekil 3.7. Sağlıklı solunum sesinin butterworth filtre ile filtrelenmesi	44
Şekil 3.8. Kaba ral ek solunum sesinin chebyshev filtre ile filtrelenmesi	46
Şekil 3.9. Sibilan ronküs ek solunum sesinin chebyshev filtre ile filtrelenmesi.....	46
Şekil 3.10. Sağlıklı solunum sesinin chebyshev filtre ile filtrelenmesi	47
Şekil 3.11. Frotman ek solunum sesinin chebyshev filtre ile filtrelenmesi	47
Şekil 3.12. Kaba ral ek solunum sesinin eliptik filtre ile filtrelenmesi.....	48
Şekil 3.13. Sibilan ronküs ek solunum sesinin eliptik filtre ile filtrelenmesi	49
Şekil 3.14. Sağlıklı solunum sesinin eliptik filtre ile filtrelenmesi.....	49
Şekil 3.15. EMD ile öznitelikleri belirlenen sağlıklı solunum sesine ait ilk 5 IMF ve artık bileşen	52
Şekil 3.16. EMD ile öznitelikleri belirlenen kaba ral ek solunum sesine ait ilk 5 IMF ve artık bileşen	52

Şekil 3.17. EMD ile öznitelikleri belirlenen sonör ronküs ek solunum sesine ait ilk 5 IMF ve artık bileşen	53
Şekil 3.18. EMD ile öznitelikleri belirlenen stridor ek solunum sesine ait ilk 5 IMF ve artık bileşen	53
Şekil 3.19. MFCC özniteliklerinin elde edilmesine ilişkin blok diyagram	54
Şekil 3.20. Sağlıklı solunum sesine ait Mel Frekansı Kepstrumu	56
Şekil 3.21. Sonör ronküs ek sesine ait Mel Frekansı Kepstrumu	57
Şekil 3.22. Kaba ral ek sesine ait Mel Frekansı Kepstrumu	57
Şekil 3.23. Örnek ana dalgacık fonksiyonları	58
Şekil 3.24. Ayrık dalgacık dönüşümü alt bileşenleri	60
Şekil 3.25. Sinyalin dalgacık paket dönüşümü ile alt bileşenlere ayrılması	61
Şekil 3.26. Bir sinir hücresinin matematiksel modellenmesi.....	64
Şekil 3.27. Çok katmanlı algılayıcı yapay sinir ağı	66
Şekil 3.28. SVM'in genel yapısı	69
Şekil 3.29. Doğrusal olarak ayrılabilen veri kümeleri için SVM yapısı.....	70
Şekil 3.30. Belirli bir hata ile doğrusal ayrılabilen veri kümeleri için SVM yapısı ..	72
Şekil 4.1. MATLAB GUI'de hazırlanan görsel kullanıcı arayüzü	92
Şekil 4.2. Sağlıklı solunum sesinin arayüz ile değerlendirilmesi	93
Şekil 4.3. Ronküs ek sesinin arayüz ile değerlendirilmesi.....	93

TABLO DİZİNİ

	Sayfa
Tablo 2.1. Akciğer segmentleri	13
Tablo 2.2. Normal solunum sesleri.....	16
Tablo 2.3. Yaygın ek sesler	26
Tablo 2.4. Ek sesler ve yaygın hastalıklar	27
Tablo 3.1. Hasta öyküsünü içeren örnek tablo	38
Tablo 4.1. Öznitelik çıkarım yöntemleri ve kullanılan parametreler	77
Tablo 4.2. İstatiksel değerler ve formülleri	77
Tablo 4.3. Sınıflama yöntemleri ve kullanılan parametreler	78
Tablo 4.4. Chebyshev Filtre ile Filtrelenen Hasta-Sağlıklı solunum seslerinin EMD öznitelikleri ile sınıflanması.....	79
Tablo 4.5. Butterworth Filtre ile Filtrelenen Hasta-Sağlıklı solunum seslerinin EMD öznitelikleri ile sınıflanması.....	79
Tablo 4.6. Chebyshev Filtre ile Filtrelenen Hasta- Sağlıklı solunum seslerinin MFCC öznitelikleri ile sınıflanması.....	80
Tablo 4.7. Butterworth Filtre ile Filtrelenen Hasta-Sağlıklı solunum seslerinin MFCC öznitelikleri ile sınıflanması.....	80
Tablo 4.8. Chebyshev Filtre ile Filtrelenen Hasta- Sağlıklı solunum seslerinin PSD öznitelikleri ile sınıflanması.....	80
Tablo 4.9. Butterworth Filtre ile Filtrelenen Hasta-Sağlıklı solunum seslerinin PSD öznitelikleri ile sınıflanması.....	81
Tablo 4.10. Chebyshev Filtre ile Filtrelenen Hasta-Sağlıklı solunum seslerinin WPT öznitelikleri ile sınıflanması.....	81
Tablo 4.11. Butterworth Filtre ile Filtrelenen Hasta-Sağlıklı solunum seslerinin WPT öznitelikleri ile sınıflanması.....	81
Tablo 4.12. EMD ve ANN kullanılarak elde edilen doğruluk oranları	82
Tablo 4.13. EMD ve SVM (kFold=10) kullanılarak elde edilen doğruluk oranları..	82
Tablo 4.14. EMD ve SVM (kFold=0) kullanılarak elde edilen doğruluk oranları....	83
Tablo 4.15. EMD ve kNN (kFold=10) kullanılarak elde edilen doğruluk oranları...	83
Tablo 4.16. EMD ve kNN (kFold=0) kullanılarak elde edilen doğruluk oranları.....	83
Tablo 4.17. MFCC ve ANN kullanılarak elde edilen doğruluk oranları.....	84
Tablo 4.18. MFCC ve SVM (kFold=10) kullanılarak elde edilen doğruluk oranları	84
Tablo 4.19. MFCC ve SVM (kFold=0) kullanılarak elde edilen doğruluk oranları .	84
Tablo 4.20. MFCC ve kNN (kFold=10) kullanılarak elde edilen doğruluk oranları	85
Tablo 4.21. MFCC ve kNN (kFold=0) kullanılarak elde edilen doğruluk oranları ..	85
Tablo 4.22. PSD ve ANN kullanılarak elde edilen doğruluk oranları.....	85
Tablo 4.23. PSD ve SVM (kFold=10) kullanılarak elde edilen doğruluk oranları ...	86
Tablo 4.24. PSD ve SVM (kFold=0) kullanılarak elde edilen doğruluk oranları	86
Tablo 4.25. PSD ve kNN (kFold=10) kullanılarak elde edilen doğruluk oranları	86
Tablo 4.26. PSD ve kNN (kFold=0) kullanılarak elde edilen doğruluk oranları	87
Tablo 4.27. WPT ve SVM (kFold=10) kullanılarak elde edilen doğruluk oranları ..	87
Tablo 4.28. WPT ve SVM (kFold=0) kullanılarak elde edilen doğruluk oranları	87
Tablo 4.29. WPT ve kNN (kFold=10) kullanılarak elde edilen doğruluk oranları ...	88
Tablo 4.30. WPT ve kNN (kFold=0) kullanılarak elde edilen doğruluk oranları	88
Tablo 4.31. Chebyshev1 filtre ile filtrelenen solunum seslerinin çoklu sınıflama doğruluk oranı sonuçları	90
Tablo 4.32. Butterworth filtre ile filtrelenen solunum seslerinin çoklu sınıflama doğruluk oranı sonuçları	91

Tablo 4.33. Chebyshev1 filtre ile filtrelenen solunum seslerinin SVM ile bire karşı diğerleri sınıflaması doğruluk oranı sonuçları	91
Tablo 4.34. Butterworth filtre ile filtrelenen solunum seslerinin SVM ile bire karşı diğerleri sınıflaması doğruluk oranı sonuçları	91



TEŞEKKÜR

Çalışmamın tüm aşamalarında destek olan, bilgi ve deneyimleri ile yol gösteren danışman hocam Sayın Doç. Dr. Yücel KOÇYİĞİT ' e, bilgi ve tecrübesi ile lisansüstü öğrenim hayatımın tüm zorlu aşamalarında yardımını esirgemeyen hocam Sayın Prof. Dr. Sezai TAŞKIN ' a, solunum ses örneklerini almamda bana her türlü desteği sağlayan Manisa Celal Bayar Üniversitesi Tıp Fakültesi Göğüs Hastalıkları Anabilim Dalı öğretim üyeleri Doç. Dr. Yavuz HAVLUCU ve Öğr. Gör. Dr. Deniz KIZILIRMAK'a, öğrenim hayatım boyunca beni maddi ve manevi olarak destekleyen ve hep yanımda olan eşim ve aileme yürekten teşekkür ederim

Burcu ACAR DEMİRCİ
Manisa, 2019



ÖZET

Yüksek Lisans Tezi

Solunum Sesleri ile Göğüs Hastalıklarının Teşhisi

Burcu ACAR DEMİRCİ

**Manisa Celal Bayar Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı**

Danışman: Doç. Dr. Yücel KOÇYİĞİT

Bu çalışma ile solunum sesleri kullanılarak akciğer hastalıklarının teşhisini yapmak ve hekime tanı koymada yardımcı olabilecek nesnel ve nicel bir araç oluşturmak amaçlanmaktadır.

Her hekimin bilgi ve tecrübesi farklı olduğundan solunum sistemi hastalıklarının teşhisi konusunda sıkıntı yaşanabilmektedir. Bu çalışma kapsamında geliştirilen sistem, çeşitli zorluklardaki hastalık teşhisi durumlarında hekimin karar vermesine yardımcı olmaktadır. Aynı zamanda söz konusu sistemin, tıp fakültesinde öğrencilerin solunum sistemi hastalıklarını öğrenmesi için eğitici bir araç olarak da kullanılması planlanmıştır. Görsel kullanıcı arayüzü ile tasarlanan sistemde hastanın öyküsü ve mevcut durumu sisteme giriş yapılmaktadır. Belirti ve bulgular mevcut şikâyetlerle birlikte değerlendirilerek hastanın sahip olabileceği hastalıklar ekrana yansıtılmaktadır.

Literatürde solunum sistemi hastalıklarına ait birçok çalışma mevcuttur. Mevcut çalışmalarda “hasta-hasta değil” olarak yapılan karşılaştırmalar hekime yardımcı olamamaktadır. Bu çalışmayı diğerlerinden ayıran hususlar aşağıdaki gibidir:

- 6 farklı solunum grubuna ait solunum verilerinin kullanılması
- Solunum seslerinin özniteliklerinin tespiti için Ampirik Kip Ayrışımı kullanılması
- Farklı öznitelik çıkarım ve sınıflama metotları kullanılarak, sınıflama başarılarının değerlendirilmesi
- Görsel ara yüz ile hekime yardımcı olacak bir karar mekanizmasının oluşturulması
- Hastanın kişisel bilgileri, hastalık tecrübeleri, ailesindeki bireylerin hastalık durumu gibi verilerin sisteme girilmesi
- Hastanın sahip olabileceği hastalıkların tablosunun oluşturulması

Anahtar Kelimeler: Akciğer Sesleri, Yapay Öğrenme, Sınıflama

2019, 104 sayfa

ABSTRACT

M.Sc. Thesis

Diagnosis of Chest Diseases with Respiratory Sounds

Burcu ACAR DEMIRCI

Manisa Celal Bayar University

Graduate School of Applied and Natural Sciences

Department of Electrical and Electronics Engineering

Supervisor: Assoc. Prof. Dr. Yucel KOCYIGIT

This study is aimed to diagnose chest diseases with using respiratory sounds and to create an objective and quantitative tool which can help doctor to make a diagnosis.

Due to each doctor has different knowledge and experience, there is a trouble about the diagnosis of respiratory system diseases. The main purpose of the developed system is to help the doctor to decide in various difficult diagnostic situations. At the same time, the system are planned to be used as an educational tool for students in medical school to learn respiratory diseases. The system has a visual user interface to enter the information for the patients. Symptoms and signs are evaluated together with the existing complaints, and diseases that the patient may have are reflected on the screen.

There are many studies on respiratory system diseases in the literature. The studies may not help doctor due to comparisons are made as "patient-not patient". In the following, points that distinguished this study from the others are stated;

- Use of respiratory data from 6 different respiratory groups
- Using Empirical Mode Decomposition to determine the features of respiratory sounds.
- Evaluation of classification successes by using different feature extraction and classification methods
- To constitute of a decision-making mechanism that will help the doctor with the visual interface
- To input data into the system such as patient's personal information, illness experiences, disease status of family members
- To constitute list of possible diseases

Keywords: Lung Sounds, Machine Learning, Classification

2019, 104 pages

1. GİRİŞ

Yapay öğrenme yöntemleri geçmiş verileri kullanarak yeni veriler için uygun model oluşturmayı amaçlamaktadır. Böylece veriler istenilen bilgiye ulaşmak için anlamlı hale getirilmiş olur. Günümüzde birçok alanda karar verme aşamasında yapay öğrenme yöntemleri kullanılmaktadır. Bu alanlara görüntü işleme, ses işleme, banka kredi sistemleri, askeriye, makine endüstrisi ve tıp uygulamaları örnek olarak verilebilir.

Yapay öğrenme yöntemleri ile hastalıklar için ön teşhis günümüzde yaygın olarak araştırılan konuların başında gelmektedir. Uygulanan yazılımlar sayesinde doktorların kararsız kaldığı çeşitli zorluklardaki hastalık tiplerine tanı koymak için yardımcı sistemler oluşturulmaktadır.

Akciğer hastalıkları teşhisi için oskültasyon(dinleme) yöntemi doktorların kullandığı en basit ve maliyeti düşük yöntemlerin başında gelmektedir. Oskültasyon yönteminin, akciğer hastalıkları türlerini tespit etmek ve izlemek için önemli bir tanı aracı olduğu kanıtlanmıştır [1]. Oskültasyon ile teşhis için kullanılan ilk teşhis aracı stetoskoptur. Ancak solunum seslerindeki sinyal/gürültü oranının düşük olması, seslerin düşük frekanslı yapıları, hekimin işitme sisteminin fizyolojisinden kaynaklı kısıtlamalar ve bilgi ve tecrübelerindeki eksikliklerden dolayı teşhis konusunda sıkıntılar yaşanmaktadır [2]. Ayrıca solunum seslerinin kaydedilememesinden dolayı hastanın tedavi süresince gösterdiği gelişmelerin takibi zorlaşmaktadır.

Bu problemlerin giderilebilmesi için elektronik stetoskoplar kullanılmaya başlanmıştır. Elektronik stetoskoplar gürültüyü en aza indirmekte ve duyulmakta güçlük çekilen sesleri yükselterek solunum seslerinin kaydedilmesine imkân sağlamaktadır. Cihaz aracılığıyla bilgisayar üzerinden kaydedilen sesler bilgisayar destekli karar verme mekanizmaları ile hastalık teşhisi için kullanılabilir.

Solunum seslerinin belirgin özelliklerini ortaya çıkarmak için öznitelik seçimi yapılmaktadır. Bu öznitelikler zaman, frekans ve zaman-frekans eksenlerinden herhangi biriyle seçilmektedir. Literatürde özniteliklerin seçimi için birçok yöntem bulunmaktadır. Mel Frekanslı Kepstrum Katsayıları (MFCC), Dalgacık Paket Dönüşümü (WPT), Dalgacık Dönüşümü (WT), Hızlı Fourier Dönüşümü (FFT), Güç Spektral Analiz Yöntemleri, Otoregresif Model (AR) bunlardan bazılarıdır.

Seçilen öznitelikleri sınıflama amacıyla birçok yöntem kullanılmaktadır. Bunlardan bazıları; k En Yakın Komşu Algoritması, k Ortalamalar Algoritması, Destek Vektör Makinaları, Doğal Bayes, Doğrusal Ayırt Eden Analiz, Karar Ağaçları ve Yapay Sinir Ağlarıdır.

Literatürdeki çalışmaların başarı durumunun belirlenmesinde bazı performans ölçütleri kullanılır. Sonuçların pozitif veya negatif olarak gruplandırıldığı tıbbi testlerde; pozitif olan örnek sınıflama sonucu pozitif olarak etiketlenirse Doğru Pozitif (DP), örnek pozitif ancak sınıflama sonucu negatif olarak etiketlenirse Yanlış Negatif (YN), örnek negatif ve sınıflama sonucu negatif olarak etiketlenirse Doğru Negatif (DN), örnek negatif ancak sınıflama sonucu pozitif olarak etiketlenirse Yanlış Pozitif (YP) olarak gruplandırılmakta ve sınıflama tabloları bu değerler temel alınarak oluşturulmaktadır [3].

Bir tıbbi testin gerçekten hasta olmayanları ayırabilme yeteneği belirlilik oranı(specificity rate); gerçekten hasta olanları ayırabilme yeteneği ise duyarlılık oranı(sensitivity rate) olarak tanımlanmaktadır. Doğruluk oranı (accuracy rate) ise testin hasta kişileri hasta, hasta olmayanları hasta değil olarak sınıflandırma oranını göstermektedir. Belirlilik oranı 1.1 eşitliğiyle, duyarlılık oranı 1.2 eşitliğiyle ve doğruluk oranı 1.3 eşitliğiyle tanımlanmıştır.

$$\text{Belirlilik} = DN / (DN + YP) \quad (1.1)$$

$$\text{Duyarlılık} = DP / (DP + YN) \quad (1.2)$$

$$\text{Doğruluk} = (DP + DN) / (DP + DN + YP + YN) \quad (1.3)$$

Akciğer seslerinin sınıflaması ile ilgili birçok çalışma mevcuttur. Yapılan çalışmalar kullanılan solunum sesleri ve yöntemleri açısından incelenmiştir.

- Sezgin ve ark. (2001) tarafından yapılan çalışmada sağlıklı ve astım hastası 20 bireyden elde edilen solunum sesleri kullanılmıştır. Özniteliklerin tespiti için Dalgacık Dönüşümü, sınıflama için ise Büyü ve Öğren Sinir Ağları (GALNN) kullanılmıştır. Çalışma %98 doğruluk oranı ile sonuçlanmıştır [4].

- Polat ve ark. (2004) yaptığı çalışmada solunum seslerinin kolay ölçümü ve teşhisini sağlamak için DasyLAB yazılımı kullanarak bilgisayar tabanlı bir sistem tasarlamıştır. Bu sistem ile elektronik stetoskop aracılığıyla kaydedilen solunum sesleri bilgisayara dijital olarak aktarılabilir. Akustik olarak akciğer seslerini yeniden üretirken aynı zamanda akciğer seslerinin dalga şeklini görüntüleme, düzenleme ve analizi gibi işlemleri de gerçekleştirmektedir [1].
- Kandaswamy ve ark. (2004) yaptığı çalışmada sağlıklı, sibilan ronküs (wheeze), sonor ronküs (rhonchus), ral (crackle), ciyıklama (squawk), ıslık (stridor) solunum seslerini kullanmıştır. Öznitelik seçimi için Dalgacık Dönüşümü(WT) kullanılırken, sınıflama yöntemi olarak Yapay Sinir Ağları (ANN) kullanılmıştır. Yapay Sinir Ağı öğrenme algoritmalarının hangisinin daha başarılı olacağını araştırmak üzere geliştirilen çalışmada Esnek Geri Yayılım Algoritması (RBP) %91,67 doğruluk oranı ile en yüksek ve hızlı sonucu vermiştir [5].
- Corbera ve ark. (2004) yaptığı çalışmada 16 astım hastası ve 15 sağlıklı bireyden spirometre aracılığıyla kaydedilen solunum verilerini kullanmıştır. Kaydedilen seslerde 6 adet öznitelik solunum fonksiyon testinden 2 adet ise hastanın yaş ve vücut kitle indeksinden olmak üzere 8 adet öznitelik kullanılmıştır. Astımlı hastalardaki sibilan ronküs (wheeze) seslerinin tespiti için zaman-frekans algoritması ve gruplama algoritması kullanılmıştır. Doğruluk oranı %71 ile %100 arasında değişmektedir [6].
- Güler ve ark. (2005) tarafından yapılan çalışmada Yapay Sinir Ağları (ANN) ile Genetik Algoritma (GA) yöntemleri beraber kullanılmıştır. 96 kişiye ait veri kullanılırken bunların 40 tanesi sağlıklı, 32 tanesi ral(crackle), 24 tanesi de sibilan ronküs(wheeze) akciğer seslerine sahiptir. Özniteliklerin tespiti için Hızlı Fourier Dönüşümü kullanılarak Güç Spektral Yoğunluğu (PSD) hesaplanmıştır. Çalışma %93,8 doğruluk oranı ile sonuçlanmıştır [7].
- Dokur (2009) yaptığı çalışmada 9 farklı kategoride 36 bireyden alınan ses verilerini kullanmıştır. Öznitelik tespiti için güç spektrumu, sınıflama için ise Çok Katmanlı Algılayıcı (MLP) Yapay Sinir Ağı, Büyük ve Öğren (GAL) Sinir Ağı ve Artımlı Denetimli Sinir Ağı (Incremental Supervised Neural Network-ISNN) kullanmıştır. En yüksek başarı ISNN ile %98 olarak kaydedilmiştir [8].

- Bahoura (2009) yaptığı çalışmada 12 sağlıklı ve 12 astımlı olmak üzere 24 bireye ait solunum sesini kullanmıştır. Öznitelik seçimi için Fourier Dönüşümü, Dalgacık Dönüşümü, Mel-Frekansı Kepstrum Katsayıları metodu(MFCC), Doğrusal Öngörü Kodlaması(LPC) kullanırken sınıflama için Vektör Kuantalama (VQ), Gauss Karışım Modeli(GMM) ve Yapay Sinir Ağları (ANN) kullanmıştır. MFCC + Gauss Karışım Modeli ile %94,6 hassasiyet oranıyla en yüksek başarıyı sağlamıştır [9].
- Abbas ve ark. (2010) tarafından yapılan çalışmada sağlıklı, sibilan ronküs (wheeze) ve ral (crackle) sesleri kullanılmıştır. Özniteliklerin tespiti için Güç Spektrum Yoğunluğu, sınıflama için ise Yapay Sinir Ağları (ANN) kullanılarak yapılan çalışma sağlıklı sesler %90, sibilan ronküs sesleri %87 ve ral sesleri %89 doğruluk oranıyla diğer seslerden ayrılmıştır [10].
- Charleston-Villalobos ve ark. (2011) tarafından yapılan çalışmada sağlıklı ve hasta olarak ayrılan 27 bireyden elde edilen solunum sesleri kullanılmıştır. Öznitelikleri seçerken Güç Spektrum Yoğunluğu, kovaryans matrisinin öz değerleri, tek değişkenli AR modeli (UAR) ve çok değişkenli AR (MAR) kullanılmıştır. Sınıflama Yapay Sinir Ağı (ANN) metoduyla yapılmıştır. En yüksek doğruluk oranı tek değişkenli AR modeline ait özniteliklerden elde edilmiş olup hasta sesler için %93, sağlıklı sesler için ise %75'tir [11].
- Serbes ve ark. (2011) yaptığı çalışmada sağlıklı ve ral (crackle) solunum sesleri kullanmıştır. Destek Vektör Makineleri(SVM) kullanılarak yapılan çalışma %97,2 doğruluk oranıyla sonuçlanmıştır [12].
- Palaniappan ve ark. (2013) tarafından yapılan çalışmada sağlıklı, obstrüktif patoloji ve parankimal patoloji olarak üç farklı gruba ait 68 adet ses kullanılmıştır. Mel Frekans Kepstrum Katsayıları kullanılarak öznitelikleri seçen grup sınıflama için ise Destek Vektör Makinelerini (SVM) kullanmıştır. Sınıflama performansı Karışıklık Matrisi Tekniği kullanılarak analiz edilmiş ve %90,77 doğruluk oranı elde edilmiştir [13].
- Abbasi ve ark. (2013) tarafından yapılan çalışmada sağlıklı, sibilan ronküs(wheeze), sonor ronküs(rhonchus), ral(crackle), ciyıklama(squawk), ısıklık(stridor) olmak üzere 6 farklı gruba ait 48 adet solunum sesi kullanılmıştır.

Özniteliklerin tespiti için Dalgacık Dönüşümü, sınıflama için Yapay Sinir Ağları(ANN) ve Destek Vektör Makinaları(SVM) kullanılmıştır. Bire karşı çoklu sınıflama yapılarak SVM ile sınıflanan sesler için doğruluk oranı %93.51- %100 arasında değişmektedir [14].

- Karakış ve ark. (2013) tarafından yapılan çalışmada 127 obstrüktif patoloji, 35 parankimal patoloji ve 274 sağlıklı olarak üç farklı gruba ait solunum verileri kullanılmıştır. Veriler spirometre ile kaydedilmiştir. Kaydedilen 5 öznitelik Destek Vektör Makineleri (SVM), En Yakın Komşu Algoritması (kNN), Naive Bayes, Doğrusal Ayırt Eden Analiz (LDA) kullanılarak sınıflanmıştır. En yüksek doğruluk oranı SVM ile %89,6 olarak bulunmuştur [15].

- Matsutake ve ark. (2013) yaptığı çalışmada 63 sağlıklı ve 74 amfizem hastası bireyden 4 oskültasyon noktası belirleyerek akciğer seslerini kaydetmiştir. Her bir solunum evresi için akustik benzerlik hesaplaması yaptıktan sonra Saklı Markov Modeliyle (HMM) sağlıklı ve hasta olarak sınıflama yapılmıştır. Tek noktadan alınan sesler için %82,7 doğruluk oranı elde ederken, 4 noktadan alınan sesler için ise %90,5 doğruluk oranıyla sınıflama sağlanmıştır [16].

- Oweis ve ark. (2014) tarafından yapılan çalışmada 10 farklı gruptan 32 adet solunum sesi kullanılmıştır. Öznitelik seçimi için Güç Spektrumu, sınıflama için ise Yapay Sinir Ağları(ANN) ve Uyarlamalı Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemi(ANFİS) kullanılmıştır. ANN ile daha iyi sonuç alan grup doğruluk oranını %98,6 olarak kaydetmiştir [17].

- Palaniappan ve ark. (2014) tarafından yapılan çalışmada sağlıklı, obstrüktif patoloji ve parankimal patoloji olarak üçe ayrılan 68 adet ses kullanılmıştır. Özniteliklerin tespiti için Mel-Frekansı Kepstrum Katsayıları(MFCC) metodu kullanılmıştır. Sınıflama yöntemi olarak Destek Vektör Makinaları(SVM) ve K En Yakın Komşu Algoritması(kNN) kullanılmıştır. SVM’ de %92,18, kNN’ de ise %98,26 doğruluk oranı elde edilmiştir [18].

- İçer ve ark. (2014) tarafından yapılan çalışmada 20 sağlıklı ve 40 patolojik hastalıklara sahip bireyden elektronik stetoskop aracılığıyla kaydedilen solunum sesleri kullanılmıştır. Patolojik hastalıklara sahip bireylerden elde edilen seslerdeki

ral(crackle) ve sonor ronküsleri(rhonchus) saptayarak teşhis yapmışlardır. Öznitelikler 3 farklı şekilde tespit edilmiştir. Bunlar; Welch metodu tabanlı güç spektral yoğunluğunun $f_{\max} / f_{\min}$ oranı, Hilbert Huang dönüşümünden hesaplanan anlık frekansların değişim süresi ve hızı, tekil spektrum analizinden elde edilen özdeğerlerdir. Sınıflama yöntemi olarak Destek Vektör Makineleri (SVM) kullanılan çalışmada tekil spektrum analiziyle elde edilen öznitelikler için %90'ın üzerinde doğruluk oranı elde edilmiştir [19].

- Göğüş ve ark. (2015) yaptığı çalışmada sağlıklı bireylerden ve astımlı hastası bireylerden elde edilen solunum sesleri kullanmıştır. Öznitelik tespiti için Ayrık Dalgacık Dönüşümü(DWT) ve Dalgacık Paket Dönüşümü, sınıflama için ise Yapay Sinir Ağı kullanılmıştır. Çalışmada ANN + DWT yöntemleri kullanıldığında %91,67 doğruluk oranı, ANN + WPT yöntemleri kullanıldığında ise %90 doğruluk oranı elde edilmiştir [20].
- Maruf ve ark. (2015) yaptığı çalışmada sağlıklı ve ral (crackle) olmak üzere iki gruba ait 41 adet ses dosyası kullanmıştır. Dalgacık Dönüşümü kullanılarak belirlenen öznitelikler Gauss Karışım Modeli(GMM), Yapay Sinir Ağları(ANN) ve Destek Vektör Makinaları(SVM) yöntemleri ile sınıflanmıştır. Sınıflama sonucu en yüksek başarı oranı Gauss Karışım Modeli ile %97,56 oranıyla sonuçlanmıştır [21].
- Sunil ve ark. (2015) tarafından yapılan çalışmada solunum sesleri sağlıklı, sibilan ronküs(wheeze), ral(crackle) ve ısıklık(stridor) sesi olmak üzere 4 gruba ayrılmıştır. Mel Frekans Kepstrum Katsayıları ile öznitelik seçimi yapılan sistemde Uyarlamalı Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemi(ANFİS) ile sınıflama yapılmıştır. Solunum seslerinin sınıflanmasında her bir grup için %90 'ın üzerinde başarı sağlamıştır [22].
- Lozano ve ark. (2016) tarafından yapılan çalışmada 30 astımlı hastanın solunum sesleri kullanılmıştır. Sürekli ek sesleri otomatik olarak karakterize etmek için Ampirik Kip Ayrışımı tabanlı EEMD (ensemble EMD), NA-MEMD (noise-assisted multivariate EMD), EEMD-Kay tabanlı Hilbert spektrumu algoritmaları kullanılmıştır. En başarılı sonuç EEMD-Kay-Tabanlı Hilbert spektrumu ile elde edilmiştir [23].

- Lozano ve ark. (2016) tarafından yapılan bu çalışmada ise aynı veri seti kullanılmıştır. Solunum seslerinin özniteliklerini belirlenmesinde EEMD yöntemi, özniteliklerin sınıflandırılması için ise Destek Vektör Makineleri (SVM) kullanılmıştır. Sınıflama sonucu %94,6 doğruluk oranı elde edilmiştir [24].
- Naves ve ark. (2016) yaptığı çalışmada sağlıklı, ince ral(fine crackle), kaba ral(coarse crackle), sibilan ve sonor ronküs olmak üzere 5 farklı kategoride 36 adet solunum sesi kullanmıştır. Özniteliklerin tespiti için Yüksek Dereceli İstatistik (HOS), boyut azaltma yöntemi olarak Genetik Algoritma(GA) ve Fisher'ın Ayraç Oranı kullanan grup sınıflama yöntemi olarak Doğal Bayes ve k En Yakın Komşu Algoritmasını(k-NN) kullanarak ağaç tabanlı bir sınıflama sistemi kullanmıştır. En yüksek doğruluk oranı Genetik Algoritma + Ağaç tabanlı sınıflama sistemi %94,6 olarak elde edilmiştir [25].
- Bokov ve ark. (2016) yaptığı çalışmada çocuklarda gözlemlenen pediatrik sibilan ronküs(wheeze) seslerinin tespiti için Smartphone mikrofon aracılığı ile 186 adet kayıt alınmıştır. Çeşitli problemlerden dolayı seslerin sadece 95 adedi kullanıma uygun görülmüştür. Öznitelik tespiti için Otoregresif Model, sınıflama için ise Destek Vektör Makinaları (SVM) ve Lojistik Regresyon Analizi kullanılmıştır. SVM %88,9 belirlilik oranıyla sınıflama yapmıştır [26].
- Aykanat ve ark. (2017) yaptığı çalışmada tasarladıkları elektronik stetoskop ile 1630 kişiye ait 17930 solunum sesini kaydetmiştir. Seslere ait öznitelik tespiti için Mel-Frekansı Kepstrum Katsayıları (MFCC) ve Kısa Zamanlı Fourier Analizini(STFT), sınıflama için ise Destek Vektör Makinaları (SVM) ve Konvolüsyonel Sinir Ağı (CNN) kullanılmıştır. CNN ve SVM için yakın sınıflama sonuçları elde edilmiştir [27].

Bu çalışma ile solunum sesleri kullanılarak akciğer hastalıklarının teşhisini yapmak ve hekime tanı koymada yardımcı olabilecek nesnel ve nicel bir araç oluşturmak amaçlanmaktadır.

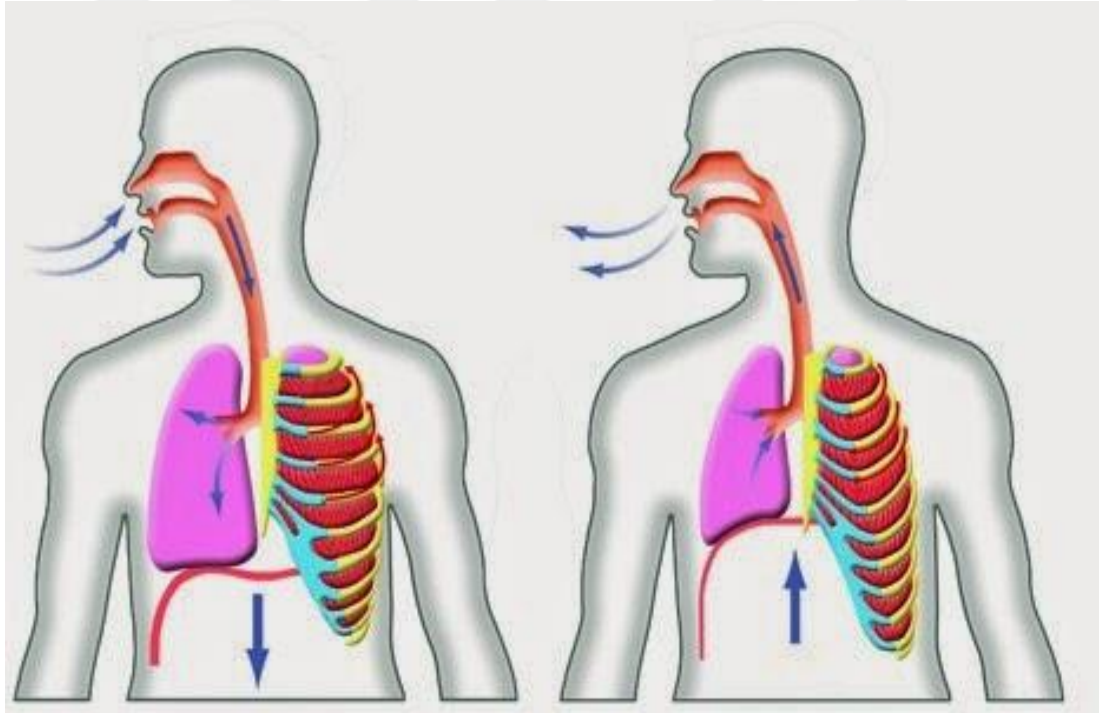
2. GENEL BİLGİLER

2.1. Solunum Sistemi

Yaşamsal faaliyetlerini sürdürülebilmek için enerjiye ihtiyaç duyan canlı organizmalar, besinlerin oksijenle tepkimeye girmesi ile ihtiyaç duyulan enerjiyi elde etmektedir. Vücudun enerji ihtiyacını karşılayabilmek için havadaki serbest O_2 moleküllerinin alınması ve yaşamsal faaliyetler sonucu dokularda biriken CO_2 moleküllerinin dışarı atılmasına solunum, bu işlemi gerçekleştiren sisteme ise solunum sistemi denir.

Solunum sistemi; kandaki O_2 - CO_2 alışverişini sağlamak, kanın asit-baz (pH) dengesini sağlamak, mikroplara karşı vücudu savunmak, vücudun ısınıpı kontrol etmek ve konuşmak için gerekli sesleri üretmekle görevlidir [28, 29].

Solunum nefes alımı ve nefes verimi olmak üzere ikiye ayrılır. Nefes alımı oksijenin vücuda alınması, nefes verimi ise hücreler tarafından üretilen karbondioksitin dışarı atılmasıdır.



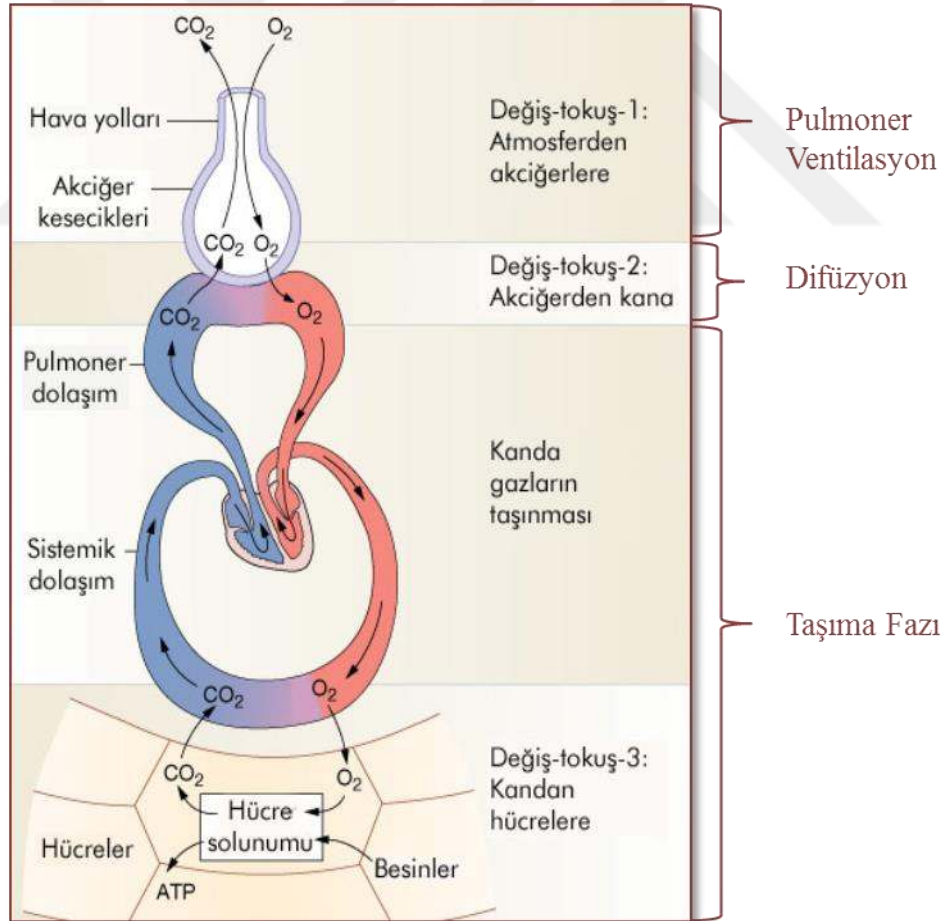
Şekil 2.1. Nefes alımı ve nefes verimi

Solunumun üç fazı mevcuttur.

Pulmoner Ventilasyon: Oksijen bakımından zengin atmosfer havasının akciğerlere alınması, karbondioksit bakımından zengin solunum havasının dışarı atılması olayıdır. Nefes alımı ve verimiyle gerçekleşir.

Difüzyon: Akciğer alveollerindeki hava ile akciğer kapilleri içindeki kanın arasındaki oksijen ve karbondioksit alış-verişidir. Difüzyon fazında gerçekleşen bu süreç dış solunum olarak adlandırılmaktadır.

Taşıma Fazı: Akciğer kapillerindeki oksijenin dolaşım sistemi vasıtasıyla hücrelere, hücrelerdeki karbondioksitin aynı yol ile akciğer kapillerine iletilmesidir. Taşıma fazında gerçekleşen bu süreç iç solunum olarak adlandırılmaktadır [30]. Şekil 2.2’de solunum fazlarına ilişkin görsel mevcuttur [28].



Şekil 2.2. Solunum fazları

Solunum sistemine burun ve ağız vasıtasıyla giriş yapan oksijence zengin hava sırasıyla yutak, gırtlak, soluk borusu, bronş, bronşçuk, alveollere geçer. Alveollerden dolaşım sistemi ile hücrelere taşınır ve enerji üretimi için kullanılır. Hücrelerde enerji üretimi sonucu açığa çıkan karbondioksit aynı yolu izleyerek dışarı atılır. Akciğerler ve solunum yolları solunum sistemini oluşturmaktadır. Solunum yolları üst ve alt solunum yolları olarak ayrılmaktadır [31].

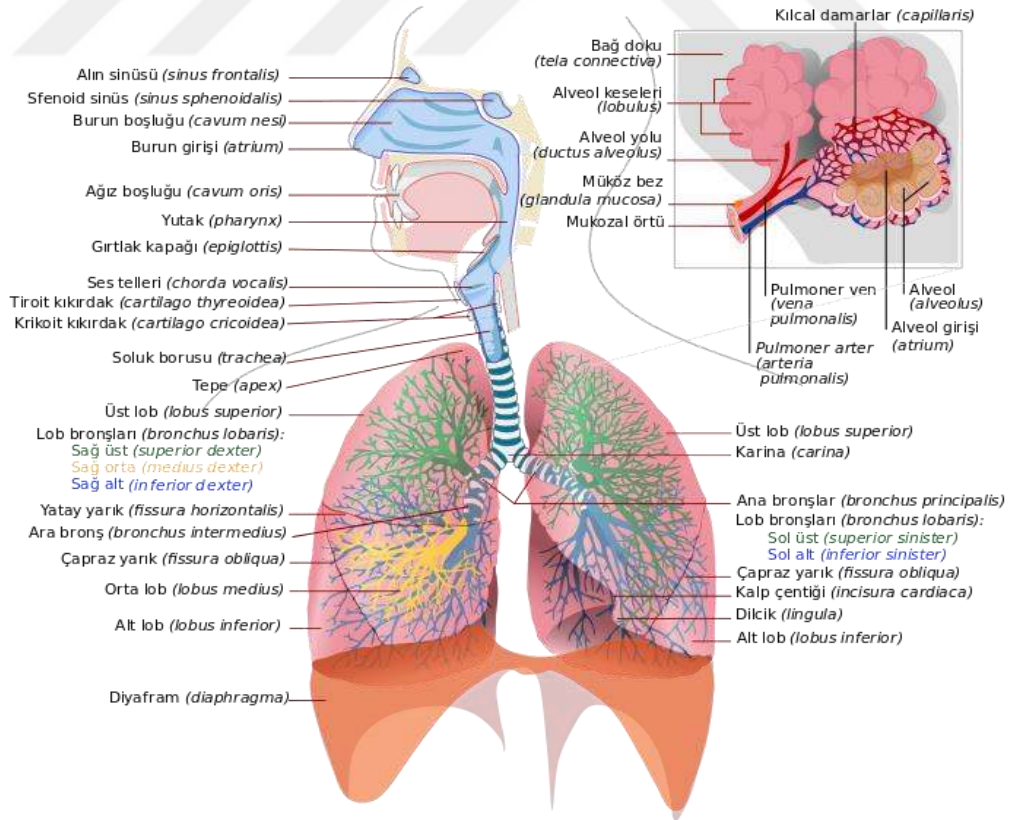
Üst Solunum Yolları:

- Burun
- Yutak
- Gırtlak

Alt Solunum Yolları:

- Soluk Borusu
- Bronş Ağacı

Solunum sistemi organlarına ait görsel Şekil 2.3’de verilmiştir.



Şekil 2.3. Solunum sistemi organları

2.1.1 Üst Solunum Yolları

2.1.1.1. Burun

Solunum yollarına hava girişinin başladığı bölümdür. Burun içerisindeki titreşim tüyler ve burun mukozasının nemli yapısı sayesinde solunan havanın içerisindeki toz ve parçacıkları tutulur, solunan hava ısıtılır ve nemlendirilir. Burunun koku almak, sesin tınısını ayarlamak gibi farklı görevleri de bulunmaktadır.

2.1.1.2. Yutak

Ağız ve burun boşluğunun arkasında yemek borusunun ve gırtlakın üstünde bulunmaktadır. Solunum sisteminin yanı sıra sindirim sisteminde de aktif görev almaktadır. Solunum sistemine giriş yapan havanın gırtlığa, ağız yoluyla alınan besinlerin de yemek borusuna aktarımını sağlar. Yutak östaki borusu aracılığıyla orta kulağın hava almasını sağlayarak işitmeye yardımcı olur, bademciklerin bu bölgede olmasından dolayı vücut savunmasında da aktif rol alır.

2.1.1.3. Gırtlak

Solunan havanın alt solunum yollarına geçişini sağlamak ve öksürük refleksi ile yabancı cisimlerin solunum yollarına girmesini önlemek gırtlakın başlıca görevleri arasındadır. Ses oluşumunda da aktif görev alan gırtlak kıkırdak, zar, bağ ve kaslardan oluşmaktadır [31].

2.1.2. Alt Solunum Yolları

2.1.2.1. Soluk Borusu

Soluk borusu solunum sistemi ile alınan havanın akciğerlere ulaşmasını sağlamaktadır. İç yüzeyinin tüylü ve nemli yapısı dolayısıyla soluk borusuna ulaşan partiküllerin akciğere ulaşması engeller. Üst üste dizilmiş kıkırdak halkalarından oluştuğu için soluk borusunun sürekli açık kalmasına olanak sağlar.

2.1.2.2. Bronş Ağacı

Soluk borusunun alt ucu bronş adı verilen iki kola ayrılır. Sağ ve sol olarak ayrılan bronşlar Şekil 2.4'deki gibi dallanarak alveolleri oluşturmaktadır. Bronş ağacında ana bronşlar akciğerin dışında yer alır, lobar bronştan alveollere kadar olan dallanma ise akciğerlerin içerisinde gerçekleşir. Alveol kanalına kadar olan bölge iletim bölgesi iken dallanmanın devamı gaz değişiminin gerçekleştirildiği bölgedir.



Şekil 2.4. Bronş ağacı

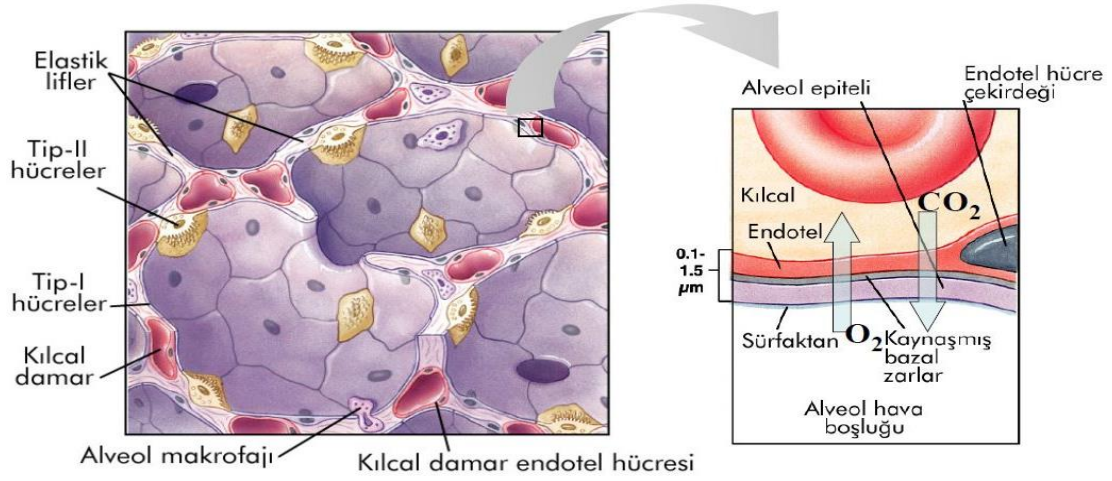
2.1.2.3. Akciğerler

Göğüs kafesi içerisinde kalbin iki yanında yer alan akciğerler, solunum yolu aracılığıyla vücut içerisine alınan hava ile kan arasındaki gaz alış-verişini gerçekleştirmektedir. Yüzeyleri plevra adı verilen çift katlı zar ile kaplıdır. Zarlı yapısı sayesinde darbe, basınç gibi etkilere karşı korunmuş olur. Sağ akciğer 3, sol akciğer ise kalbin konumu nedeniyle 2 lobdan oluşmaktadır.

Akciğerleri anatomik bakımdan segmentlerine göre ayırmak daha yararlıdır. Segment özel bronş, arter ve venleri olan bir akciğer ünitesidir. Normal segment anatomisi Tablo 2.1’de verilmiştir [32].

Ana bronşlar bronş ağacındaki dallanma ile alveollere kadar uzanmaktadır. Alveoller gaz değişiminin gerçekleştiği keseciklerdir. Şekil 2.5’de alveol keseciklerinin içyapısı verilmiştir [28]. Birbirine komşu alveoller arasındaki gaz alışverişi alveol duvarında bulunan Kohn boşlukları ile gerçekleşmektedir. Kapiller damarlar ile temas eden alveol yüzeyinin genişliği sayesinde gaz değişimi kısa sürede gerçekleşmektedir. Alveol keseleri tek katlı yassı epitel dokudan oluşmuştur. Elastik liflere sahip olan epitel dokular üç tip hücreden oluşur. Bunlar; Tip 1, Tip2, Alveol Makrofaj hücreleridir.

- Tip1 hücreleri epitel dokunun %90’ını oluşturmaktadır. Solunan havadaki parçacıkları temizler.
- Tip 2:Alveolleri basınca karşı dayanıklı kılan lipoprotein yapısındaki surfaktan adı verilen madde salgılar. Surfaktan alveol yüzeyin gerilimini azaltarak soluk verme sırasında alveol ağzının kapanmasını engeller.
- Alveol Makrofajı: Alveollere gelen toz parçalarını yakalayıp alveol duvarından ayırır [30].



Şekil 2.5. Alveol keseciklerinin içyapısı

Tablo 2.1. Akciğer Segmentleri

SAĞ AKCİĞER	SOL AKCİĞER
Üst Lob	Üst Lob
1. Apikal Segment 2. Posterior Segment 3. Anterior Segment	1-2. Apiko-Posterior Segment 3. Anterior Segment
Orta Lob	Lingula
4. Lateral segment 5. Medial segment	4. Superior segment 5. Inferior segment
Alt Lob	Alt Lob
6. Superior segment 7. Anterior segment 8. Lateral segment 9. Medial segment 10. Posterior segment	6. Superior segment 7. Anterior segment 8. Lateral segment 9. Posterior segment

2.2. Solunum Sistemi Hastalıklarının Teşhis Aşamaları

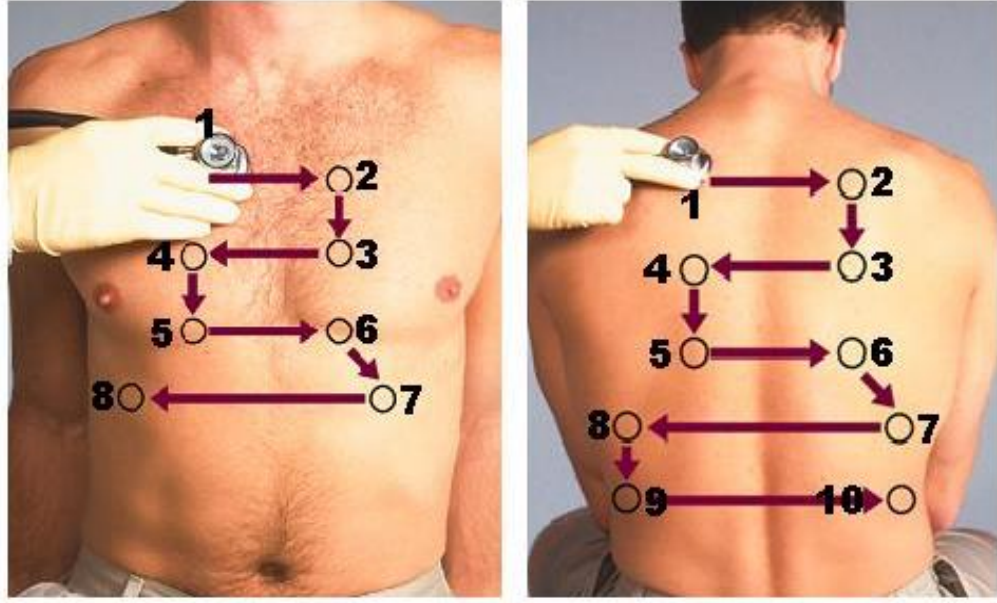
Soluk alıp verme işlemi hayati önem taşıdığından solunum sistemi hastalıklarında erken teşhis ve doğru tedavi hayat kurtarmaktadır. Solunum sistemi hastalıklarında teşhis konulurken yalnızca solunum seslerine veya solunumun hızına, süresine bakılması doğru değildir. Doğru bir teşhis için hastanın öyküsünün alınması, belirti ve bulguların değerlendirilerek hastanın sahip olabileceği hastalıkların tablosunun oluşturulması, fiziksel muayene ve gerekli laboratuvar incelemeleri yapılmalıdır.

Hastanın öyküsü alınırken yaşamış olduğu sağlık sorunları, kronik hastalıkları, sigara tüketimi gibi alışkanlıkları, alerjileri, ailesine ait sağlık bilgileri, mesleki öyküsü, kullandığı ilaçlar gibi birçok parametreye dikkat edilir. Hastanın öyküsü ve mevcut şikâyetlerinin belirtileri dikkate alınarak hastanın sahip olabileceği hastalıkların listesi oluşturulur.

Fiziksel muayene inspeksiyon, palpasyon, perküsyon ve oskültasyon tekniklerinin uygulanmasıyla gerçekleştirilmektedir.

- İnspeksiyon gözle inceleme anlamına gelmektedir. Göğüs incelenirken göğüs duvarına ait deri ve yumuşak dokular, göğüsün anatomik yapısı, şekil bozuklukları, solunum hızı, süresi ve derinliği değerlendirilir.
- Palpasyon elle dokunarak muayene anlamına gelmektedir. Göğüs duvarına elle dokunarak ya da palpe ederek akciğer yapılarının boyutu, yoğunluğu, sıcaklığı ve fonksiyonel durumları değerlendirilmesidir. Bu yöntem göğüs ağrısının kaynağının belirlenmesinde etkilidir.
- Perküsyon göğüs yüzeyine parmaklarla vurularak yapılan muayenedir. Göğüs duvarına vurulduğunda oluşan sesin hissedilmesi ve dinlenmesi ile göğüs içerisindeki dokuların yoğunlukları hakkında bilgi edinilir. Oskültasyon dinleme anlamına gelmektedir. Solunum ve konuşma esnasında göğüs duvarının doğrudan (araç olmadan) veya dolaylı (stetoskop ile) olarak dinlenmesidir.

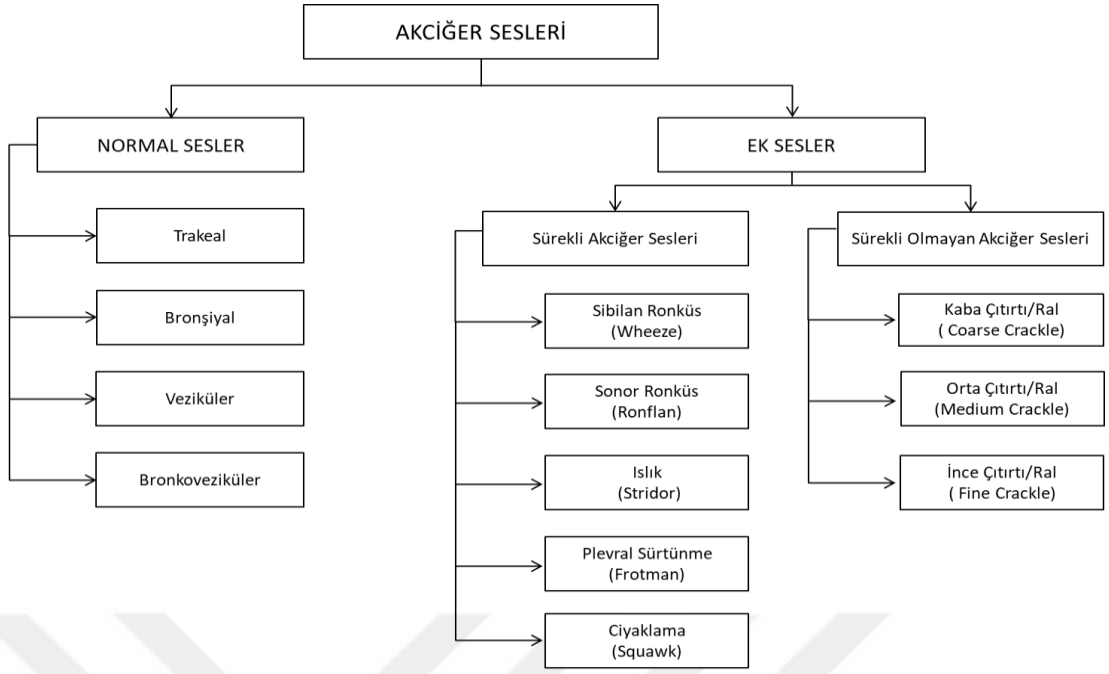
- Oskültasyon için belirli standartlar mevcuttur. Oskültasyon sessiz bir ortamda, hasta oturur vaziyette ve stetoskobun diyafram kısmı göğüs duvarına sıkıca bastırılarak ön, yan ve arka göğüsteki tüm lobları kapsayacak şekilde yapılmalıdır. Dinleme göğsün üst kısmından başlanarak simetrik olarak sağ-sol akciğer dinlenmelidir. Şekil 2.6’da oskültasyon noktaları belirtilmiştir [33].



Şekil 2.6. Oskültasyon noktaları

2.3. Solunum Sesleri

Solunum sesleri nefes alım verimi esnasında solunum yollarında gaz basıncının hızlı değişimi ile oluşan titreşimlerin akciğer dokusundan geçerek göğüs duvarına ulaşması sonucunda oluşmaktadır. Solunum sesleri duyulduğu alanlar, yoğunlukları, frekansı, inspirasyon-ekspirasyon sürelerine göre değişiklik göstermektedir. Solunum seslerinin frekansı 100 Hz ile 2000 Hz arasında değişmektedir. Normal solunum sesleri hastalık durumu söz konusu değilken solunum yollarında sesin oluştuğu bölgeye ve şekline göre değişmektedir. Anormal solunum sesleri solunum sırasında olmaması gereken bir bölgeden duyulan seslere işaret etmektedir. Ek sesler akciğerlerde veya solunum yollarında meydana gelen patolojik etkilerden dolayı oluşmaktadır [34]. Şekil 2.7’ de çeşitli akciğer sesleri verilmiştir.



Şekil 2.7. Akciğer seslerinin dağılımı

2.3.1. Normal Solunum Sesleri

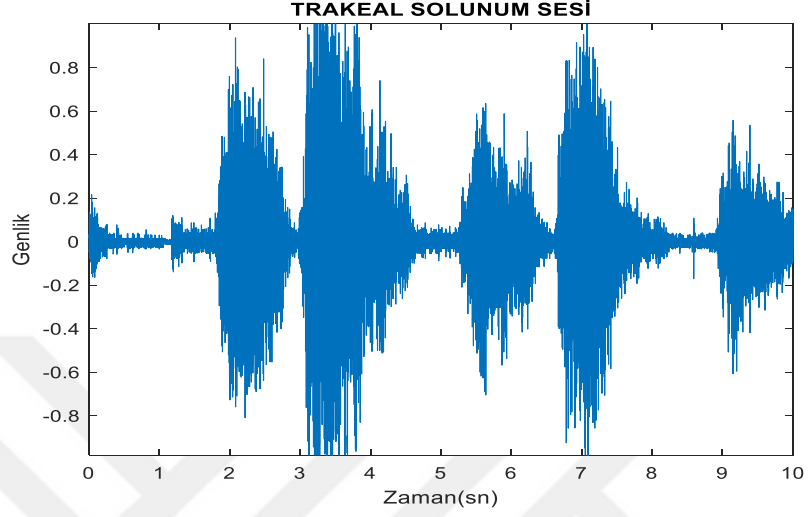
Nefes alımı ve nefes verimi sırasında solunum sisteminde herhangi bir problem yok ise duyulan seslerdir. Duyulduğu bölgeye ve karakterine göre sınıflandırılan normal solunum sesleri trakeal, bronşiyal, bronkoveziküler ve veziküler solunum sesleri olmak üzere dört grupta incelenir. Normal solunum seslerine ait özellikler Tablo 2.2’ de belirtilmiştir.

Tablo 2.2. Normal solunum sesleri

SOLUNUM SESİ	İNSPIRYUM EKSPİRYUM SÜRESİ	FREKANS	ŞİDDET	NORMAL DUYULMA ALANLARI	ANORMAL DUYULMA ALANLARI
Trakeal	İnspiryum = Ekspiryum	Çok Yüksek	Çok Yüksek	Trekeal üzerinde	Periferik akciğer alanlarında duyulması
Bronşiyal	İnspiryum < Ekspiryum (1:2, 1:3)	Yüksek	Yüksek	Manibrium sterni üzerinde	Periferik akciğer alanlarında duyulması
Bronko Veziküler	İnspiryum = Ekspiryum	Orta	Orta	Birinci ve ikinci interkostal aralıklar	Periferik akciğer alanlarında duyulması
Veziküler	İnspiryum > Ekspiryum (3:1)	Düşük	Düşük	Perifeal akciğer alanları	Yoktur.

2.3.1.1. Trakeal Sesler

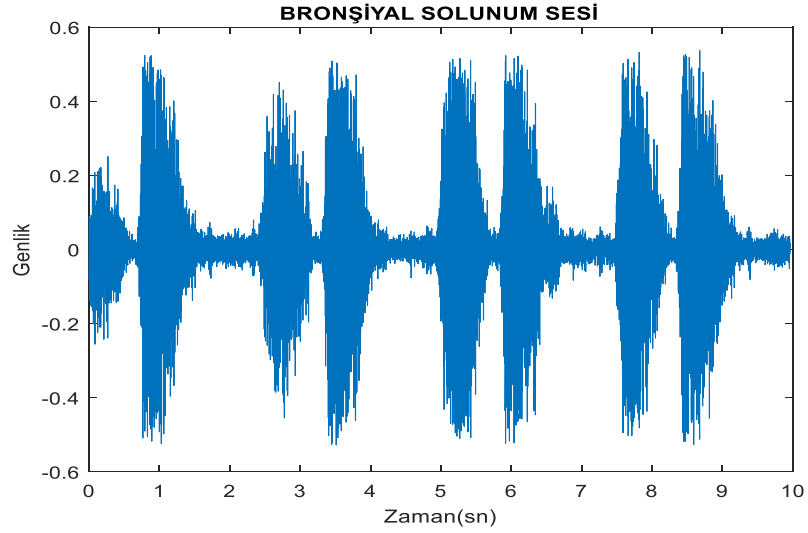
Türbülant hava akımının trakea üzerindeki titreşimiyle oluşan seslerdir. Trakeal seslerin şiddeti ve frekansı çok yüksektir. İnspiryum ve ekspiryum süresi eşittir. Trakeal bir solunum sesinin genlik-zaman grafiği Şekil 2.8’ de mevcuttur.



Şekil 2.8. Trakeal solunum sesi

2.3.1.2. Bronşiyal Sesler

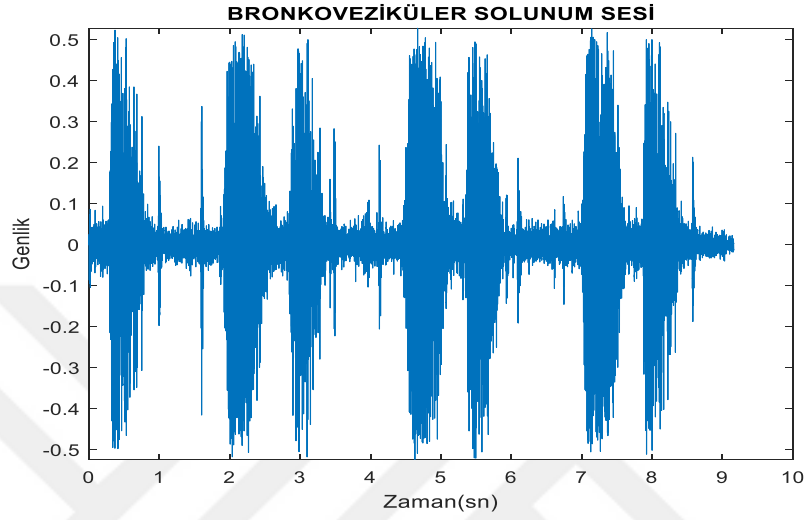
Göğüs kafesi girişinde bulunan manubrium sterni üzerinde oluşmaktadır. Bu seslerin şiddeti ve frekansı yüksektir. Ekspiryum süresi inspiryum süresinin 2-3 katı civarındadır. Bronşiyal bir solunum sesinin genlik-zaman grafiği Şekil 2.9’ da mevcuttur.



Şekil 2.9. Bronşiyal solunum sesi

2.3.1.3. Bronkoveziküler Sesler

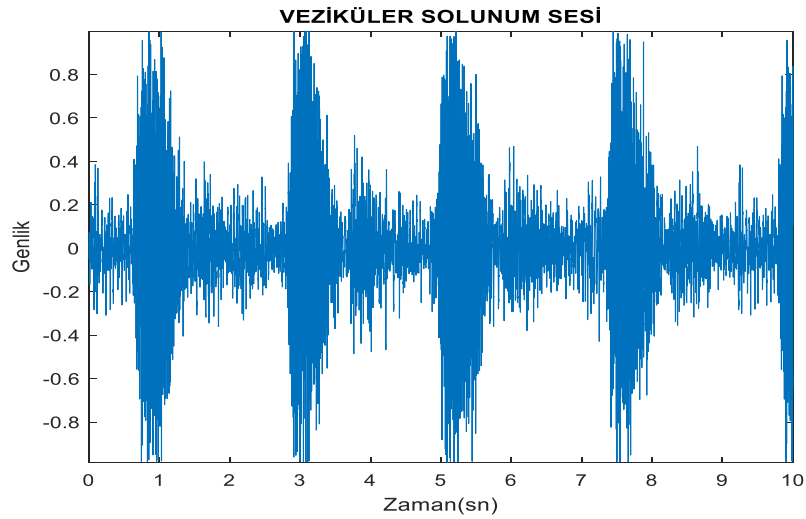
Veziküler ses ile bronşiyal sesin karışımı bir sestir. Göğüs üzerinde birinci ve ikinci interkostal aralıklarında ve sırtta kürek kemiğinin arasından duyulmaktadır. İnspiryum ve ekspiryum süresi eşittir. Bronkoveziküler bir solunum sesinin genlik-zaman grafiği Şekil 2.10' da mevcuttur.



Şekil 2.10. Bronkoveziküler solunum sesi

2.3.1.4. Veziküler Sesler

Bu sesler 200-600 Hz arası frekansa sahiptir. Perifeal akciğer alanlarının tümünde duyulmaktadır. İnspiryum ekspiryumun 3 katı uzunluğundadır. Veziküler bir solunum sesinin genlik-zaman grafiği Şekil 2.11' de mevcuttur.



Şekil 2.11. Veziküler solunum sesi

2.3.2. Anormal Sesler

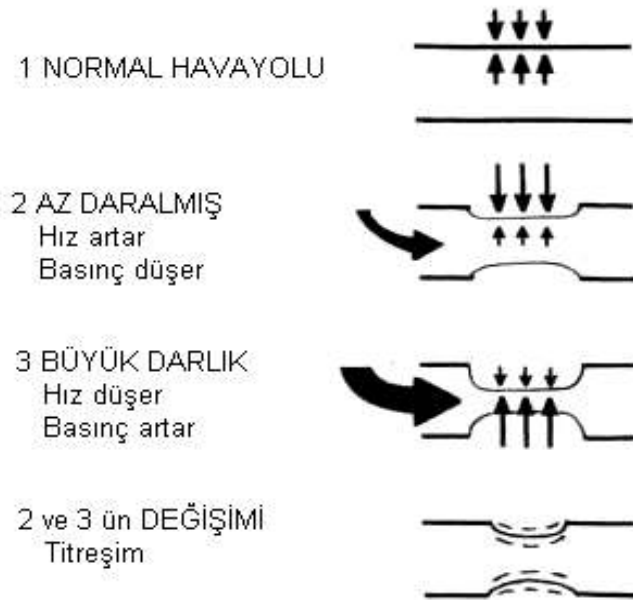
Solunum seslerinin duyulmaması gereken bölgelerde işitilmesi veya normalde olması gereken bölgelerde yokluğu/artışı anormal solunuma işaret etmektedir.

2.3.3. Ek Sesler

Solunum sisteminde patolojik etkilerden dolayı oluşan seslerdir. İç solunum ve dış solunum evrelerinin başında, ortasında ve sonunda olmasına bağlı olarak hastalık tanısı konulmaktadır. Ek sesler ikiye ayrılmaktadır.

2.3.3.1. Sürekli Ek Sesler

Sürekli ek sesler, daralmış solunum yollarından belirli bir hızın üzerinde geçen hava akımlarının bronşlarda oluşturduğu titreşimlerdir. Çok yaygın ve şiddetli solunum yolu daralması olmasına rağmen hava akımı yeterli hızda olmazsa bu sesler işitilmeyebilir. Hava yolundaki daralma, bükülme esnekliği ve uzunluk fonksiyonu bu seslerin frekansına etki etmektedir. Şekil 2.12’de sürekli ek seslerin kabul edilen oluşum mekanizması görülmektedir [35].

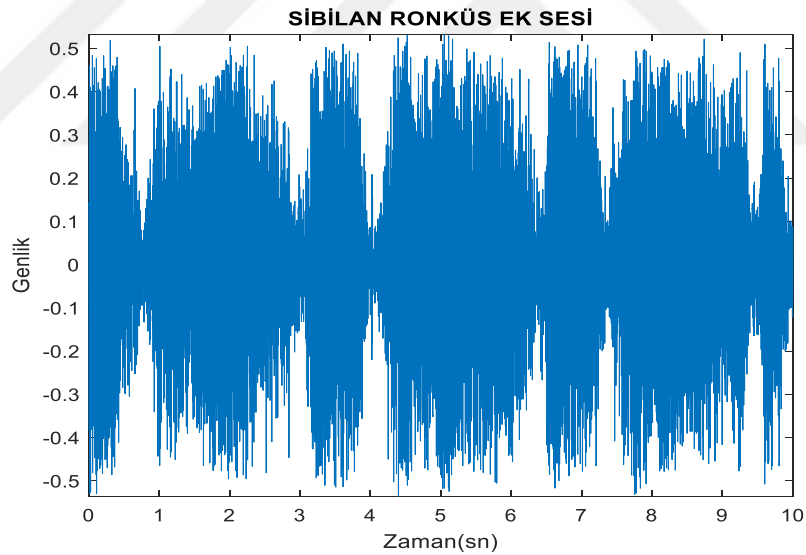


Şekil 2. 12. Sürekli ek seslerin oluşum mekanizması

2.3.3.1.1. Sibilan Ronküs (Wheeze) Ek Sesi

Sibilan Ronküsler; daralmış hava yollarından yüksek hızla geçen hava akımı sonucunda oluşan ekspiryum evresinde yaygın olarak duyulan müzikal seslerdir. Şiddetli hastalık durumlarında hem inspiryum hem de ekspiryum evresinde duyulmaktadır. Frekans spektrumu incelendiğinde 400 Hz ve daha yüksek frekanslarda baskın duyulan, 250 ms’den uzun süreli yüksek vurgulu seslerdir.

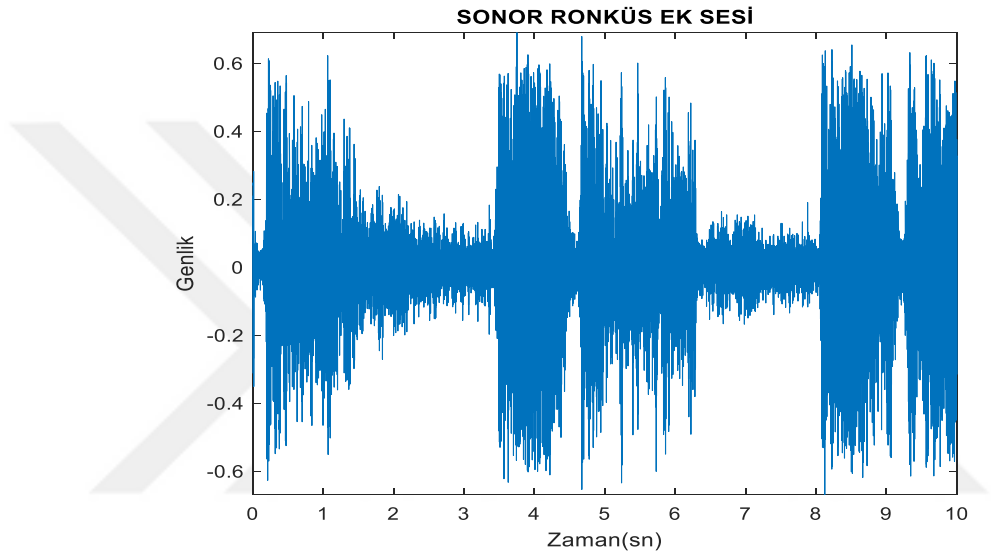
Kronik obstrüktif akciğer hastalığında (KOAH), astım ve kronik-akut bronşit gibi solunum yolları tıkanıklığı hastalıklarında görülmektedir. Sibilan ronküs ek sesi astım ve KOAH gibi akciğer hastalıklarında havayollarının daralması sonucu nefes verme sırasında, üst hava yollarının tümör veya yabancı cisim ile daralması sonucunda ise nefes alma sırasında oluşur. Ayrıca bronşiolit, sarkoidoz ve konjestif kalp yetmezliği hastalıklarında da sibilan ronküs sesi düşük ihtimal de olsa duyulabilmektedir [33, 34, 36].



Şekil 2.13. Sibilan ronküs ek solunum sesi

2.3.3.1.2. Sonor Ronküs (Ronflan, Rhonchus) Ek Sesi

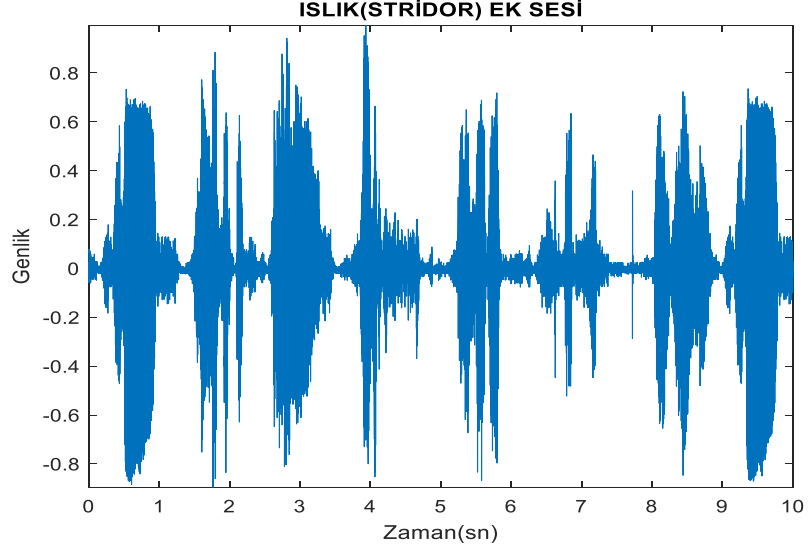
Hava yolundaki aşırı sekresyona bağlı oluşan ekspiryum fazında daha belirgin duyulan düşük tepe değerli akciğer sesleridir. 200 Hz civarında ve daha düşük frekanslarda baskındır. Bu sesler akciğer alanlarında görüldüğünde astım veya kronik obstrüktif akciğer hastalığı olarak düşünülmektedir. Ancak lokalize bir bölgede gözlemleniyor ise tümör veya yabancı cisim etkisi olarak düşünülmektedir. Sarkoidoz ve konjestif kalp yetmezliği hastalıklarında da sonor ronküs sesi düşük ihtimal de olsa duyulabilmektedir [37].



Şekil 2.14. Sonor ronküs ek solunum sesi

2.3.3.1.3. Islık (Stridor) Ek Sesi

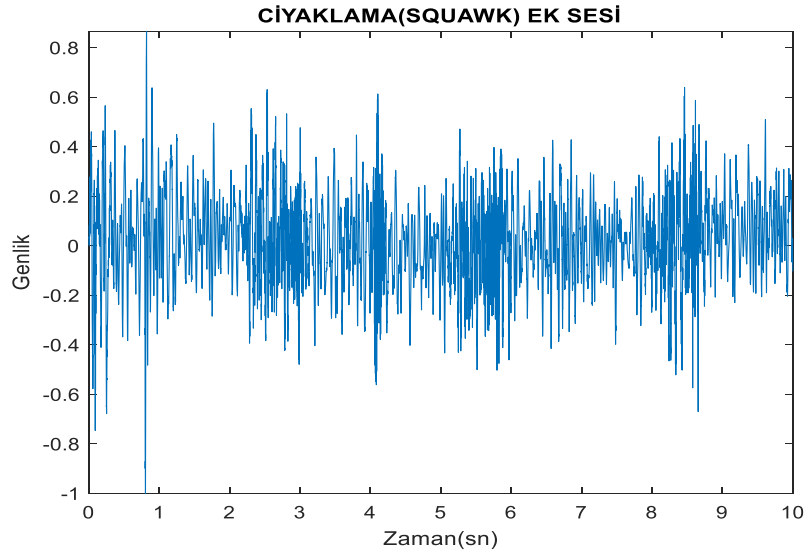
Soluk borusu veya gırtlığın darlığı sonucu oluşan kaba, yüksek frekanslı, müzikal seslerdir. Özellikle inspiryum fazında duyulmasına rağmen darlığın fazla olduğu durumlarda ekspiryum fazında da duyulmaktadır. Frekans spektrumunda 1000 Hz’de belirgin bir tepe noktasıyla gözlemlenir [38]. Islık sesi trakeada bası veya yabancı cisim durumunda, trakeal veya laringeal kitle durumlarında gözlemlenmektedir.



Şekil 2.15. Islık (Stridor) ek solunum sesi

2.3.3.1.4. Ciyaklama (Squawk) Ek Sesi

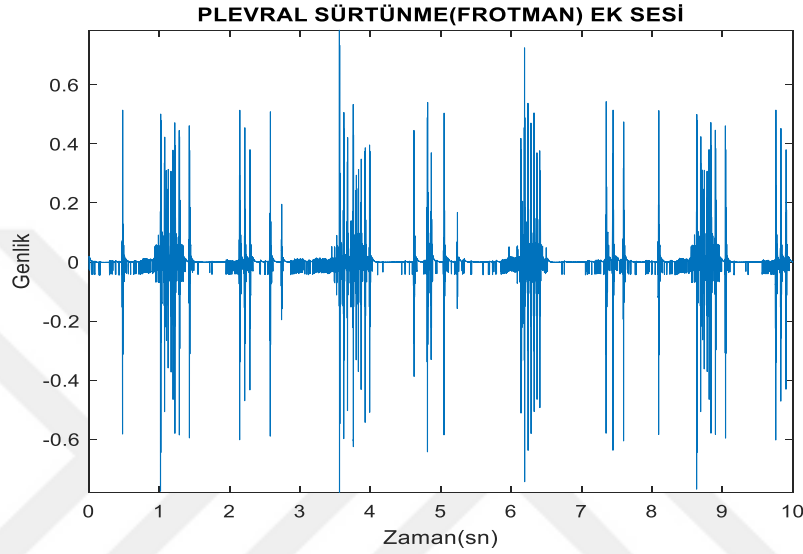
Ciyaklama ek sesinin kaynağı küçük hava yollarında meydana gelen ani açılmalardır. Ciyaklama sesinde yüksek frekanslı kısa süreli sibılan ronküs sesini ince ral sesi takip etmektedir. Parankimal akciğer hastalığı, idiyopatik pulmoner fibrozis, alveolit ve bronşiolitis obliterans hastalarında görülür [5]. Ciyaklama ek sesine sahip bir solunum sesinin genlik-zaman grafiği Şekil 2.16’ de mevcuttur.



Şekil 2.16. Ciyaklama (Squawk) ek solunum sesi

2.3.3.1.5. Plevral Sürtünme (Frotman) Ek Sesi

İltihaplı plevra yaprakların sürtünmesi sonucu inspiyum sonunda ve ekspiryum başında duyulan kaba çıtırtılara benzeyen ek sestir. Kaba çıtırtıların aksine öksürükle kaybolmayan ve belirginleşen ek ses plörit, plevral efüzyon, pulmoner emboli ve kaburga kemiği kırıklarında oluşmaktadır. Plevral sürtünme ek sesine sahip bir solunum sesinin genlik-zaman grafiği Şekil 2.17’ de mevcuttur.



Şekil 2.17. Plevral sürtünme (frotman) ek solunum sesi

2.3.3.2. Sürekli Olmayan Ek Sesler

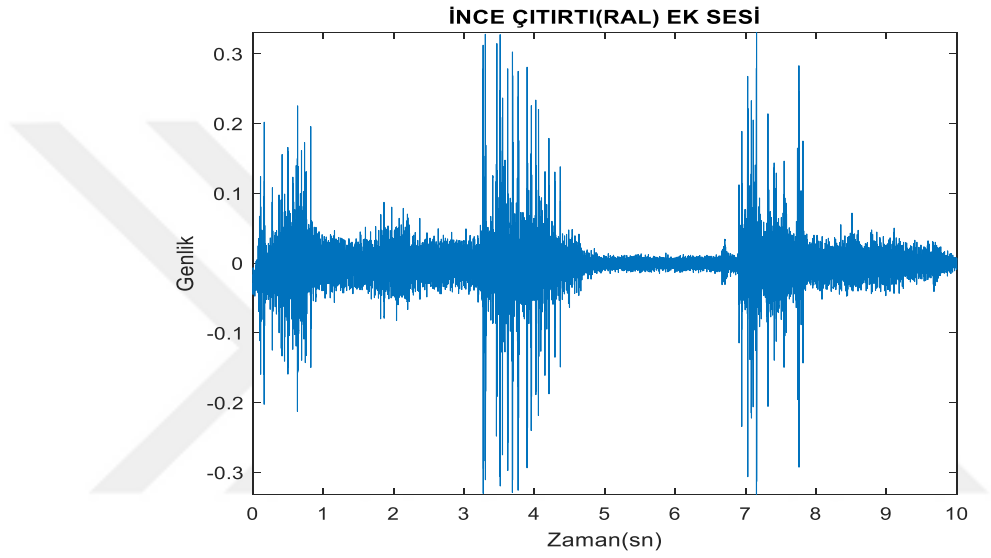
2.3.3.2.1. Çıtırta Ek Sesleri (Ral)

Sürekli olmayan ek sesler genel olarak ‘çıtırta’ olarak adlandırılmaktadır. Çıtırtılar, 20 ms'den kısa süreli, geçici, kısa patlamalı, 200-2000 Hz arasında frekans spektrumuna yayılan müzikal olmayan seslerdir. Çıtırtıların oluşum sebebi, akciğerlerde bulunan fazla sıvılardan geçen havanın kabarcık yapması ya da akciğerin iki bölgesini ayıran ve tıkalı olan hava yollarının aniden açılması sonucu basıncın ani olarak gürültülü ve patlama benzeri bir ses eşliğinde eşitlenmesidir.

Çıtırtılar genlik ve süreleriyle tanımlanmaktadır. Çıtırtıların bölgesel dağılımı, sayısı, akciğer hastalığının niteliğini ve derecesini gösterir. Çıtırta sesleri duyulan akciğer hastalıkları amfizem, pnömoni, bronşektazi, atelektazi, idiyopatik

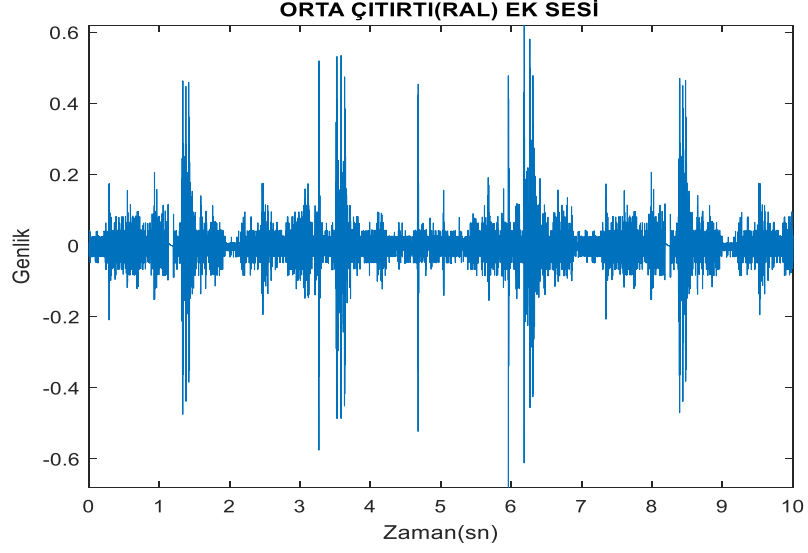
pulmoner fibrozis, kronik bronşit, akciğer ödemi, parankimal akciğer hastalıkları ve konjestif kalp yetmezliğidir [39, 40].

İnce çıtırtılar; inspiryum evresinin sonlarında meydana gelen kısa süreli, yüksek genlikli seslerdir. Bu sesler alveoller ve intersisyel alanlarda sıvı birikiminden dolayı gerçekleşir. Akciğer ödemi, konjestif kalp yetmezliği, idiyopatik pulmoner fibrozis, amfizem, atelektazi, pnömoni ve bronşektazi hastalıklarında duyulmaktadır.



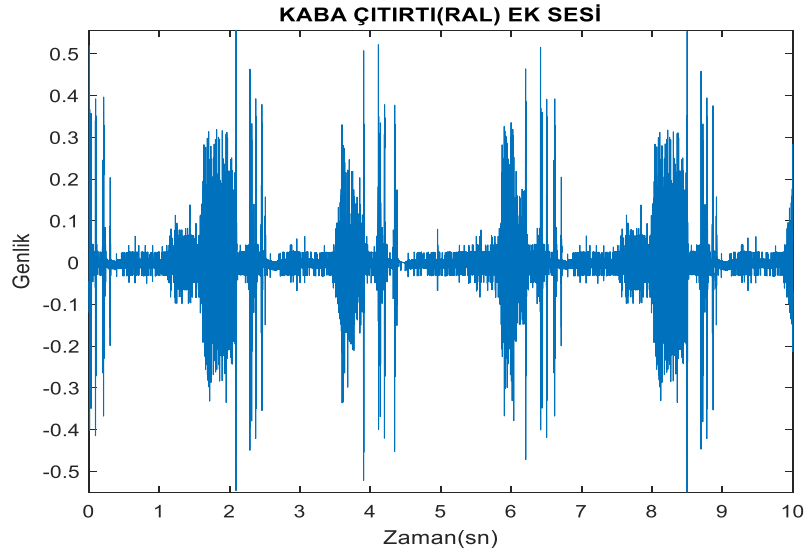
Şekil 2.18. İnce çıtırtı (ral) ek solunum sesi

Orta çıtırtılar; inspiryum evresinin ortasında duyulan, bronşiollerde sıvı birikiminden dolayı gerçekleşen seslerdir. Pnömoni, atelektazi, bronşektazi, idiyopatik pulmoner fibrozis, hava yolunda sekresyon, akciğer ödemi, konjestif kalp yetmezliği ve amfizem hastalıklarda duyulmaktadır.



Şekil 2.19. Orta çıtırtı (ral) ek solunum sesi

Kaba çıtırtılar, uzun zaman aralıkları ile tekrarlayan düşük genlikli seslerdir. Orta ve büyük hava yollarında sıvı birikiminden dolayı oluşan bu sesler soluk almanın başında ve soluk verme sırasında meydana gelirler. Bu sesler özellikle Bronşektazi, pnömoni, hava yolunda sekresyon, atelektazi, idiyopatik pulmoner fibrozis ve ileri derece akciğer ödemi hastalarında görülmektedir [35, 39, 41].



Şekil 2.20. Kaba çıtırtı (ral) ek solunum sesi

Tablo 2.3 ‘de yaygın ek seslere ait bilgiler, Tablo 2.4 ‘de ek seslerin yaygın olarak görüldüğü hastalıklar görülme olasılığının çoktan aza doğru sıralaması vardır.

Tablo 2.3. Yaygın ek sesler

SOLUNUM SESİ	TANIM	FREKANS SPEKTRUMU – SÜRE	ÖZELLİK
SİBİLAN RONKÜS (WHEEZE)	Havanın; sekresyon, tümör vb. nedenlerle daralan havayollarından geçerken çıkardığı sestir. İnspirasyon ve ekspirasyonda duyulur.	*400 Hz’den yüksek frekanslarda etkilidir. *250 ms’den uzun sürelidir.	Devamlıdır, sorun genellikle geniş hava yollarındadır, ısıklık sesine benzer.
SONOR RONKÜS (RONFLAN) (RHONCHUS)	Havanın içinde sekresyonlu havayollarından geçerken çıkardığı sestir. Merkezi havayollarında, inspirasyon ve ekspirasyonda duyulan öksürme ile geçen sestir.	*200 Hz’den düşük frekanslarda etkilidir. * 250 ms’den uzun sürelidir.	Gürültülü, kaba, düşük frekanslı, horlama sesine benzeyen ek sestir. Üst hava yolu enfeksiyonlarında görülebilir.
ISLIK (STRIDOR)	Soluk borusu veya gırtlığın darlığı sonucu oluşan gürültülü hırıltı sesleridir. İnspiryum fazında baskın olarak duyulmaktadır.	*1000 Hz’de bir tepe noktasıyla gözlemlenir. *250 ms’den uzun sürelidir.	Yüksek frekanslı, sürekli, kaba müzikal bir sestir. Solunum yollarına yabancı cisim kaçması, akut patolojiler ve enfeksiyonlarda yaygındır.
PLEVRAL SÜRTÜNME (FROTMAN)	İltihaplı plevra yaprakların sürtünmesi sonucu inspiyum fazının sonunda ve ekspiryum fazının başında duyulan ek sestir.	*350 Hz’den düşük frekanslarda etkilidir.	Kaba çıtırtıya benzemektedir. Öksürükle yeri ve niteliği değişmektedir.
CİYAKLAMA (SQUAWK)	Kısıtlayıcı akciğer hastalıklarında görülen kısa süreli hırıltı sesidir.	*200-800 Hz frekans aralığında gerçekleşir. *400 ms ‘den kısa sürelidir.	Devamlıdır, kısa sürelidir, hırıltı sesine benzemektedir.
İNCE ÇİTİRTİ (FINE RAL)	Havanın tıkalı olan küçük havayollarından geçerken hava yollarının aniden açılması ile meydana gelir. Eğer öksürme ile geçerse patolojik olarak düşünülmez. İnspirasyonun sonunda duyulur.	*200-2000 Hz frekans aralığına yayılmıştır. *20 ms’den kısa sürelidir.	Kısa zaman aralığı ile tekrarlayan yüksek genlikli, sürekli olmayan, öksürme ile geçmeyen, kulak önünde saç hışırtısına benzeyen ek seslerdir.
ORTA ÇİTİRTİ (MEDIUM RAL)	Tıkalı olan küçük hava yollarından hava geçerken bu yollarda oluşan ani açılma ile meydana gelmektedir.	*200-2000 Hz frekans aralığına yayılmıştır. *20 ms’den kısa sürelidir.	İnspirasyon evresinin ortasında duyulan, daha düşük frekanslı sürekli olmayan seslerdir. Öksürükle artmaktadır.
KABA ÇİTİRTİ (COARSE RAL)	Havanın bronşiol, bronş ve trekeadan geçerken çıkardığı sestir.	*200-2000 Hz frekans aralığına yayılmıştır. *20 ms’den kısa sürelidir.	Süresi ince çıtırtıdan uzun, genliği düşük, ince çıtırtıya göre daha belirgin olan fokurdama sesidir.

Tablo 2. 4. Ek sesler ve yaygın hastalıklar

EK SOLUNUM SESİ	YAYGIN HASTALIKLAR
SİBİLAN RONKÜS (WHEEZE)	1. Astım 2. KOAH 3. Akut Bronşit 4. Endobronşiyal Yabancı Cisim veya Tümör 5. Bronşiolit 6. Sarkoidoz 7. Konjestif Kalp Yetmezliği
SONOR RONKÜS (RONFLAN) (RHONCHUS)	1. Hava Yolunda Sekresyon 2. Endobronşiyal Yabancı Cisim veya Tümör 3. KOAH 4. Astım 5. Sarkoidoz 6. Konjestif Kalp Yetmezliği
ISLIK (STRIDOR)	1. Trakea Basısı 2. Trakeal Kitle 3. Laringeal Kitle 4. Trakeal Yabancı Cisim
PLEVRAL SÜRTÜNME (FROTMAN)	1. Plörezi 2. Plevral Efüzyon 3. Pulmoner Emboli 4. Pnömoni
ÇİYAKLAMA (SQUAWK)	1. İnterstisyel Akciğer Hastalığı 2. İdiopatik Pulmoner Fibrozis 3. Alveolit 4. Bronşiolitis Obliterans
İNCE ÇITIRTI (FINE RAL)	1. Akciğer Ödemi 2. Konjestif Kalp Yetmezliği 3. İdiopatik Pulmoner Fibrozis 4. Amfizem 5. Atelektazi 6. Pnömoni 7. Bronşektazi
ORTA ÇITIRTI (MEDIUM RAL)	1. Pnömoni 2. Atelektazi 3. Bronşektazi 4. İdiopatik Pulmoner Fibrozis 5. Hava yolunda Sekresyon 6. Akciğer Ödemi 7. Konjestif Kalp Yetmezliği 8. Amfizem
KABA ÇITIRTI (COARSE RAL)	1. Bronşektazi 2. Pnömoni 3. Hava yolunda Sekresyon 4. Atelektazi 5. İdiopatik Pulmoner Fibrozis 6. Akciğer Ödemi 7. Konjestif Kalp Yetmezliği 8. Amfizem

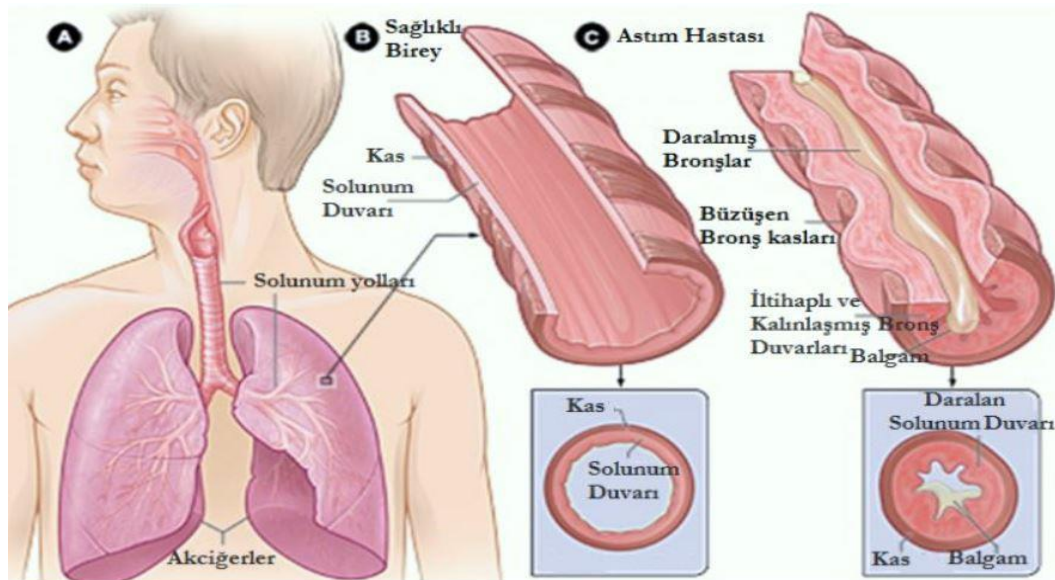
2.4. Solunum Sistemi Hastalıkları

Bu bölümde hastalarda yaygın olarak gözlemlenen solunum sistemi hastalıklarına ilişkin bilgiler verilecektir.

2.4.1. Astım

Dünyada yaklaşık 300 milyon kişiyi etkileyen astım son yıllarda hem çocuklarda hem de yetişkinlerde yaygın olarak görülmektedir. Kronik hava yolu inflamasyonu olan astım hastalığı çeşitli uyaranlara karşı hava yolunda gerçekleşen aşırı duyarlılık halidir. Kronik inflamasyon hırıltı, göğüste sıkışma, öksürük, nefes darlığı gibi solunum semptomları ve ekspiratuar hava akımı kısıtlılığı ile ilişkilidir [42]. Astım hastalığı genetik, immünolojik ve çevresel faktörlere bağlı oluşmaktadır. Hava kirliliği, alerjenler ve sigara dumanına maruziyet en önemli çevresel faktörlerin başında gelmektedir.

Astım hastalığı fizyolojik, klinik ve patolojik özelliklerine göre tanımlanmaktadır. Ekspiratuar hava akımı kısıtlılığı ve hava yolu daralması fizyolojik; nefes darlığı, hırıltı ve öksürük klinik; kronik hava yolu inflamasyonu ise patolojik özelliğine örnek verilebilir. Astım hastalığında oskültasyon aşamasında ekspiryum veya hem inspiryum hem de ekspiryumda ronküs sesi duyulmaktadır. Şekil 2.21’de astım hastalığı oluşumunda bronş görünümü verilmiştir [43].

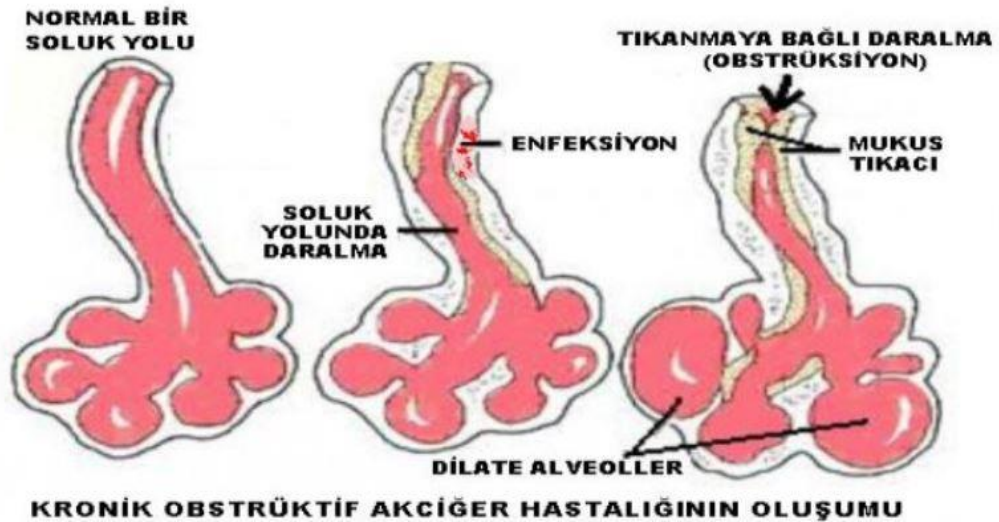


Şekil 2.21. Astım hastalığı oluşumunda bronş görünümü

2.4.2. Kronik Obstrüktif Akciğer Hastalıkları(KOAH)

Kronik Obstrüktif Akciğer Hastalığına Karşı Küresel Girişim Topluluğu (GOLD) tarafından “KOAH; tam olarak geri dönüşümü olmayan ve yavaş ilerleme gösteren hava akımı sınırlamasıyla karakterize edilen, önlenebilen ve tedavi edilebilen akciğer hastalığı” olarak tanımlanmıştır. Hava akımı sınırlaması zararlı gazlar ve partiküllere uzun süre maruz kalan akciğerin anormal inflamatuvar yanıtı ile ilgilidir.

Kronik öksürük, balgam çıkarma ve nefes darlığı semptomlarıyla ortaya çıkan hastalığın başlıca nedenleri arasında sigara kullanımı, iş ortamında kimyasal maddelere ve tozlara maruz kalma, hava kirliliği ve genetik faktörler gelmektedir. KOAH tanısının konulabilmesi için spirometri testi yapılmalıdır. Spirometri testinde çeşitli parametreler değerlendirilerek teşhis konulmaktadır. Oskültasyon aşamasında yaygın olarak sonor ve sibilan ronküs sesleri duyulmaktadır [44, 45]. Şekil 2.22’de KOAH sonucu alveollerin daralmasına ilişkin görsel mevcuttur.



Şekil 2.22. KOAH sonucu alveollerin daralması

2.4.3. Akut Bronşit

Akut bronşit virüs veya bakteri kaynaklı olarak trakeobronşial ağacın akut inflamasyonudur. Akut bronşit üst solunum yolu enfeksiyonuna bağlı oluşmaktadır. En belirgin semptomu öksürük olan hastalıkta göğüste yanma, halsizlik, hırıltı gibi semptomlarda görülmektedir. Oskültasyonda ekspiryumda ronküs ve hırıltı duyulmaktadır [43].

2.4.4. Bronşiolit

Bronşiolit, akciğer bronşiollerinin inflamasyonudur. Çocuklarda viral enfeksiyon kaynaklı, yetişkinlerde ise gaz ve iritan maddelerin solunması sonucu bronşiollerde inflamasyon oluşmaktadır. Klinik belirtileri hırıltı, hızlı solunum, hafif ya da yüksek ateştir. Oskültasyonda ekspiryumda ronküsleere neden olmaktadır [46].

2.4.5. Trakea Basısı ve Trakeal Kitle

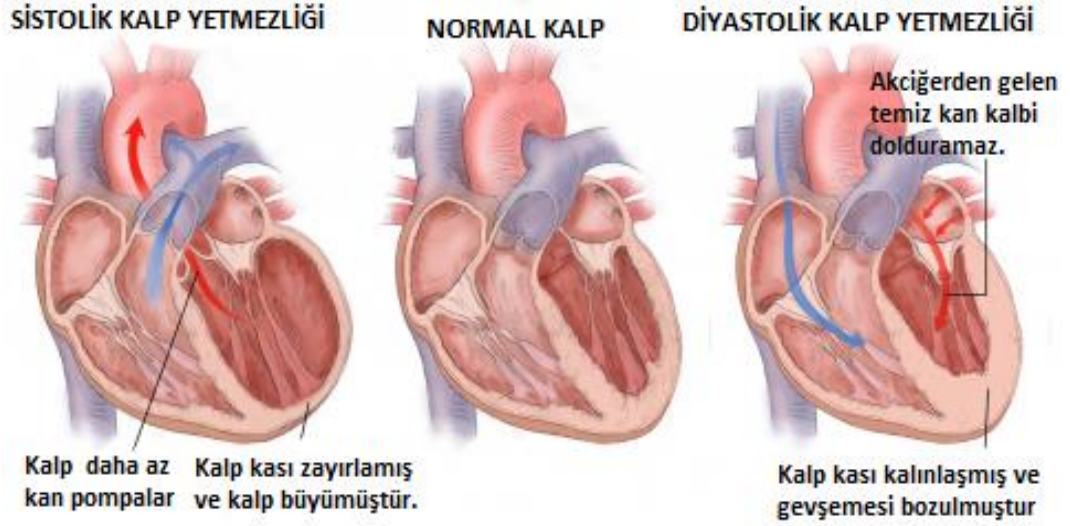
Tüberküloz, mantar gibi infeksiyöz nedenler, mediastinal fibrozis, endotrakeal veya trakeostomi tüpü hasarı, immünolojik hastalıklar ve boyun travması sonucu trakea üzerinde baskı oluşmaktadır. Tümör sonucu oluşan trakeal kitleler de basıya neden olmaktadır. Nefes alımı zorlaşan hastanın oskültasyonu sırasında yaygın olarak stridor sesi duyulmaktadır [46].

2.4.6. Sarkoidoz

Başta akciğerler olmak üzere kalp, beyin, göz, lenf bezleri, deri gibi organları etkileyen ve nedeni tam olarak belli olmayan sistemik enflamatuvar bir hastalık olan sarkoidoz, uzun süreli ve düşük yoğunluklu antijenik bir uyarının bağışıklık sistemini harekete geçirmesi sonucu oluşmaktadır. Genetik ve çevresel faktörlerin etkili olduğu hastalık, akciğeri etkiler ise nefes darlığı, öksürük ve göğüs ağrısına neden olmaktadır [47].

2.4.7. Konjestif Kalp Yetmezliği

Konjestif kalp yetmezliği, kalbin çeşitli nedenlerden dolayı kan pompalama gücünde azalma ve buna bağlı olarak dokularda meydana gelen dolaşım bozukluğudur. Kalp kanı etkin biçimde pompalayamadığı için kan vücut içine birikmektedir. Eğer kan kalbin sağ tarafından geriye doğru birikirse ayaklarda ve ayak bileklerinde şişmeye neden olur. Akciğerlerden kalbe gelen temiz kan pompalanamayıp geriye doğru birikirse pulmoner basıncın artması sonucu akciğerde ödeme neden olur. Oskültasyon aşamasında ince rallere neden olan konjestif kalp yetmezliği nefes darlığı ve öksürük gibi klinik özelliklere sahiptir [48]. Şekil 2.23’de sistolik ve diyastolik kalp yetmezliğine ilişkin görsel verilmiştir [49].

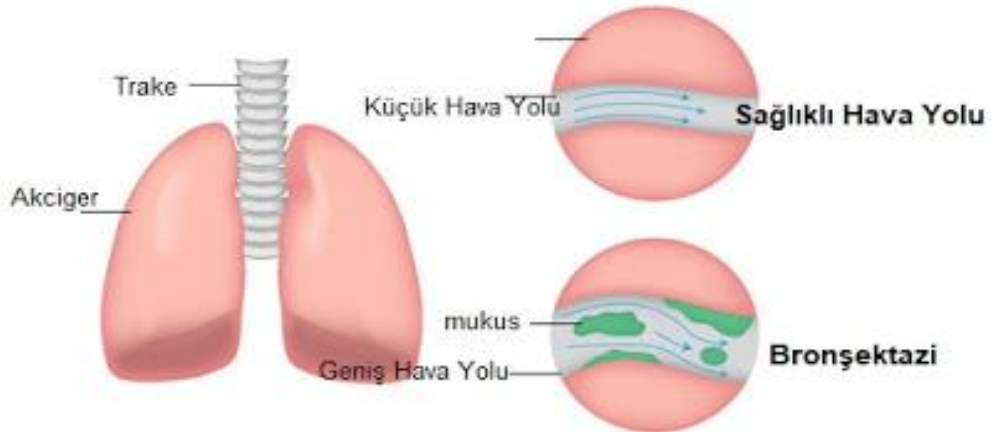


Şekil 2.23. Sistolik ve diyastolik kalp yetmezliğine ilişkin görsel

2.4.8. Bronşektazi

Bronş duvarlarının elastik dokusunun, kıkırdak ve kas yapısının bozulmasına bağlı bir veya birden fazla bronşun geriye dönüşsüz olmadan genişlemesidir. Genellikle orta çaptaki bronşları etkileyen hastalığın nedenleri arasında uzun süreli enfeksiyonlar, kalıtsal yapı ve akciğerde fibrozis sayılabilir.

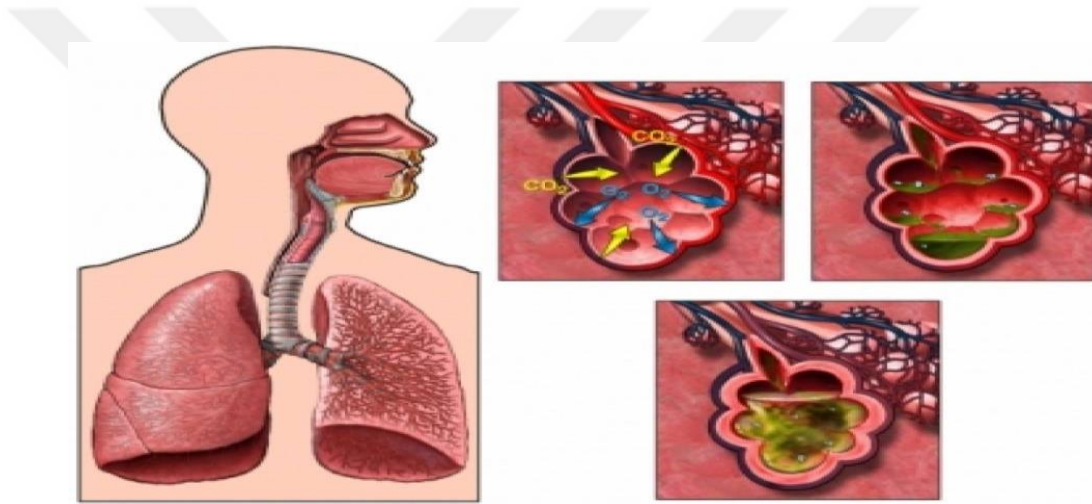
Bronşektaziler en hafiften en ağıra silindirik, variköz, kistik bronşektazisi olarak sıralanmaktadır. Klinik belirtileri arasında nefes vermede güçlük, öksürük ve balgam mevcuttur. Oskültasyon sırasında lokalize, inspiratuar kaba raller duyulmaktadır [46, 50]. Şekil 2.24’de bronşektazi hastalığında bronşların genişlemesine ilişkin görsel verilmiştir [51].



Şekil 2.24. Bronşektazi hastalığında bronşların geri dönüşsüz genişlemesi

2.4.9. Pnömoni

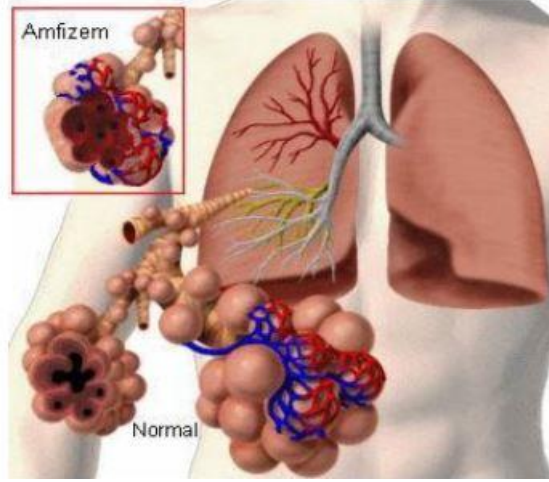
Her yıl yaklaşık 450 milyon kişiyi etkileyen ve 4 milyon kişinin ölümüne neden olan morbidite ve mortalitesi yüksek bir enfeksiyon hastalığıdır. Özellikle beş yaş altı çocuklar, 65 yaş üstü erişkinler ve yapısal akciğer bozukluğu bulunan hastalar risk altındadırlar. Pnömoni, alt solunum yollarına ulaşan bakteri, virüs veya mantar gibi mikroorganizmaların neden olduğu akciğer enfeksiyonudur. Akciğerde meydana gelen enfeksiyon alveollerin inflamasyon sıvısı ve kan damarlarından gelen serum sıvısıyla dolması nedeniyle alveollerin hava içeriğini kaybetmesiyle sonuçlanmaktadır. Yüksek ateş, öksürük, yoğun balgam ve solunum güçlüğü klinik belirtileriyle ortaya çıkan hastalık oskültasyon sırasında rallere neden olmaktadır[52]. Şekil 2.25’de pnömoni hastalığında alveollerin yapısına ilişkin görsel mevcuttur [53].



Şekil 2.25. Pnömoni hastalığında alveollerin inflamasyon sıvısı ile dolması

2.4.10. Amfizem

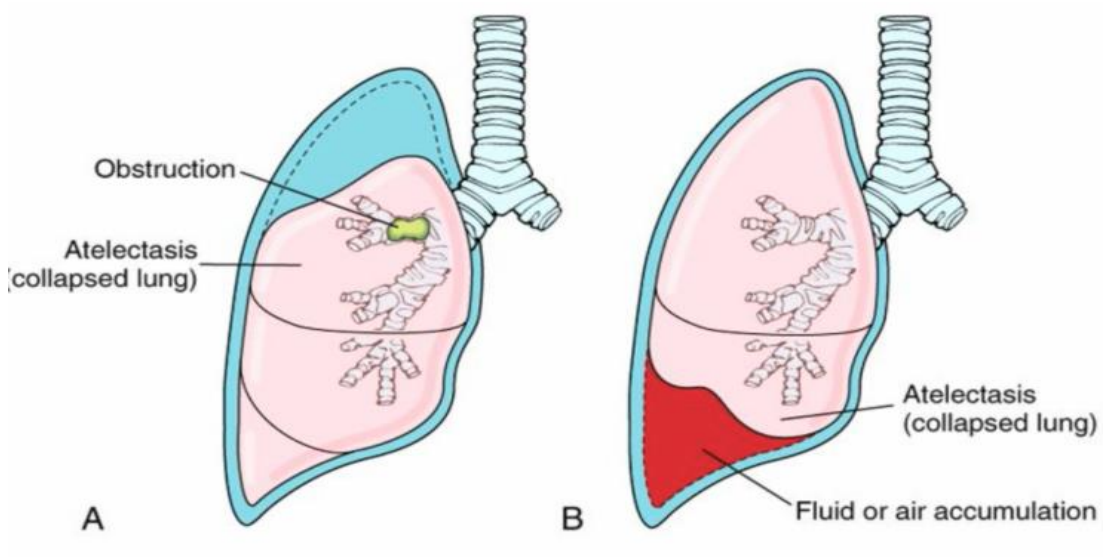
Amfizem, akciğerlerin terminal bronşiollelerinin distalindeki hava yollarının genişlemesidir. Genişleme sonucu alveolleri birbirinden ayıran ince duvarlar yırtılarak akciğerde esneklik kaybına neden olmaktadır. Akciğerlere hava girişi ve alveollerde oksijen-karbondioksit dengesi bozulmaktadır. Sürekli öksürük, balgam, hırıltılı solunum gibi klinik belirtilerle ortaya çıkan hastalığın nedenleri arasında tütün dumanı, kimyasal dumanlar ve tozlara maruziyet vardır. Oskültasyon aşamasında erken inspiratuar raller duyulmaktadır. Şekil 2.26’da amfizem hastalığında alveol yapısına ilişkin görsel mevcuttur [54].



Şekil 2.26. Amfizem hastalığında alveol yapısı

2.4.11. Atelektazi

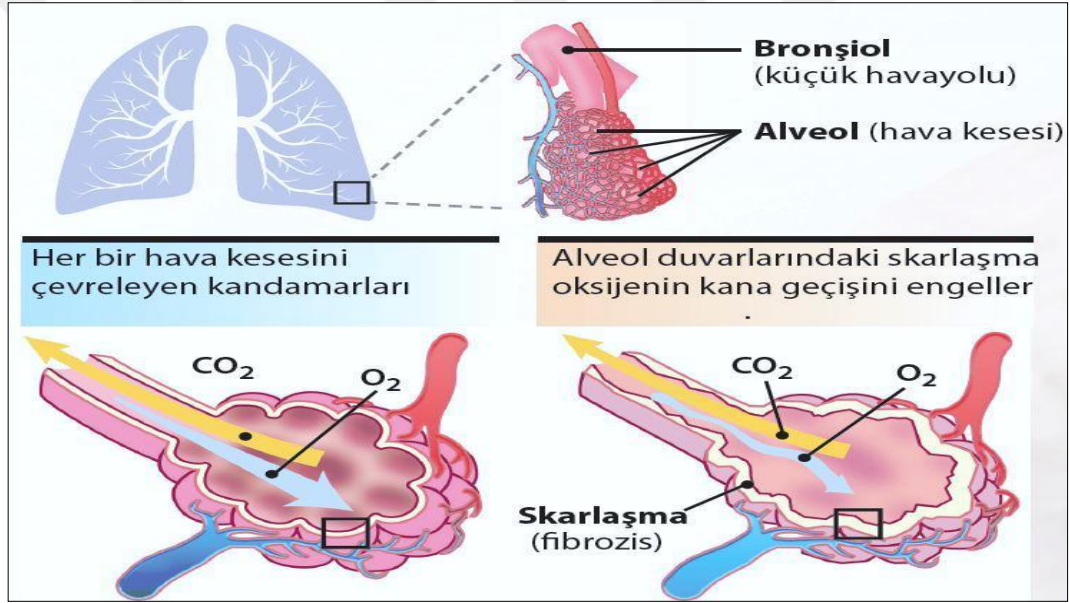
Atelektazi çeşitli nedenlerden dolayı bütün bir akciğerin, bir veya birden fazla lob veya segmentinin hacminin küçülmesidir. Atelektazi bronş veya bronşiollerin tıkanması ya da alveol epitelinde yüzey gerilimini azaltan sürfaktan madde eksikliğinden kaynaklanmaktadır. Hipoksemi, solunum seslerinde azalma ve solunum güçlüğü klinik belirtileriyle ortaya çıkmaktadır. Oskültasyonda, inspiryum evresinde yaygın olarak orta raller gözlemlenmektedir. Şekil 2.27’de atelektazi hastalığına ilişkin görsel mevcuttur [55].



Şekil 2.27. Atelektazi hastalığı

2.4.12. İdiyopatik Pulmoner Fibrozis (İPF)

İdiyopatik pulmoner fibrozis, çeşitli nedenlerle alveol duvarlarının kalınlaşıp sertleşmesiyle (skarlaşma) ortaya çıkan ilerleyici ve kronik interstisyel bir hastalıktır. İPF’de alveol duvarları kalınlaştığı için oksijen kan damarlarına ulaşamamakta ve dokuların ihtiyacı olan oksijen sağlanamadığı için doku fonksiyonlarında bozulmalar meydana gelmektedir. Genellikle 50 yaş üstü erkeklerde rastlanılan hastalığın başlıca nedenleri arasında sigara tüketimi, viral enfeksiyonlar, gastro-özofajiyel reflü ve zararlı gaz veya tozların solunması vardır. Hastalığın başlıca klinik belirtileri kuru öksürük, nefes darlığı, hızlı soluk alıp-vermedir. Oskültasyon aşamasında ral sesleri duyulmaktadır. Şekil 2.28’de idiyopatik pulmoner fibrozis hastalığında alveol yapısına ilişkin görsel mevcuttur [56].



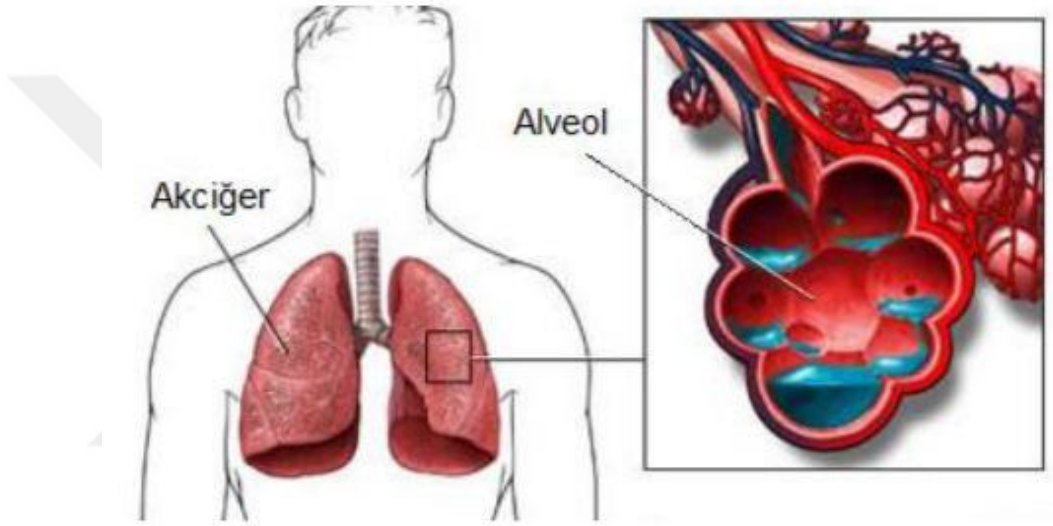
Şekil 2.28. İdiyopatik pulmoner fibrozis hastalığında alveol yapısı

2.4.13. Bronşiolitis Obliterans

Akut alt solunum yolundaki hasarı takiben distal hava yollarının tıkanması ve yoğun inflamasyonu sonucu oluşmaktadır. Viral enfeksiyonlar, toksik gaz solunumu, kollajen doku hastalıkları ve organ nakli(akciğer/ kemik iliği) nedeniyle oluşmaktadır. Pnömoni sonrası düzelmeyen hırıltı veya öksürüğün yanı sıra oskültasyon sırasında bölgesel veya yaygın ciyaklama (squawk) sesi duyulmaktadır [46, 57].

2.4.14. Akciğer Ödemi

Akciğer ödemi, çeşitli nedenlerden dolayı alveollerin hava yerine sıvıyla dolmasıdır. Bu nedenle gaz alışverişi sağlanamaz veya yavaşlar. Kalp yetmezliği, akut miyokard enfarktüsü, hipertansiyon, kardiyomiyopati, kalp krizi gibi kardiyolojik nedenlere ve ya böbrek yetmezliği, boğulma, toksik gaz solunumu gibi non-kardiyolojik nedenlerle oluşabilmektedir. Klinik belirtileri arasında şiddetli solunum sıkıntısı, öksürük, pembe köpüklü balgam, taşikardi ve hipoksemi mevcuttur. Oskültasyon sırasında ince raller duyulmaktadır. Şekil 2.29'da Akciğer ödemi sonucu alveol yapısına ilişkin görsel mevcuttur [50].



Şekil 2.29. Akciğer ödemi sonucu alveol yapısı

2.4.15. Plörezi

Akciğerin dış zarı ile göğüs duvarının iç zarı arasında kalan boşlukta sıvı birikmesidir. Sağlıklı bir akciğerde akciğerin dış zarından sıvı salınmakta ve bu sıvı göğüs duvarının iç yüzeyini kaplayan zardan geri emilen sürekli sıvı değişimi mevcuttur. Denge halinde olması gereken sıvı miktarı 20 mililitre (ml) civarındır. Çeşitli nedenlerle salınan sıvı miktarında artma veya sıvının geri emiliminde problem meydana geldiğinde denge bozulmakta ve plörezi ortaya çıkmaktadır. Verem, pnömoni, akciğer kanseri, sarkoidoz ve pulmoner emboli gibi çeşitli hastalıklara bağlı gelişebilmektedir. Kuru öksürük, ateş, yüzeysel solunum gibi klinik belirtileri olan hastalığın oskültasyonunda frotman sesi duyulmaktadır [58].

2.4.16. Pulmoner Embolisi

Pulmoner emboli, sık karşılaşılan kardiyovasküler bir problemdir. Akciğer atardamarlarının toplardamarlardan akciğere taşınan kan pıhtılarından dolayı tamamen ve ya kısmen tıkanması ile oluşmaktadır. Tıkanma sonucu akciğer beslenemediği için doku kaybına uğramaktadır. Nefes darlığı, kanlı öksürük ve göğüs ağrısı klinik belirtileriyle ortaya çıkmaktadır. Oskültasyonda frotman sesi duyulmasına neden olur [59].

2.4.17. İnterstisyel Akciğer Hastalığı

İnterstisyel akciğer hastalığı, akciğeri yaygın biçimde etkileyen, akciğer parankiminde inflamasyon, fibrozis ve yapısal bozulmaya neden olan akut veya kronik seyirli geniş hastalık grubudur. Bu gruba giren birçok hastalık mevcuttur. Bunların bir kısmı akciğere özgü idiyopatik süreçler, bir kısmı sarkoidoz ve kollagen vasküler hastalıklar gibi sistemik hastalıklar bir kısmı da mesleki ve çevresel etkilenmeler, ilaçlar, radyasyona bağlı süreçler ve enfeksiyon kaynaklı hastalıklardır. Bu hastalıklar akciğer parankiminde, plevrada, hava yollarında, damarlarda, alveol duvarında veya alveol boşluğunda değişikliklere neden olabilmektedir. Oskültasyonda orta ve alt akciğer alanlarında ciyaklama (squawk) sesi duyulmaktadır [60].

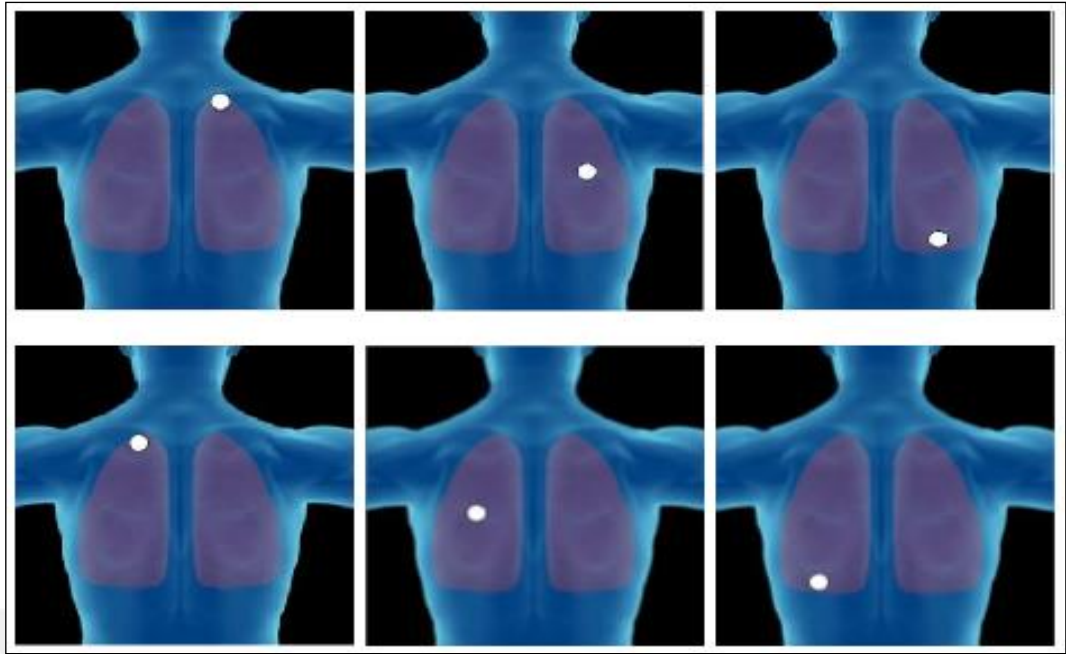
3. MATERYAL VE YÖNTEMLER

Solunum sistemi hastalıklarının teşhisinde solunum hızı, solunum süresi ve solunum sesleri önemlidir. İnspirasyon ve ekspirasyon evrelerinde oluşan sesler solunum sistemine ilişkin önemli bilgiler içermektedir. Bu çalışmada sağlıklı bireylerin ve çeşitli akciğer hastalığına sahip bireylerin akciğer sesleri Littmann 3200 Elektronik Stetoskop kullanılarak kaydedilmiştir. Bluetooth üzerinden bilgisayara aktarılan akciğer sesleri kayıt sırasında oluşan deri sürtünmesi ve kas sesleri gibi düşük frekanslı seslerden ve ani hareketlere bağlı oluşan yüksek frekanslı ses bileşenlerinden filtrelenerek arındırılmıştır.

3.1. Solunum Seslerinin Kaydedilmesi

Bu tez çalışmasında kullanılan sesler Manisa Celal Bayar Üniversitesi Hafsa Sultan Hastahanesi Göğüs Hastalıkları Anabilim Dalı polikliniğinde tedavi gören hastalardan ve serviste yatan hastalardan alınmıştır. Manisa Celal Bayar Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Koordinasyon Birimi tarafından onaylanan 2017-191 no'lu Bilimsel Araştırma Projesi kapsamında hastaların yazılı izni alınarak kaydedilmiştir.

Akciğer seslerinin kaydı için hastanın sırt bölgesindeki sağ apex, sağ orta, sağ bazal, sol apex, sol orta ve sol bazal olmak üzere Şekil 3.1'de verilen altı oskültasyon noktası uzman hekim tarafından dinlenilmiş olup ek sesin baskın olduğu noktadan kayıt gerçekleştirilmiştir. Her hastadan 3 inspiyum ve ekspiyum evresini kapsayacak şekilde nefes alıp vermesi istenmiştir. Bunun yanı sıra hastanın hikâyesi yaşı, kilosu, meslek bilgisi, geçmiş hastalık bilgileri, mevcut hastalık bilgileri, alerji durumu, sigara kullanım durumları, solunum sistemine etkisi olan bir kimyasala maruz kalma durumu, hastalığın mesleki olma durumu, kişisel özellikleri ve ailesine ait hastalık öyküsü gibi bilgiler kaydedilerek teşhis için kullanılmıştır. Tablo 3.1' de hasta öyküsünü içeren örnek tablo verilmiştir.



Şekil 3.1. Ek seslerin kaydedildiği oskültasyon noktaları

Tablo 3.1. Hasta öyküsünü içeren örnek tablo

Genel Bilgiler					Sigara Kullanımı			Hastalık Bilgileri		Ailede Hastalık Öyküsü	
Hasta ID	Cinsiyet	Yaş	Kilo	Meslek	Biomass Maruziyeti	Sigara Kullanımı (paket/yıl)	Sigarayı Bıraktığı Yıl Miktarı	Alerji Durumu	Kronik Hastalık	Yakınlık Derecesi	Hastalığı
1	K	64	50	Ev Hanımı	0	0	0	0	Skleroderma	0	0
2	E	69	68	Şoför	0	0	0	0	0	0	0
3	E	25	72	Doktor	0	0	0	0	0	0	0
4	E	69	51	Aşçı	0	25	30	0	0	0	0
5	K	45	77	Ev Hanımı	0	0	0	1	Hiper Tansiyon,Astım, alerjik rinit	Baba	Astım
6	E	68	106	Çiftçi	0	80	15	0	Akciğer CA,KAH,DM,HT	0	0
7	E	64	55	Ayakkabı Boyacısı	1	150	13	0	KOAH	Anne	KOAH
8	K	40	85	Mağazacılık	0	27	2	0	Papiller Troid CA	Anne	Astım
9	E	65	69	Hayvancılık	0	40	4	0	Akciğer CA	0	0
10	K	47	81	Ev Hanımı	1	0	0	1	Astım	0	0
11	E	20	60	Ticaret	0	6	0	0	Bronşiektazi	0	0
12	E	75	48	Çiftçi	0	120	8	0	Akciğer Kanseri, KAH	0	0
13	K	66	70	Ev Hanımı	0	0	0	0	Astım	0	0
14	E	45	90	Çiftçi	1	50	5	1	Kronik Hipersensitivite Pnömonisi	0	0
15	K	65	80	Ev Hanımı	0	0	0	1	Astım, Romatizma	0	0
16	E	76	70	İnşaat İşçisi	0	120	10	0	KAH ,Pulmoner Fibrozis	0	0
17	E	83	65	Emekli	0	80	2	0	KOAH, KAH, Akciğer CA.	0	0
18	E	45	70	Müziyen	0	30	6	0	0	Anne	Astım
19	E	36	78	Üretim Sorumlusu	0	15	5	0	0	Baba	Akciğer Kanseri
21	E	73	57	Çiftçi	0	50	5	0	0	0	0
22	E	21	56	Sekreter	0	0	0	0	Bronşiektazi	0	0
23	E	79	85	Belediye Su İşleri	0	15	30	0	Akciğer Ödemi, KOAH, DM	0	0
24	E	52	70	Şoför	0	60	0	0	Akciğer Ödemi	0	0
25	E	69	50	Emekli Güvenlik	0	75	7	0	TBC Öyküsü, Amfizem	0	0
26	E	28	83	Madenci	1	15	8	0	0	0	0

3.2. Stetoskop

Stetoskop diyafram, elastik boru şeklindeki t p ve kulaklık kısmından oluřan kalp atıřı, nabız, akcięer sesi, baęırsak ve midede oluřan sesleri dinlemek amacıyla kullanılan tıbbi cihazdır. 1816 yılında Rene Theophile Hyacinthe Laennec, rulo yapılmıř kâğıt kullanarak hastasının kalp atıřlarını dinlemiřtir. Zamanla rulo kâğıtların yerini t pler almıř ve bilinen ilk stetoskop ortaya çıkmıřtır. 1829 yılında Charles James Blasius Williams steteskobu geliřtirerek aılıp katlanabilir bir cihaz haline getirmiřtir. G n m zde mekanik ve elektronik olmak  zere iki eřidi bulunmaktadır.



řekil 3.2. (a) Mekanik stetoskop ve (b) Elektronik stetoskop

Mekanik stetoskoplar ergonomik yapısı, kolay kullanımı ve d ř k maliyeti sebebiyle g n m zde sıklıa tercih edilmektedir. Ancak, sunduęu verinin tıbbi personelin yeteneęine, tecr besine baęlı deęerlendirilmesi ve 120 Hz'den y ksek ses bileřenlerini azalarak verinin anlařılrlılıęını azaltması gibi kısıtları da iermektedir.

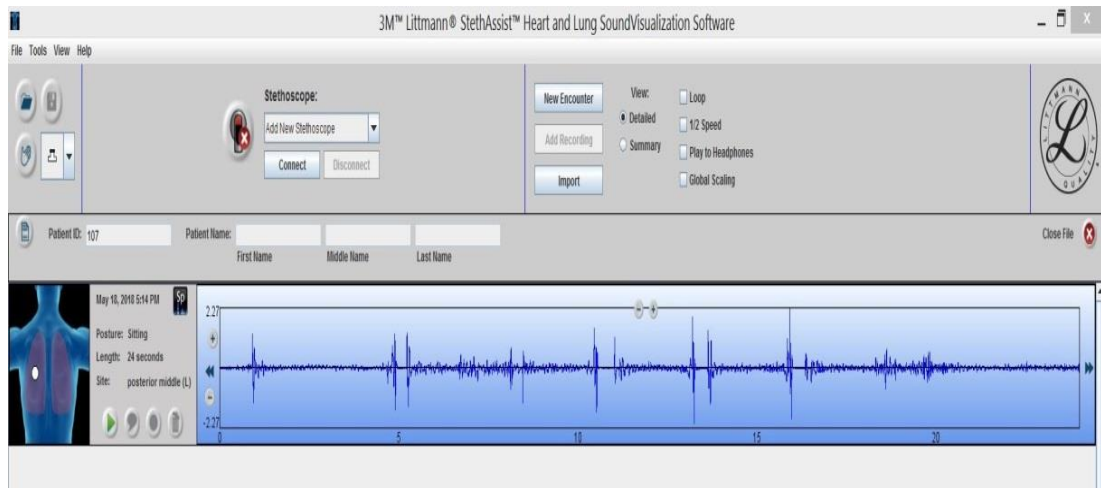
Mekanik stetoskopların kısıtlamalarını ařmak amacıyla geliřtirilen elektronik stetoskoplar kalıcı ses kaydı ile hastanın geliřimini izlemeye imk n saęlamaktadır. Bunun yanı sıra eřitli filtrelerle ortam sesi, kas sesi gibi istenmeyen sesler azaltılmakta ve ses seviyesi y kseltilerek bluetooth vasıtası ile bilgisayara aktarılabilmektedir.

3.2.1. Littmann 3200 Elektronik Stetoskop

Biyolojik sesleri bir dönüştürücü yardımıyla elektriksel niceliğe dönüştüren elektronik stetoskoplar aynı zamanda seslerin seviyesini kuvvetlendirebilmekte ve çeşitli filtrelerle gürültüleri filtreleyebilmektedir. Havanın titreşimini elektrik işaretlere dönüştüren basınç algılayıcıları vasıtasıyla biyolojik sesler elektronik ortama aktarılmaktadır. Yaygın olarak dönüştürme işlemi mikrofonlar ile yapılmaktadır ancak mikrofonların ortamdaki sesleri biyolojik seslere eklemekten kullanılabilmesi için yalıtılmış olmaları gereklidir.

Çeşitli filtre ve kuvvetlendirme devreleri kullanılarak iyileştirilen zayıf ve gürültülü işaretler analog veya dijital bir sisteme aktarılır. Elektronik stetoskoplar genellikle sayısal olarak tasarlanmaktadır. İyileştirilmiş işaret önce analog-dijital dönüştürücüyle sayısal değerlere dönüştürülür ve daha sonra da bir işlemci tarafından işlenerek çıktı halini alır [41].

Bu tez çalışmasında Littmann 3200 Elektronik Stetoskop kullanılmıştır. Duyulması zor kalp seslerini ve normal olmayan akciğer seslerinin tespit edebilen cihaz, bluetooth ile eş zamanlı kayıt yapabilmektedir. Kritik biyolojik sesleri etkilemeden istenmeyen sesleri %85'e kadar azaltmasının yanı sıra duyulması zor sesleri 24 kata kadar kuvvetlendirmektedir. Cihaza ait olan StethAssist ara yüz programı ile alınan veriler eş zamanlı olarak takip edilebilmekte ve kaydedilen sesler istenilen frekans aralıklarında (çan, diyafram veya genişletilmiş mesafe) tam veya yarım hızda tekrar dinlenebilmektedir.

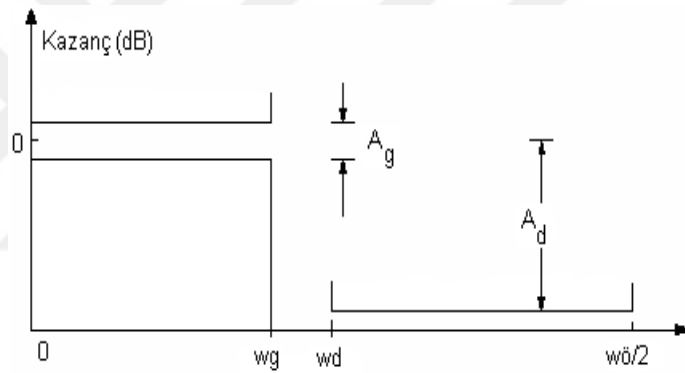


Şekil 3.3. Littmann StethAssist arayüz programı

3.3. Solunum Seslerinin Filtrelenmesi

Sayısal bir sistemde istenilen özelliklerdeki çıkış işaretlerini elde edebilmek için tercih edilen yazılımsal veya donanımsal yapılar sayısal filtre olarak tanımlanmaktadır. Filtreler giriş işaretinin frekans bileşenlerini değiştirmez ancak istenilen çıkış işaretine göre çeşitli frekans bileşenlerinin faz ve genlik yapısını değiştirmektedir. Böylelikle belirlenen frekans aralığı öne çıkarılır, bu aralığın dışında kalan frekans bileşenleri ise zayıflatılmaktadır.

Filtreler, işarete frekans eksenindeki etkileri ile tanımlanmaktadır. Bir sayısal filtrenin genlik cevabı karakteristiği ve özelliği Şekil 3.4’de belirtildiği gibidir. Şekilde w_g geçirme bandı frekansı, w_d durdurma bandı frekansı w_0 örnekleme frekansı, A_g geçirme bandı dalgalanması ve A_d durdurma bandı zayıflamasını göstermektedir [61].



Şekil 3.4. Filtre genlik özellikleri

Sayısal filtre tasarımının temel amacı, istenilen filtre özelliklerini sağlayacak genlik cevabının olmasını sağlayan transfer fonksiyonunun katsayılarının bulunmasıdır. Transfer fonksiyonu filtrenin frekans eksenindeki davranışdır. Transfer fonksiyonu çıkış işaretinin Laplace Dönüşümü'nün, giriş işaretinin Laplace Dönüşümüne oranı olarak tanımlanır. Genlik transfer fonksiyonu; transfer fonksiyonu $H(s)$, filtre çıkış işareti $V_{OUT}(s)$, filtre giriş işareti $V_{IN}(s)$ ile ifade edilirse eşitlik 3.1 transfer fonksiyonunu tanımlar [41].

$$H(s) = \frac{V_{OUT}(s)}{V_{IN}(s)} \quad (3.1)$$

Filtreler çalışma prensibine göre dörde ayrılmaktadır;

- Alçak geçiren filtre: Belirlenen kesim frekansının altındaki frekansları geçirip üstündeki frekansları zayıflatmaktadır.
- Yüksek geçiren filtre: Belirlenen kesim frekansının üstündeki frekansları geçirip altındaki frekansları zayıflatmaktadır.
- Bant durduran filtre: Belirlenen alt kesim frekansının üzerinde kalan ve üst kesim frekansının altında kalan frekans bileşenlerini zayıflatmaktadır.
- Bant geçiren filtre: Belirlenen alt kesim frekansının üzerinde kalan ve üst kesim frekansının altında kalan frekans bileşenlerini geçirmektedir. Bu aralığın dışında kalan frekans bileşenleri zayıflatılmaktadır.

Filtrelerde idealde dikdörtgen şeklinde keskin frekans cevabının olması beklenir ancak gerçekte mümkün değildir. Aşağıda belirtilen hususlar tasarlanan filtreyi ideal filtreye yaklaştırmaktadır.

Filtre Derecesi: Filtre derecesi yükseldikçe durdurma bandı eğimi dikleşmektedir. Ancak filtre derecesi arttıkça boyutu büyümekte, tasarımı zorlaşmaktadır.

Monotonluk: Filtre monotonken artan veya azalan frekansa bağlı olarak kazanç eğimi değişmemektedir.

Geçirme Bandı Dalgalanması: Filtre monoton olmadığında bant geçiren filtre transfer fonksiyonu dalgalanma sergileyecektir. Bazı sistemler monotonluk gerektirmezken bazı sistemlerde ise 1dB ve daha az dalgalanma ile sınırlandırılan monotonluk gerekmektedir [41].

Solunum seslerinden öznitelik çıkarımı yapmadan önce sayısal işaretin gerçek frekans aralığına göre filtre uygulanmalıdır. Yapılan çalışmalarda solunum seslerinin 100 – 2000 Hz bant genişliğinde dağıldığı gözlenmiştir [62]. Bu tez çalışması kapsamında filtreleme işlemi için 100 Hz - 1800 Hz'lik bant geçiren Butterworth Filtre, 1. Tip Chebyshev Filtre ve Eliptik Filtre uygulanmıştır.

3.3.1. Butterworth Filtre

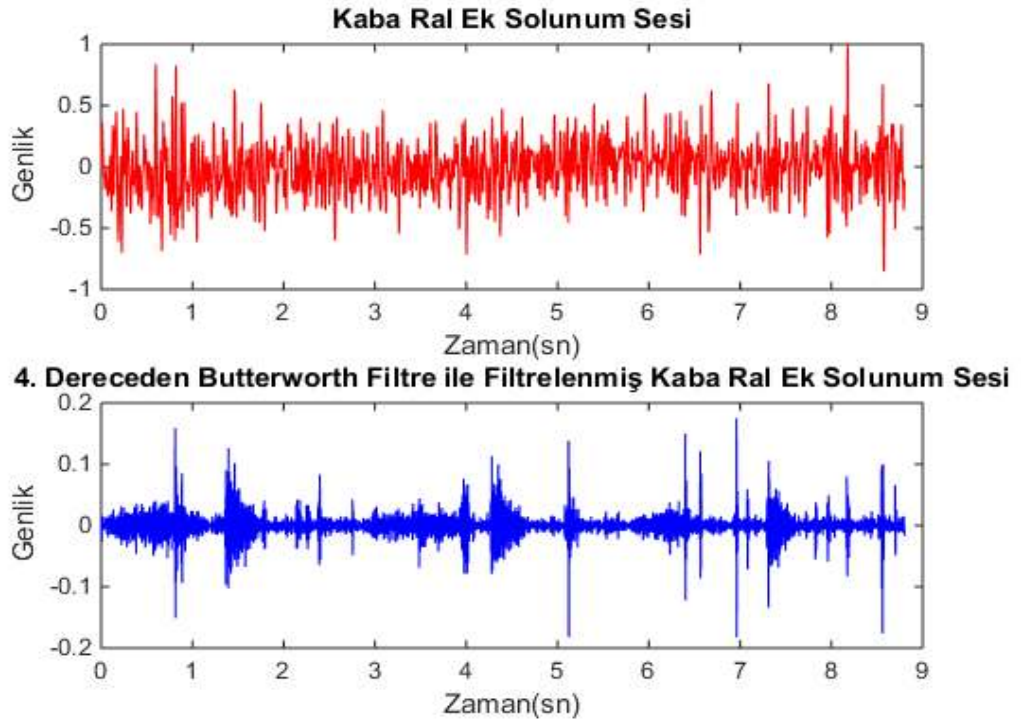
Durdurma ve geçirme bandı dalgalanması olmayan filtrenin diğer filtrelerden farkı derecesi arttığında durdurma bandında sert düşüş gözlemlenmektedir ancak geçirme bandında frekans genlik eğrisinde şeklini korumaktadır.

Butterworth filtre Chebyshev ve Eliptik filtreye göre daha geniş geçiş bölgesine sahip olmasından dolayı durdurma bandı özelliklerinin doğru uygulanabilmesi için daha yüksek filtre derecesine ihtiyaç duymaktadır.

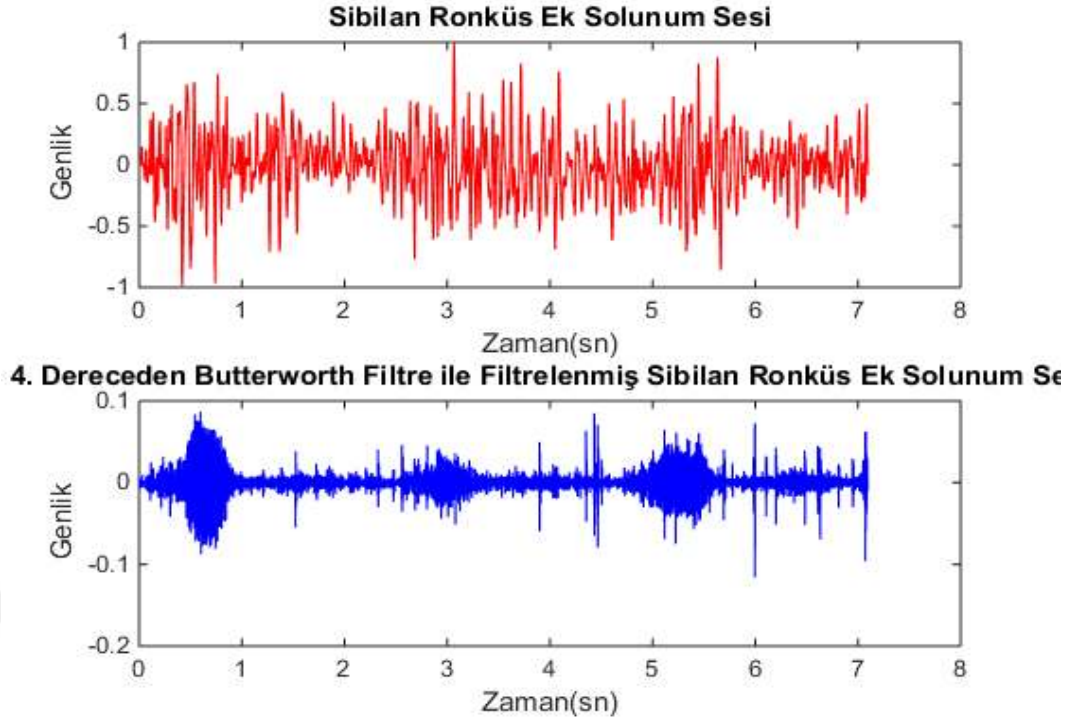
Butterworth filtrenin zayıflama denklemi;

$$a_n = 10 \log[1 + (\frac{\omega}{\omega_c})^{2n}] \text{ dB} \quad (3.2)$$

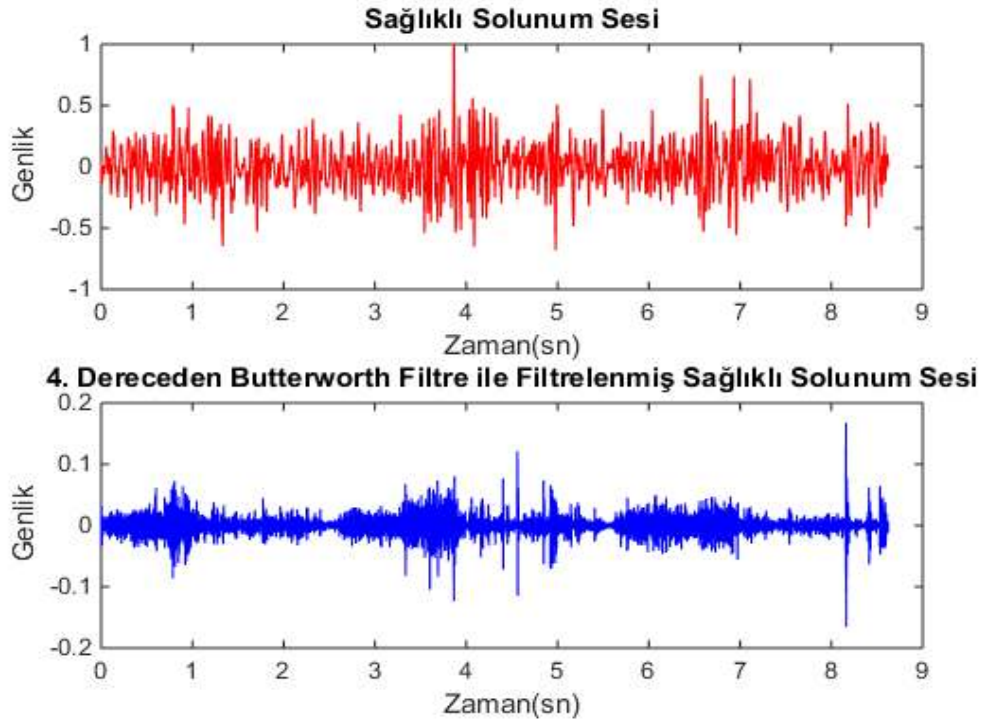
Yukarıdaki denklemde; ω istenen zayıflama değerinin gerçekleştiği frekans, ω_c kesim frekansı ve n filtre derecesidir.



Şekil 3.5. Kaba ral ek solunum sesinin butterworth filtre ile filtrelenmesi



Şekil 3.6. Sibilan ronküs ek solunum sesinin butterworth filtre ile filtrelenmesi



Şekil 3.7. Sağlıklı solunum sesinin butterworth filtre ile filtrelenmesi

3.3.2 Chebyshev Filtre

Geçirme bandı Butterworth filtreye göre daha geniş olan bu filtrelerin geçirme veya durdurma bandında dalgalanmalar mevcuttur. Mevcut dalgacıklar dışında ideal filtreye daha yakın davranan Chebyshev filtrede dalgalanma geçirme bandında ise 1. Tip Chebyshev Filtre, durdurma bandında ise 2. Tip Chebyshev Filtre olarak adlandırılmaktadır. 2. Tip Chebyshev Filtre kullanımı pek yaygın değildir [63]. Bu tez çalışmasında 1. Tip Chebyshev Filtre kullanılmış ve geçirme bandı dalgalanması 0.01 dB olarak belirlenmiştir.

n. dereceden 1. Tip Chebyshev Filtrenin Tanımı;

$$\text{Kazanç}=|H(jw)| = \frac{1}{\sqrt{1+\varepsilon^2 C_n^2(\omega)}} \text{ olarak ifade edilmektedir.} \quad (3.3)$$

Yukarıdaki denklemde belirtilen “ $C_n(\omega)$ ” n. dereceden Chebyshev polinomu $C_n(\omega) = \cosh n * \cosh^{-1} \omega$ ve “ ε ” dalgacık parametresidir. Dalgacık parametresi geçirme bandındaki eş dalgacıkların karakteristiğini belirlemektedir.

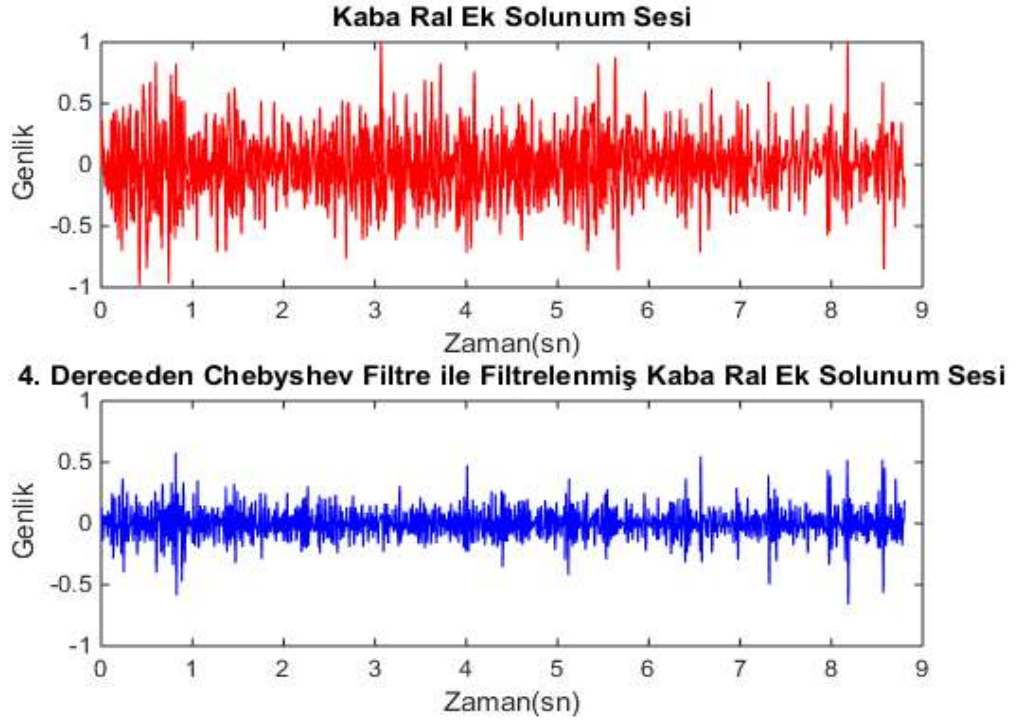
Chebyshev Filtresi için zayıflama denklemi;

$$a_n = 10 \log[1 + \varepsilon^2 C_n^2(\omega)] \text{ dB} \quad (3.4)$$

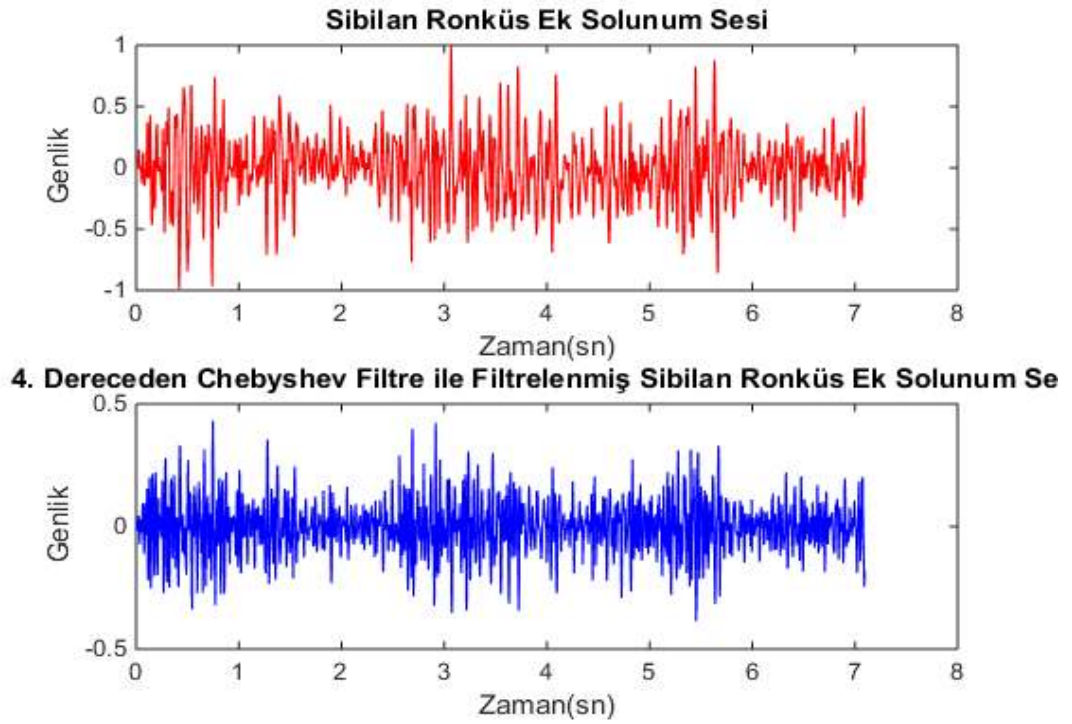
Geçirme bandındaki maksimum zayıflama $C_n(\omega)=1$ iken elde edilmektedir.

$$a_{n(max)} = 10 \log[1 + \varepsilon^2] \quad (3.5)$$

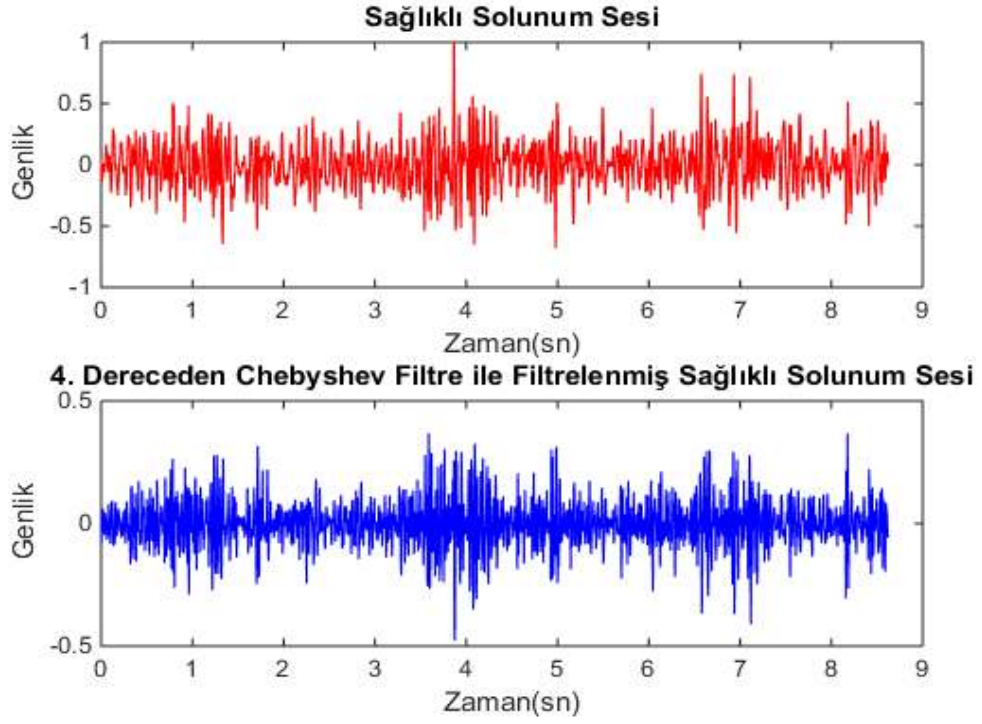
$$\varepsilon = \sqrt{10^{0.1(a_{n(max)})} - 1} \quad (3.6)$$



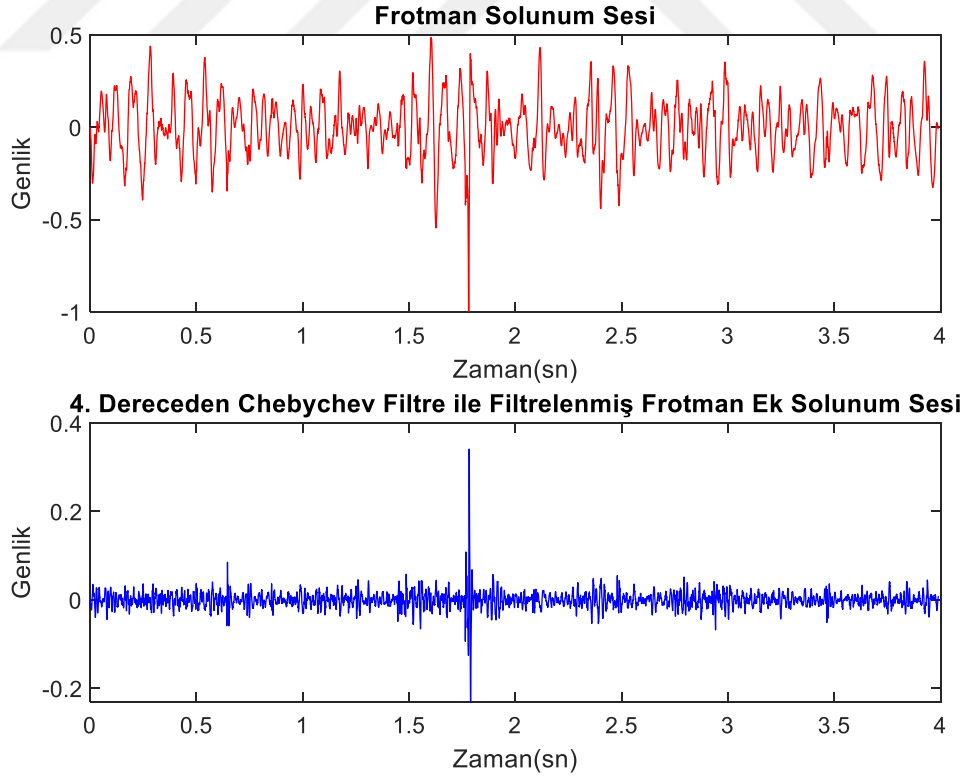
Şekil 3.8. Kaba ral ek solunum sesinin chebyshev filtre ile filtrelenmesi



Şekil 3.9. Sibilan Ronküs Ek Solunum Sesinin Chebyshev Filtre ile Filtrelenmesi



Şekil 3.10. Sağlıklı solunum sesinin chebyshev filtre ile filtrelenmesi



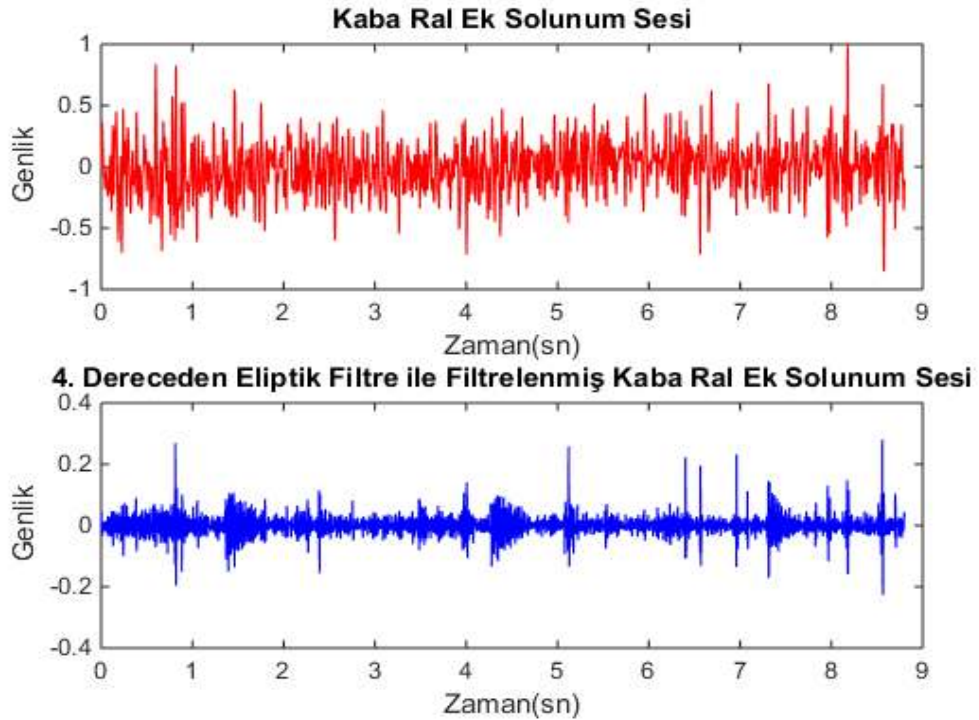
Şekil 3. 11. Frotman ek solunum sesinin chebyshev filtre ile filtrelenmesi

3.3.3 Eliptik Filtre

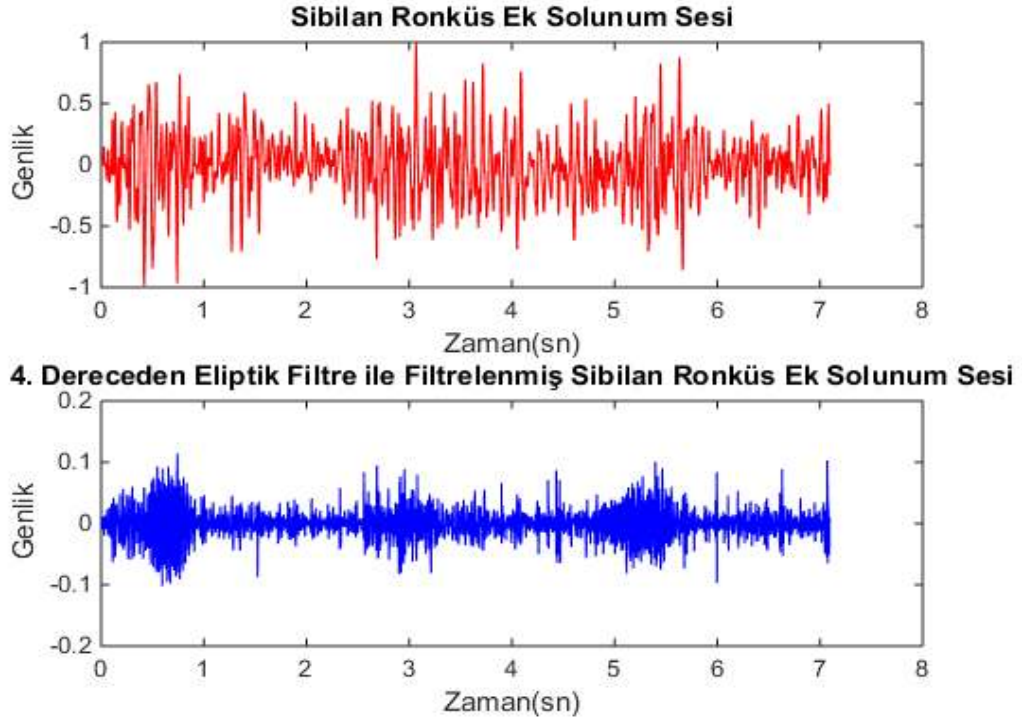
Geçirme ve durdurma bandında sayıları birbirinden bağımsız olarak değişebilen eş dalgacıkları içeren eliptik filtrelerin geçirme bandı Butterworth ve Chebyshev filtreye göre daha kısadır. Dolayısıyla ideale en yakın özellik gösteren bu filtrenin tasarımı zordur. Eliptik filtrenin durdurma bandındaki dalgacık karakteristiği sıfıra yaklaştığında 1. Tip Chebyshev, geçirme bandındaki dalgacık karakteristiği sıfıra yaklaştığında 2. Tip Chebyshev, her iki banttaki dalgacık karakteristiği sıfıra yaklaştığında da Butterworth filtreye dönüşmektedir [63]. Eliptik Filtrenin tanımı;

$$|G_n(\omega)| = \frac{1}{\sqrt{1 + \varepsilon^2 R_n^2(\xi, \omega/\omega_0)}} \quad (3.7)$$

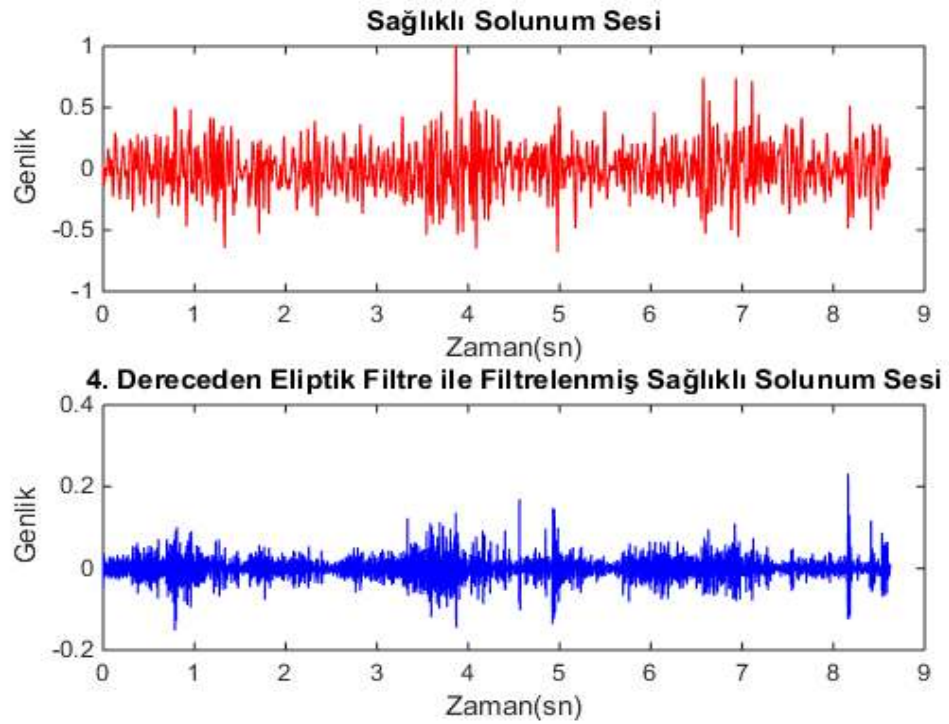
Yukarıdaki denklemde R_n n . dereceden Eliptik rasyonel fonksiyonu, ω_0 kesme frekansı, ε dalgacık katsayısı, ξ seçicilik katsayısıdır. Dalgacık katsayısı durdurma bandındaki dalgacık karakteristiğini belirlerken seçicilik katsayısı ile birlikte kullanılır ise geçirme bandındaki dalgacık karakteristiğini belirlemektedir.



Şekil 3.12. Kaba ral ek solunum sesinin eliptik filtre ile filtrelenmesi



Şekil 3.13. Sibilan ronküs ek solunum sesinin eliptik filtre ile filtrelenmesi



Şekil 3.14. Sağlıklı solunum sesinin eliptik filtre ile filtrelenmesi

3.4. Öznitelik Çıkarım Yöntemleri

Solunum seslerinin filtrelenmesinden sonra oluşan ses sinyallerinin özellikleri öznitelik çıkarım yöntemleri ile zaman, frekans veya zaman- frekans eksenlerinde eş zamanlı olarak incelenmiştir. Öznitelik çıkarım yöntemleri, giriş verisini yüksek doğrulukla az sayıda öznitelik ile tanımlamayı amaçlarlar [64]. Bu tez kapsamında kullanılan öznitelik çıkarım yöntemleri aşağıda sırası ile anlatılmıştır.

3.4.1. Ampirik Kip Ayrışımı (EMD)

Doğrusal olmayan ve durağan olmayan doğal işaretlerin analizinde kullanılan uyarlanabilir bir metottur. Dalgacık dönüşümünün ve Fourier Analizinin aksine zaman ekseninden ayrılmadan sinyalin yüksek ve düşük frekans bileşenlerini saptamaktadır [65]. Fourier ve Dalgacık dönüşümünden daha başarılı bir analiz sağlayan bu yöntemde yüksek frekans bileşenlerinden düşük frekans bileşenlerine doğru sıralanan farklı frekanslardaki İçsel Kip Fonksiyonlarına (IMF) ayrıştırılmaktadır.

IMF olabilmesi için iki şart mevcuttur;

1. Sıfır geçişlerinin sayısının, uç noktasının (extreme) sayısına eşit olması veya aralarındaki farkın 1 olmasıdır.
2. Yerel minimum ve yerel maksimum değerlerinin belirlediği zarfların ortalama değerlerinin herhangi bir noktada 0 olması gereklidir [66].

IMF'ler sinyalden 'eleme' (sifting) işlemiyle elde edilmektedir. Bir $x(t)$ sinyali göz önüne alınırsa eleme işlemi aşağıdaki adımlardan oluşmaktadır: [67]

1. $x(t)$ 'nin tüm yerel minimum ve yerel maksimum noktaları bulunur.
2. Eğri ara değerlendirmesi (kübik spline interpolasyon) ile yerel maksimum noktaları kullanılarak üst zarf $e_{\max}(t)$ ve yerel minimum noktaları kullanılarak $e_{\min}(t)$ hesaplanır.
3. Alt ve üst zarfların ortalaması $m_1(t) = [e_{\min}(t) + e_{\max}(t)]/2$ olarak hesaplanır ve giriş sinyalinden çıkarılarak $h_1(t) = x(t) - m_1(t)$ bulunur.

4. $h_1(t)$ 'nin yukarıda belirtilen IMF şartlarını sağlama durumu kontrol edilir. Eğer sağlıyorsa $IMF_1(t) = h_1(t)$ olarak kabul edilir.
5. Eğer $h_1(t)$ IMF olma şartlarını sağlamazsa, yeni bir sinyal olarak kabul edilir ve adım 1-4 $h_2(t)$ 'yi oluşturmak için $h_1(t)$ üzerinden tekrarlanır. Eğer $h_2(t)$ IMF olma şartlarını sağlayamıyorsa, eleme işlemini sonlandırmak için bir standart sapma olan durdurma kriteri hesaplanır. Durdurma kriteri şu şekilde verilmektedir:

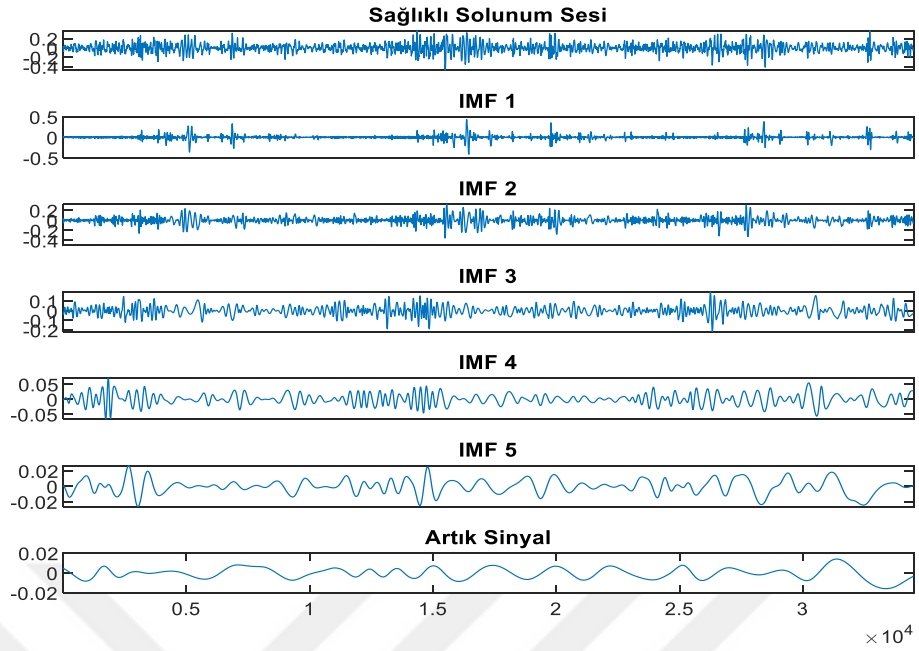
$$SD(i) = \sum_{t=0}^N \frac{|h_{i-1}(t) - h_i(t)|^2}{h_{i-1}^2(t)} \quad (3.9)$$

Genellikle, SD (standart sapma) değer aralığı 0,2 ile 0,3 arasındadır. $h_2(t)$ SD'yi karşılırsa, $IMF_1(t) = h_2(t)$ olur. Eğer durdurma ölçütlerini karşılamazsa, yeni bir sinyal olarak kabul edilir ve Adım 1-5 boyunca, $h_i(t)$ IMF ya da SD'nin şartlarını sağlayıncaya kadar $h_i(t)$ 'yi oluşturmak için $h_2(t)$ üzerinden işlemler tekrarlanır. Ve $IMF_1(t) = h_i(t)$ olarak hesaplanır.

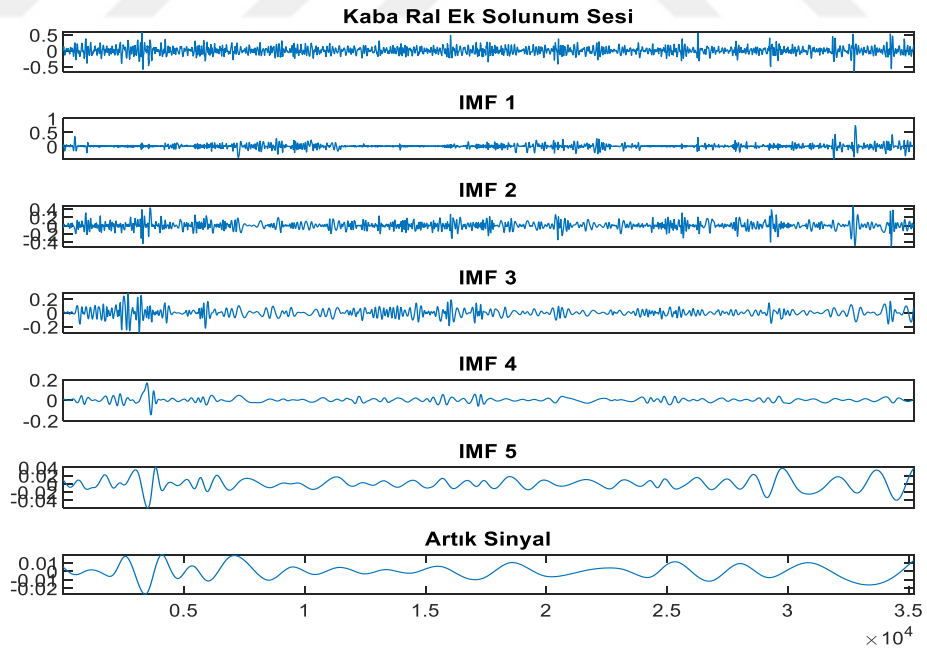
6. $IMF_1(t)$ oluşturulur. $IMF_1(t)$ 'nin $x(t)$ sinyalinden çıkarılması ile artık $r_1(t)$ elde edilir. Bir sonraki artık sinyali bulmak için $r_1(t)$ orijinal sinyal olarak kabul edilir ve adım 1- 5 tekrar edilir. Monoton bir dizi olan artık sinyal, $r_n(t) = r_{n-1}(t) - IMF_n(t)$ olarak ifade edilir. Eleme işlemi sonrasında, orijinal sinyal gibi birçok IMF bileşeninden ve artık $r_n(t)$ 'den oluşmuş olur. Ve aşağıdaki gibi ifade edilebilir;

$$x(t) = \sum_{i=1}^n IMF_i(t) + r_n(t) \quad (3.10)$$

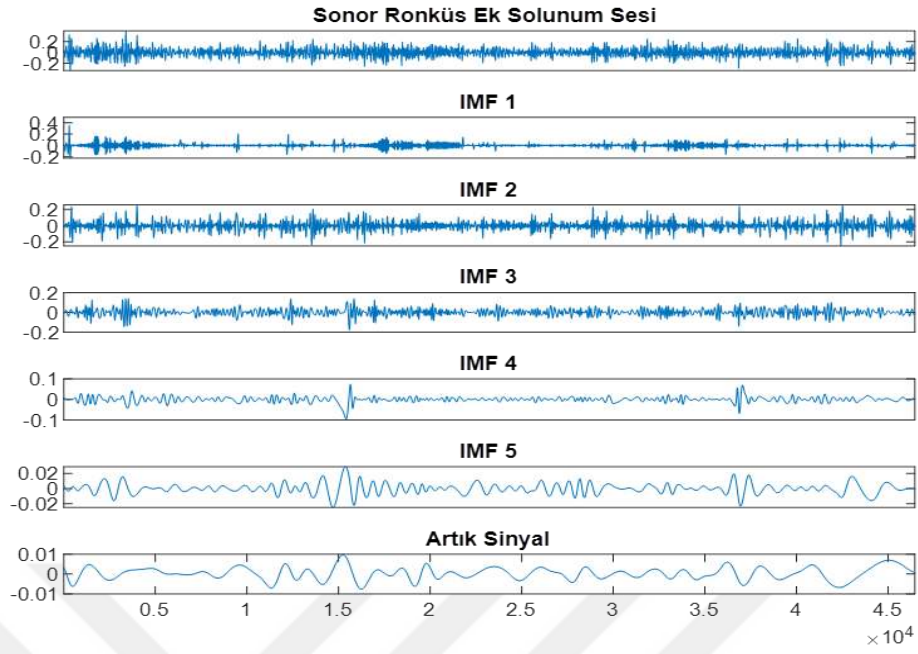
Bu çalışmada ilk 5 IMF katsayısı kullanılarak öznelilik çıkarımı gerçekleştirilmiştir. 3.15, 3.16, 3.17 ve 3.18 'de 4. dereceden Chebyshev filtre ile filtrelenmiş sağlıklı solunum sesi, kaba ral ek sesi, sonor ronküs ek sesi ve stridor ek sesinin EMD yöntemi ile elde edilen ilk 5 IMF'si ve artık sinyali gösterilmiştir.



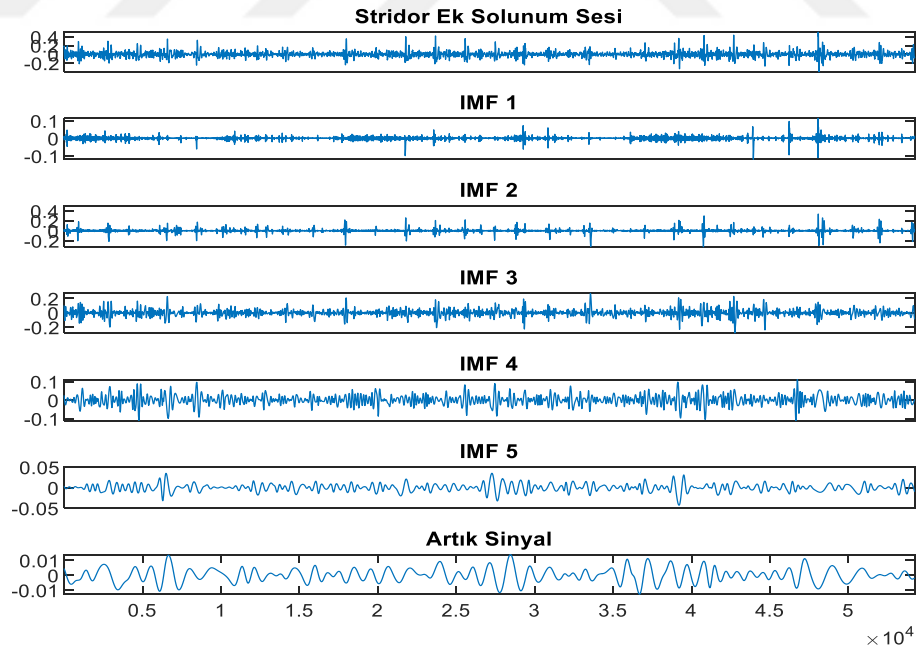
Şekil 3.15. EMD ile öznitelikleri belirlenen sağlıklı solunum sesine ait ilk 5 IMF ve artık bileşen



Şekil 3.16. EMD ile öznitelikleri belirlenen kaba ral ek solunum sesine ait ilk 5 IMF ve artık bileşen



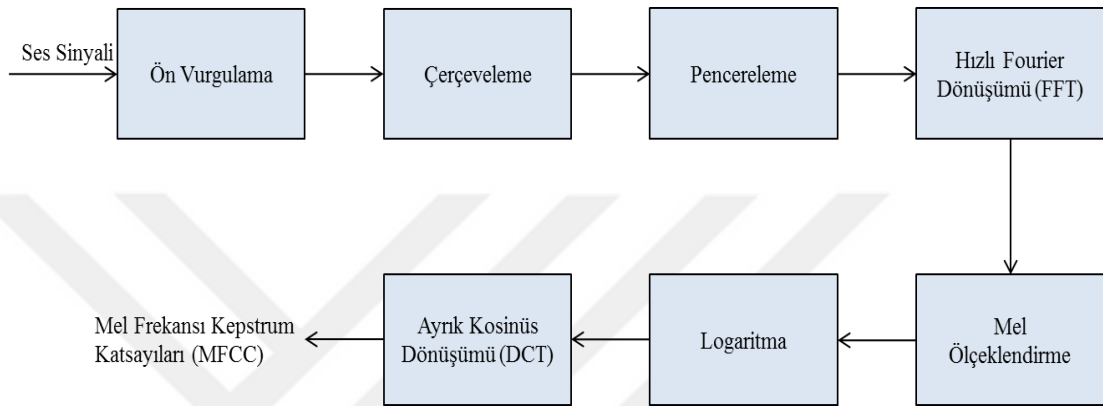
Şekil 3.17. EMD ile öznitelikleri belirlenen sonor ronküs ek solunum sesine ait ilk 5 IMF ve artık bileşen



Şekil 3.18. EMD ile öznitelikleri belirlenen stridor ek solunum sesine ait ilk 5 IMF ve artık bileşen

3.4.2. Mel Frekans Kepstrum Katsayıları (MFCC)

Mel frekans kepstum katsayıları insanın frekans algılaması göz önüne alınarak geliştirilen, ses analizinde sıklıkla kullanılan öznelik çıkarım metodudur. MFCC temelinde ses sinyalinin düşük frekans bileşenlerinin yüksek frekans bileşenlerine göre daha önemli bilgi taşıdığını varsayarak doğrusal olmayan bir ölçeklendirme yapmaktadır. MFCC özneliklerini Şekil 3.19 'da belirtilen blok diyagramıyla elde edilmektedir.



Şekil 3.19. MFCC özneliklerinin elde edilmesine ilişkin blok diyagram

Ön vurgulama işlemini işareti çerçevelemeden önce spektral olarak düzleştirmek ve olası etkilere duyarlılığını azaltmak için uygulanmaktadır. Ön vurgulama için giriş sinyali birinci dereceden FIR filtreden geçirilmektedir. FIR filtrenin transfer fonksiyonu;

$$H(z) = 1 - \alpha * z^{-1} \quad (3.11)$$

şeklindedir. α ön vurgulama katsayısı olup 0.9 ile 1 arasında değişiklik göstermektedir [68]. Bu çalışmada α katsayısı 0,96 olarak belirlenmiştir.

Çerçeveleme ile giriş sinyali sabit uzunluklu N adet örnekten oluşan çerçevelere ayrılmaktadır. İlk çerçeve N örnekten oluşurken sonraki çerçeve ilk çerçeveden M örnek sonra başlamaktadır. N-M örneğin örtüşmesi ile çerçeve sonundaki sinyalin kaybı önlenmektedir. Çerçevenin örtüşme oranı çerçeve uzunluğunun %30'u ile %75'i arasında değişmektedir [69].

Pencereleme işleminde her bir çerçeve pencerelenerek sinyalin orta bölgeleri güçlendirilerek kenar bölgelerindeki süresiz kısımlar azaltılmaktadır. Böylece çerçeveleme ile oluşan spektral bozulmanın önüne geçilmektedir. Yaygın olarak Hamming, Hanning, BlackmanHarris, Gauss, dikdörtgen ve üçgen pencere fonksiyonları kullanılmaktadır. Bu çalışmada solunum sesleri 40 ms uzunluklu Hamming pencere fonksiyonu kullanılarak pencerelenmiştir.

Hızlı Fourier Dönüşümü (FFT) ile pencerelenen sinyal zaman ekseninden frekans eksenine aktarılmaktadır. FFT ayrık fourier dönüşümünü hızlı biçimde gerçekleştirir. n örnek uzunluklu bir sinyalin FFT dönüşümü 3.12 eşitliği ile tanımlanmaktadır;

$$X[k] = \sum_{n=0}^{N-1} x[n] * e^{-2\pi jkn/N}, \quad k = 0, 1, \dots, N-1 \quad (3.12)$$

Sinyalin Mel spektrumunu elde etmek için FFT ile genlik spektrumu hesaplanan sinyal Mel ölçekli üçgen filtre takımından geçirilmektedir. Mel ölçekli filtre takımında elde edilmeye çalışılan kepstrum katsayısı kadar üçgen filtre bulunmalıdır. Mel ölçeğine göre 1 kHz frekanslı bir ses 1000 mel olarak tanımlanmaktadır. Bu ölçek ile 1 kHz' e kadar doğrusal, 1 kHz' den sonra ise logaritmik olarak değişen aralıklardan oluşmaktadır. Verilen frekans değerinin Mel ölçeğinde karşılığı 3.13 eşitliği ile tanımlanmaktadır;

$$mel(f) = 2595 \log\left(1 + \frac{f}{700}\right) = 1127 \ln\left(1 + \frac{f}{700}\right) \quad (3.13)$$

Mel ölçekli fitrelerin çıkışında elde edilen sinyalin logaritması alınmaktadır. Bu işlem ile öznitelik vektörlerinin değişimlere karşı gösterdiği hassasiyet azaltılmaktadır. 1. dereceden filtrenin logaritmik enerji çıkışı $m(l)$ eşitlik 3.14'de verilmiştir. $X[k]$ orijinal kaynak sesi, $F_1[k]$ ise 1. dereceden filtre çıkışı ve filtrenin bant genişliğine bağlı değişen normalizasyon katsayısı A_1 3.15 eşitliğiyle tanımlanmıştır.

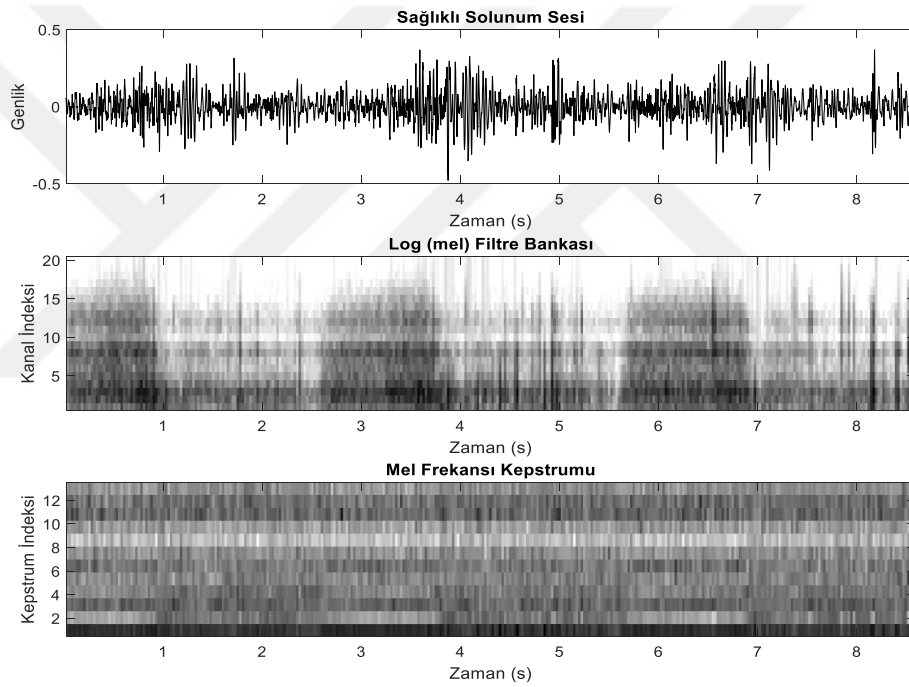
$$m(l) = \log\left(\frac{1}{A_1} \sum_{k=L_1}^{U_1} F_l[k] X[k]\right) \quad (3.14)$$

$$A_1 = \sum_{k=L_1}^{U_1} F_l[k] \quad (3.15)$$

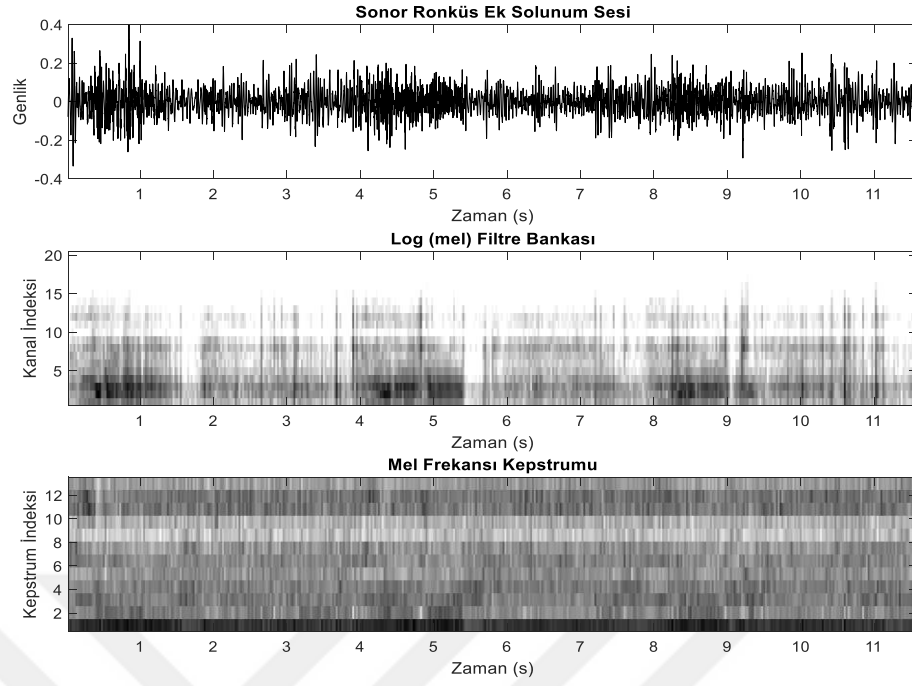
Ayrık Kosinüs Dönüşümü ile logaritmik mel ölçeğindeki veriler zaman ortamına aktarılmaktadır. Böylece Mel Frekansı Kepstrum Katsayıları elde edilmiş olur. FS filtre sayısı, $m(l)$ logaritma işlemi sonucu elde edilen sinyal olmak üzere MFCC katsayıları;

$$MFCC(i) = \frac{1}{FS} \sum_{l=1}^{FS} m(l) \cos \left(i \left(l - \frac{1}{2} \right) \frac{\pi}{FS} \right) \quad (3.16)$$

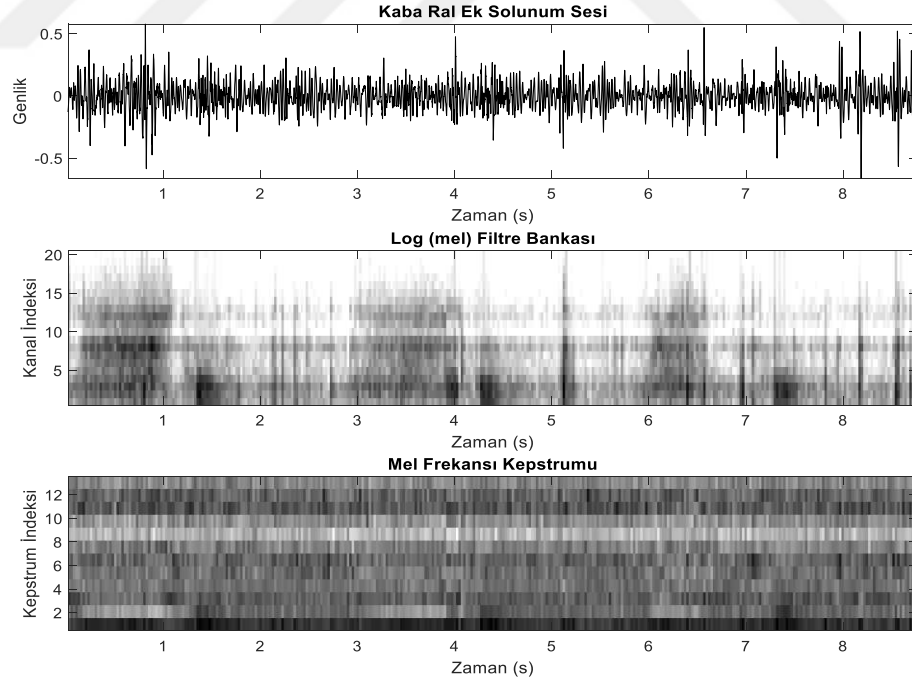
olarak ifade edilmektedir. Bu çalışmada 13 Kepstral Katsayı kullanılarak öznelilikler elde edilmiştir. Şekil 3.20, Şekil 3.21 ve Şekil 3.22 ‘de bazı solunum seslerine ait Mel Frekansları Kepstrumu verilmiştir.



Şekil 3.20. Sağlıklı solunum sesine ait Mel Frekansı Kepstrumu



Şekil 3.21. Sonor ronküs ek sesine ait Mel Frekanslı Kepstrumu



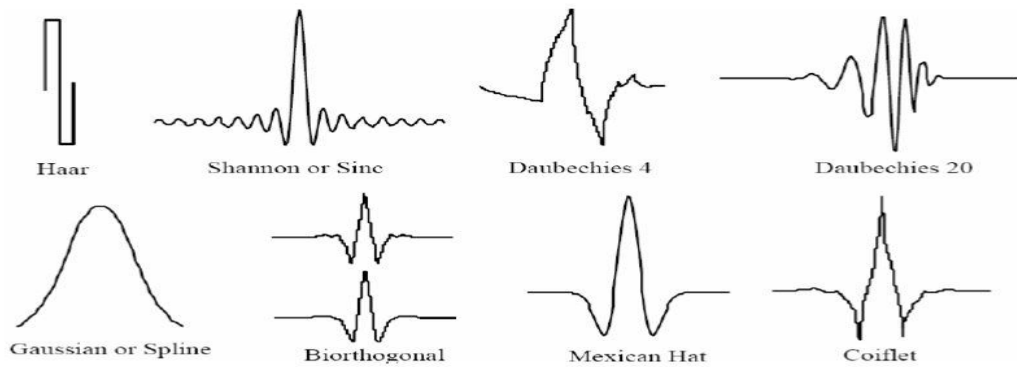
Şekil 3.22. Kaba ral ek sesine ait Mel Frekanslı Kepstrumu

3.4.3. Dalgacık Dönüşümü

Fourier dönüşümü zaman ekseninde tanımlı, durağan ve periyodik sinyallerin analizinde kullanılan, sinyali frekans boyutunda inceleyerek frekans bilgisi sağlayan bir analiz yöntemidir. Ancak dinamik ve periyodik olmayan sinyaller için yalnızca frekans analizi yeterli değildir. Dalgacık dönüşümü akciğer sesleri gibi durağan, lineer ve periyodik olmayan sinyal analizinde sıkça kullanılan dönüşüm yöntemidir. Dalgacık dönüşümüyle sinyal hem zaman hem de frekans boyutunda tanımlanmaktadır böylece sinyalin frekans bileşenlerinin zamana göre nasıl değişim gösterdiği bilgisi sağlanmaktadır.

Dalgacık dönüşümünün zaman-frekans ilişkisinden dolayı yüksek frekans bilgisinin önemli olduğu durumlar için dar pencere büyüklüğü, düşük frekans bilgisinin önemli olduğu durumlar için ise geniş pencere büyüklüğü kullanılmaktadır [41]. Kullanılan farklı pencere genişliğiyle hem zaman hem de frekans ekseninin çözünürlüğünü artmakta ve Dalgacık dönüşümünü Fourier dönüşümünden daha verimli kılmaktadır.

Dalgacık dönüşümünün en önemli noktası düzensiz, sınırlı süreli ve asimetrik sinyal parçalarının farklı ölçeklerde ötelenmiş versiyonları olan ana dalgacık fonksiyonlarıdır. Ana dalgacık fonksiyonları için ölçekleme ve öteleme parametreleri önemlidir. Ana dalgacığı genişletip sıkıştırarak şeklini değiştiren parametre ölçekleme parametresi, zaman ekseninde kaydırarak konumunu değiştiren ise öteleme parametresidir. Farklı özellik ve kullanım amacına sahip bazı ana dalgacık fonksiyonları Şekil 3.23 'de verilmiştir [70].



Şekil 3.23. Örnek ana dalgacık fonksiyonları

3.4.3.1 Sürekli Dalgacık Dönüşümü (CWT)

Sürekli dalgacık dönüşümü, dalgacık fonksiyonunun kaydırılarak ölçekleme parametresi ile çarpılmasının ardından zaman alanı boyunca toplanmasıdır [71]. Matematiksel ifadesi;

$$CWT(\tau, s) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) * \psi_{s,\tau}(t) dt \quad (3.17)$$

$$\psi_{s,\tau}(t) = \frac{1}{\sqrt{|s|}} \psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) \quad (3.18)$$

şeklindedir. $\psi_{s,\tau}(t)$ ana dalgacık fonksiyonu, s ölçekleme ve τ öteleme parametresidir. CWT sonucunda ölçek ve konuma bağlı dalgacık katsayıları elde edilmektedir.

3.4.3.2 Ayırık Dalgacık Dönüşümü (DWT)

Dalgacık dönüşümü ile tüm ölçek aralıklarında analiz yapılırsa büyük veri yığınları oluşur ve analiz süresi artar. Bunu engellemek amacıyla belirli ölçek gruplarıyla analiz yapılması Ayırık Dalgacık Dönüşümü olarak tanımlanmaktadır.

Ayrık dalgacık dönüşümü, ölçekleme parametresinin $s = s_0^m$ şeklinde ayrıştırılması ve öteleme parametresinin ölçekleme parametresine bağlı olarak $\tau = n\tau_0 s_0^m$ olarak gerçekleşmesi ile elde edilir. Parametreler yerine konulduğunda elde edilecek olan Ayırık dalgacık fonksiyonları denklem 3.19'da verilmiştir.

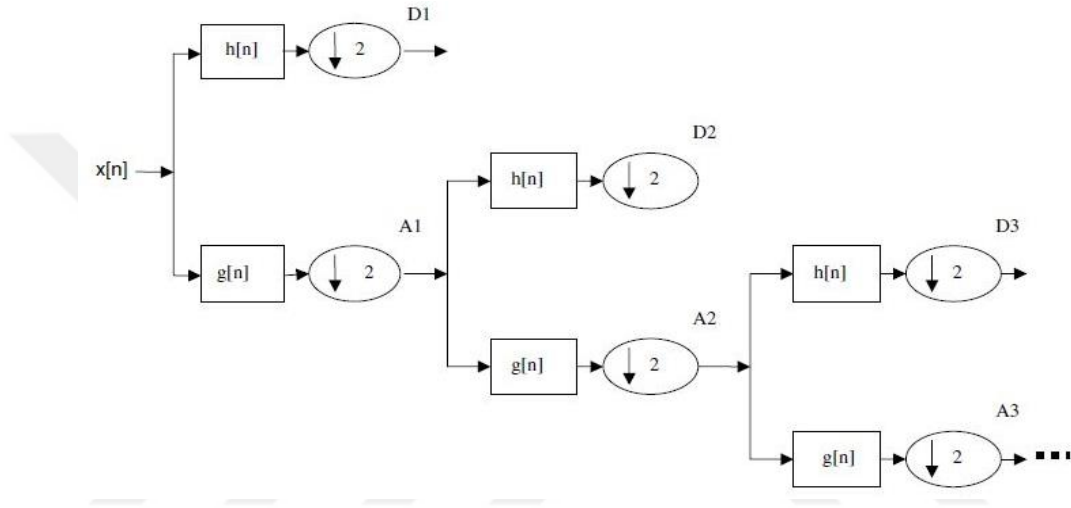
$$\psi_{m,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{|s_0^m|}} \psi\left(\frac{t-n\tau_0 s_0^m}{s_0^m}\right) \quad (3.19)$$

Ayrık Dalgacık Analizi için ölçekleme ve öteleme parametresi (s, τ) ikinin kuvveti olarak tanımlanır ise daha etkili ve doğru analiz sonuçları elde edilmektedir. Öteleme ve ölçekleme parametresinin ikinin kuvveti olarak seçilmesi için $s_0 = 2$ ve $\tau_0 = 1$ alınarak yerine yerleştirilirse Ayırık Dalgacık Dönüşümü 3.20 eşitlikle ifade edilir [38].

$$DWT(\tau, s) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) * \psi_{m,n}(t) dt \quad (3.20)$$

$$\psi_{m,n}(t) = \frac{1}{2^{m/2}} \psi\left(\frac{t-n2^m}{2^m}\right) \quad (3.21)$$

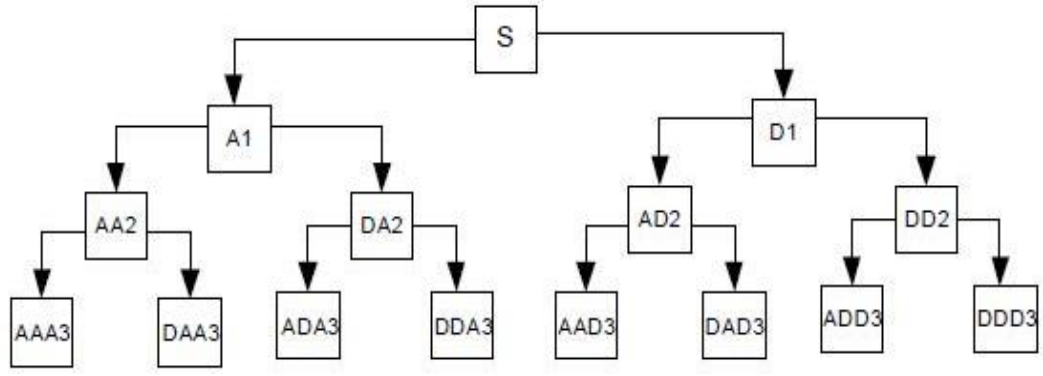
Ayrık dalgacık dönüşümü sinyali yüksek ve alçak geçiren filtreleri kullanarak alt bileşenlerine ayırır. Şekil 3.24 'de giriş sinyali $x[n]$ Ayrık Dalgacık Dönüşümü ile alt bileşenlerine ayrılmaktadır. $h[n]$ yüksek geçiren ana dalgacık, $g[n]$ ise alçak geçiren ana dalgacık modelidir. Düşük frekanslı bileşenleri A (yaklaşım katsayıları), yüksek frekanslı bileşenleri ise D (detay katsayıları) ile gösterilmiştir. Yaklaşım katsayılarına istenilen sinyaller elde edilene kadar dalgacık dönüşümü tekrar uygulanmaktadır. Şekil 3.24'de ayrık dalgacık dönüşümü alt bileşenleri verilmiştir [72].



Şekil 3.24. Ayrık dalgacık dönüşümü alt bileşenleri

3.4.3.3 Dalgacık Paket Dönüşümü (WPT)

Coifman ve Winkerhauser tarafından önerilen dalgacık paket dönüşümünde ayrık dalgacık dönüşümünden farklı olarak yalnızca yaklaşım katsayılarına değil detay katsayılarına da tekrar dalgacık dönüşümü uygulanır. Dalgacık paket dönüşümü ayrışması, filtre sayısının ve frekans bantlarının seviye ağacıyla ilişkili olduğu çok kanallı filtrelemeye eşdeğerdir [39]. Bu tez çalışmasında ayrıştırma seviyesi 4, dalgacık tipi Daubechies 5 (db5) olarak belirlenmiştir. Şekil 3.25'de sinyalin dalgacık paket dönüşümü ile alt bileşenlere ayrılmasına ilişkin görsel mevcuttur [73].



Şekil 3.25. Sinyalin dalgacık paket dönüşümü ile alt bileşenlere ayrılması

3.4.4. Güç Spektrum Yoğunluğu (PSD)

Bir sinyalin frekans bandı üzerindeki güç dağılımı olarak tanımlanan güç spektrum yoğunluğu Fourier dönüşümü temelli bir analiz yöntemidir. Spektrum analizi için iki temel yaklaşım söz konusudur. Parametrik yöntemler sinyal için varsayılan bir model ortaya koyup, model için parametre oluşturma esasına dayanmaktadır. Parametrik olmayan yöntemler ise güç spektrum yoğunluğunun temel tanımlarını kullanarak sinyal üzerinde herhangi bir varsayımda bulunmamaktadır. Sinyal önerilen model için gerekli özellikleri sağlayabiliyorsa parametrik yöntemler ile daha başarılı sonuçlar alınmaktadır ancak sağlayamıyorsa parametrik olmayan yöntemler tercih edilmelidir.

Periyodik sinyallerin Fourier analizi ile frekans bileşenleri bulunabilmekte iken periyodik olmayan sonlu sinyallerde direk Fourier analizi yapılamamaktadır. Periyodik olmayan sinyallerin Fourier analizi yapabilmek için sinyal 2^m olacak şekilde dikdörtgen pencerelere ayrılmaktadır. Her bir pencerenin frekans spektrumu hesaplanmaktadır. n uzunluklu, $x[n]$ sinyaline N boyutlu pencere uygulandığında her bir penceredeki sinyalin Fourier dönüşümü katsayıları;

$$X[k] = \sum_{n=0}^{N-1} x[n] * e^{-2\pi jkn/N} , \quad k = 0, 1, \dots, N-1 \quad (3.22)$$

ile ifade edilir. Elde edilen katsayılar ile PSD 3. denkleminde bulunmaktadır.

$$P(k) = 10 * \log |X[k]|^2 \quad (3.23)$$

3.4.4.1. Welch Metoduyla Güç Spektrum Yoğunluğu Hesaplama

Periodogram metodu parametrik olmayan yöntemlere dayanan, Fourier dönüşümü temelli, klasik spektral analiz yöntemlerindendir. Periodogramın iyileştirilmiş hali Welch tarafından önerilmekte olup sinyal üst üste çıkışacak segmentlere ayrılmaktadır.

Welch metodu aşağıdaki adımlardan oluşmaktadır; [41]

1. n uzunluklu zaman serisi giriş sinyali, N pencere uzunluklu, $K = \frac{n}{N}$ adet segmente ayrılmaktadır.
2. $x_i(t) = x(t + N(i - 1))$, $i = 1, \dots, K$; $t = 0, \dots, N - 1$ (3. 24)
3. K adet segment pencereden geçirilerek $x_i(t) * W_i(t)$ şekline dönüştürülmektedir.
4. Pencere fonksiyonuyla çarpılan sinyalin Ayırık Fourier Dönüşümü (DFT) kullanılarak periodogramı bulunur;

$$P(w, i) = \frac{1}{A} * |DFT(x_i(t) * W_i(t))|^2 \quad (3.25)$$

$$A = \frac{1}{N} \sum_{t=0}^{N-1} W^2(t) \quad (3.26)$$

5. Son olarak denklem 3. 'deki eşitlik kullanılarak PSD hesaplanır.

$$PSD(w) = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K P(w, i) \quad (3.27)$$

Bu tez çalışmasında Welch metodu ile Güç Spektral Analizi ile öznelik çıkarımı için solunum sesleri 256 pencereye bölünmüştür ve pencere fonksiyonu Hamming olarak belirlenmiştir.

3.5. Sınıflama Yöntemleri

Öznitelik çıkarım yöntemleri ile elde edilen öznitelikler sınıflama algoritmalarıyla değerlendirilerek sınıflama başarısı belirlenmektedir.

3.5.1. k En Yakın Komşu Algoritması (k NN)

k En Yakın Komşu Algoritması veri setindeki eğitim örneklerinin yakınlığına dayanarak verileri sınıflandıran danışmanlı ve parametrik olmayan bir sınıflama yöntemidir. Algoritma eğitim gerektirmemesi, kolay gerçekleştirilebilir olması, yerel bilgilere uyarlanabilir olması ve gürültülü eğitim verilerine dirençli olması gibi avantajları ile makine öğrenmesi yöntemleri içerisindeki popülerliğini yıllardır korumaktadır [74].

Algoritma, yeni bir veriyi sınıflamak için hangi sınıfa dâhil olduğu bilinen eğitim verilerinin k tanesinin yakınlığına bakarak işlem yapmaktadır. k değeri algoritmanın başında sezgisel olarak tanımlanmaktadır. Yakınlık hesabı için Manhattan, Hamming, Öklid ve Minkowski gibi uzaklık denklemleri kullanılmaktadır. En çok tercih edilen uzaklık denklemi iki nokta arasındaki doğrusal uzaklığı hesaplamayı sağlayan Öklid uzaklığıdır. Öklid uzaklığı denklem 3.28'de verilmiştir.

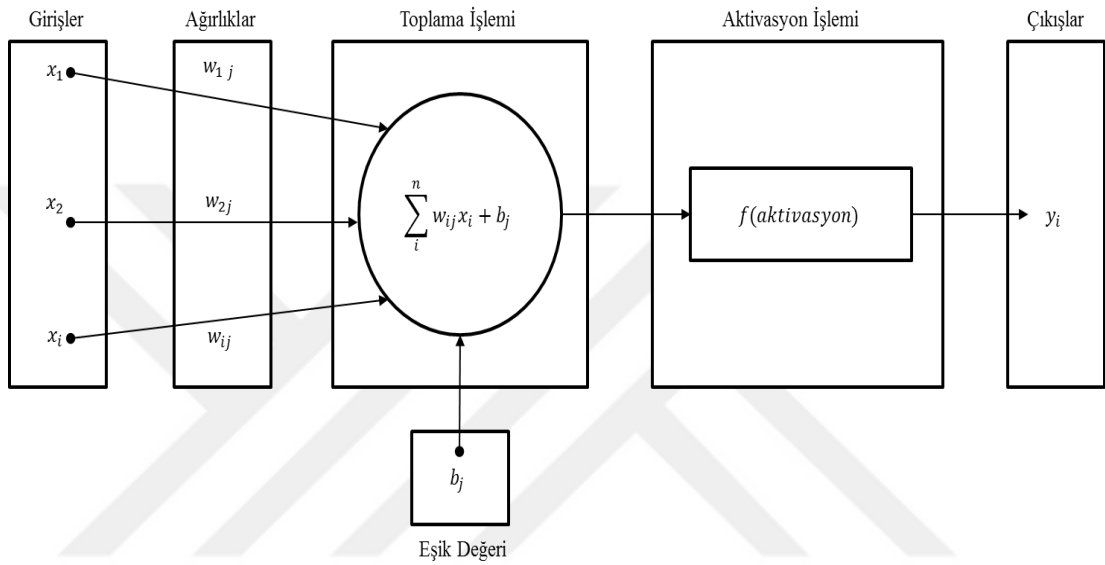
$$d = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (3.28)$$

k NN algoritması aşağıdaki adımlardan oluşmaktadır;

1. k sabiti belirlenir.
2. Yeni gelen veri, eğitim veri setindeki tüm verilerle tek tek işleme alınır ve aralarındaki uzaklıklar uzaklık fonksiyonları ile hesaplanır.
3. Uzaklıklar arasında yeni veriye en yakın k tane veri seçilir.
4. Seçilen verilerden oluşan küme içerisinde hangi sınıfa ait veri fazla ise yeni veri o sınıfa atanır.

3.5.2. Yapay Sinir Ağı (ANN)

Yapay Sinir Ağı, insan beyninin çalışma yapısından ilham alınarak geliştirilen, ağırlıklı bağlantılar aracılığıyla birbirine bağlanan ve her biri kendi belleğin sahip işlem elemanlarından oluşan paralel ve dağıtılmış bilgi işleme yapısıdır [75]. Diğer bir deyişle beyin nöron işleyişinden esinlenerek belli bir amaca yönelik oluşturulan öğretilbilir topolojik yapıdır. Yapay Sinir Ağları sınıflama, tahmin ve modelleme problemleri için kullanılmaktadır.



Şekil 3.26. Bir sinir hücresinin matematiksel modellemesi

Dış ortamdan veya başka bir sinir hücresinden alınan veri girişler ($x_1, x_2, \dots, x_i$) tarafından nörona taşınır. Girişlerin sinir hücresi üzerindeki etkisini belirleyen ağırlık ($w_{1j}, w_{2j}, \dots, w_{ij}$) katsayıları girişin önemine göre değişmektedir. Toplama işlemi sırasında sinir hücresinde her bir ağırlığın ait olduğu girişle çarpımının toplamı eşik değeri (b_j) ile toplanarak aktivasyon işlemine gönderilir. Toplama işlemi probleme göre değişebilmektedir. Ağırlıklandırılmış girişler aktivasyon fonksiyonundan geçirilerek çıkışa iletilmektedir. Aktivasyon fonksiyonu ağıın yapısına göre tanjant hiperbolik, parçalı lineer, logaritmik fonksiyon olabilmektedir.

Yapay Sinir Ağları temelde ileri beslemeli ve geri beslemeli yapay sinir ağları olmak üzere ikiye ayrılmaktadır. Verilerin yalnızca giriş hücrelerinden çıkış hücrelerine tek yönlü bağlantılarla aktarıldığı yapay sinir ağı modeli ‘ileri beslemeli ağ’ olarak adlandırılmaktadır. Gecikmenin olmadığı bu ağ yapısı girişler ve çıkışlar

arasında doğrusal olmayan eşlemeler için tahminde bulunmak için kullanılır. İleri beslemeli yapay sinir ağında, öğreticiden alınan istenilen çıkış değeri ağın çıkış değerleri ile karşılaştırılmakta ve karşılaştırma sonucu elde edilen hata verisi kullanılarak sistemin ağırlıkları güncellenmektedir. Algılayıcılar ve Adaptif Doğrusal Elemanlar bu tip ağlara örnek verilebilir. Çıkış hücreleri ile giriş hücreleri arasında hem ileri hem de geri yönde bağlantının söz konusu olduğu yapay sinir ağı modeli ‘geri beslemeli ağ’ olarak adlandırılmaktadır. Çıkış ve gizli katmanlardaki çıkışların, giriş katmanına veya önceki gizli katmanlara geri beslendiği bu modelde geri besleme ağın eğitimi geciktirmektedir. Hopfield, Kohonen ve Anderson ağları bu tip ağlara örnek verilebilir [76], [77]. [68, 69].

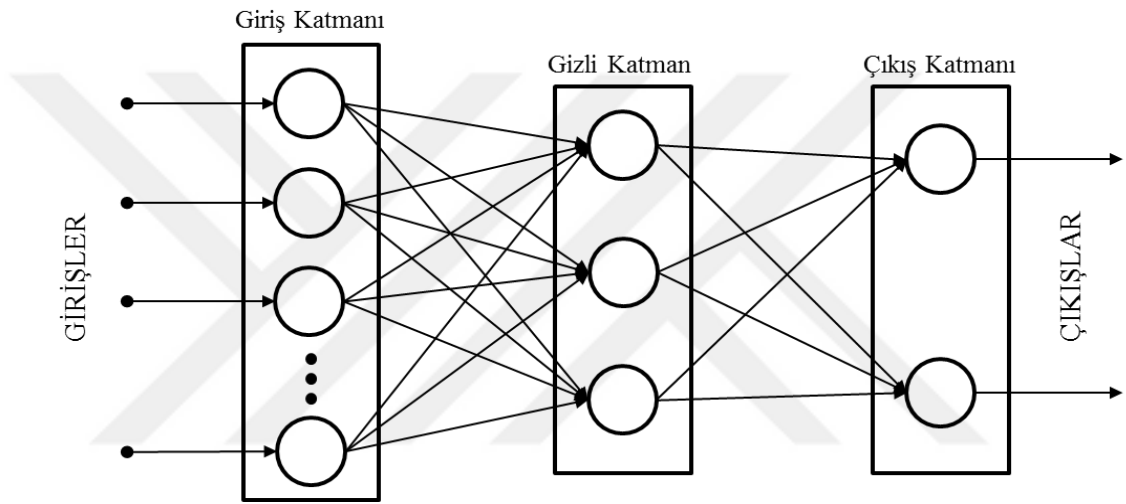
Bir yapay sinir ağında öğrenme, ağın sinir hücreleri arasındaki bağlantı kuvvetlerini, probleme uygun çözümleri üretecek kombinasyona ulaştırması sürecidir. Öğrenme sürecinde uygun çözüme ulaşmak için sinir hücreleri arasında yeni bağlantılar oluşturulabilir, mevcut bağlantılar yok edilebilir veya mevcut bağlantıların ağırlıkları değiştirilebilir. Yapay Sinir Ağının eğitimi için birçok öğrenme algoritması geliştirilmiştir [74], [76]. [66, 68]. Bunlardan bazıları aşağıda verilmiştir;

- Geri Yayılım Algoritması
- Esnek Yayılım Algoritması
- Delta Bar Delta Algoritması
- Geliştirilmiş Delta Bar Delta Algoritması
- Hızlı Yayılım Algoritması
- Levenberg-Marquardt Algoritması
- Genetik Algoritma
- BFGS Quasi-Newton Geri yayılım Algoritması

Bu tez kapsamında solunum seslerinin sınıflanması için kullanılan ağ yapısı ileri beslemeli Çok Katmanlı Algılayıcı, ağın eğitimi için ise Levenberg-Marquardt Geri Yayılım Algoritması kullanılmıştır.

3.5.2.1. Çok Katmanlı Algılayıcılar (MLP)

Çok katmanlı algılayıcılar temel olarak giriş katmanı, çıkış katmanı ve gizli katmandan oluşmaktadır. Bir katmandaki her sinir hücresi bir sonraki katmanın bütün sinir hücreleriyle bağlantılıdır. Giriş katmanı dış çevreden giriş alan sinirleri, çıkış katmanı sistemin çıkışı ile dış çevreye ileten sinirleri içermektedir. Bu iki katman arasında bir veya birden fazla gizli katman olabilmektedir. Giriş ve çıkış katmanındaki sinirlerin sayısı uygulanan probleme bağlıdır. Gizli katmandaki sinir (düğüm) sayısı ağı yapısını göre seçilmelidir. Çok Katmanlı bir yapay sinir ağı modeli Şekil 3.27’de belirtilmiştir.



Şekil 3.27. Çok katmanlı algılayıcı yapay sinir ağı

Çok katmanlı ağı eğitimi için, ağı giriş katmanına bir veri tanımlanmakta ve bu verinin üreteceği çıkış bildirilmektedir. Girişten alınan veriler ara katmanda işlenerek çıkışa iletilmektedir. Kullanılan öğrenme algoritmasına göre, ağı çıkışı ile sisteme bildirilen çıkışın arasındaki hata tekrar geriye doğru yayılmakta ve hata minimuma düşene kadar ağı ağırlıkları değiştirilmektedir.

Levenberg-Marquardt algoritması doğrusal olmayan fonksiyonların minimize edilmesi probleminde çözüm sağlamaktadır. Maksimum komşuluk fikri üzerine kurulan bu algoritma minimum ortalama hata karesini hesaplamaktadır. İleri beslemeli ağlar içerisinde hızlı ve kararlı eğitim sağlaması nedeniyle küçük ve orta büyüklükteki veri setleri için sıkça tercih edilmektedir.

3.5.3. Naive Bayes

İsmi İngiliz matematikçi Thomas Bayes' ten alan Naive Bayes Sınıflayıcı, Bayes karar teorisine dayanan tanıda yüksek performansa sahip basit olasılıksal bir sınıflama yöntemidir. Naive Bayes sınıflandırıcıda niteliklerin hepsinin aynı derecede önemli olduğu ve niteliklerin hepsinin birbirinden bağımsız olduğu kabul edilmektedir [78].

Öğreticili bir öğrenme metodu kullanılan Bayes sınıflayıcı için sisteme sınıfları bilinen öğretilmiş veri sunulur. Öğretilmiş veriler üzerinde olasılık hesaplamaları yapılır. Elde edilen olasılık değerlerine göre test verilerinin hangi sınıfa ne kadar olasılıkla dâhil olduğu hesaplanmaya çalışılır.

Bayes teoremi, birden fazla etkenin olduğu bir olayın meydana gelmesinde, olayda hangi etkenin payının yüksek olduğunun hesaplanması temeline dayanır [79]. Bir C sınıfının bilinmesi koşulunda x özniteliğinin var olma olasılığı ile x özniteliğinin bilinmesi koşulunda C sınıfının var olma olasılığı arasında Bayes teoremine göre eşitlik 3.29'daki bağlantı mevcuttur [78].

$$P(C|x) = \frac{P(C).P(x|C)}{P(x)} \quad (3.29)$$

n adet öznitelikten oluşan X giriş örneği için $X=\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ ve N sınıf için $C=\{C_1, C_2, \dots, C_n\}$ değerlerini ifade etmektedir. Eşitlik 3.30 kullanılarak sınıfı belirlenecek örneğe ilişkin olasılık hesaplanır [74].

$$P(C_i|X) = \frac{P(C_i).P(X|C_i)}{P(X)} \quad (3.30)$$

$P(X|C_i)$ olasılığı örneğe ait x_i değerlerinin birbirinden bağımsız olduğu kabul edilir. Birçok özelliğin kesişimi görünümündeki bu veri örneği için hedef sınıf tahmininde tüm öznitelikler için koşullu olasılıkların çarpımı eşitlik 3.31 ile elde edilir.

$$P(x_1, x_2, \dots, x_n | C_i) = \prod_{k=1}^n P(x_k | C_i) \quad (3.31)$$

Test verisi olan X' i sınıflandırmak için $P(C_i|X)$ içinde yer alan paydaları olasılık hesaplarında ortak olduğundan sınıfın tespiti için sadece pay kısmında

bulunan deęerlerin karřılařtırılması yeterlidir. Naive Bayes formülü, çok sayıda öznitelięe sahip veriler için eřitlik 3.32'deki gibidir.

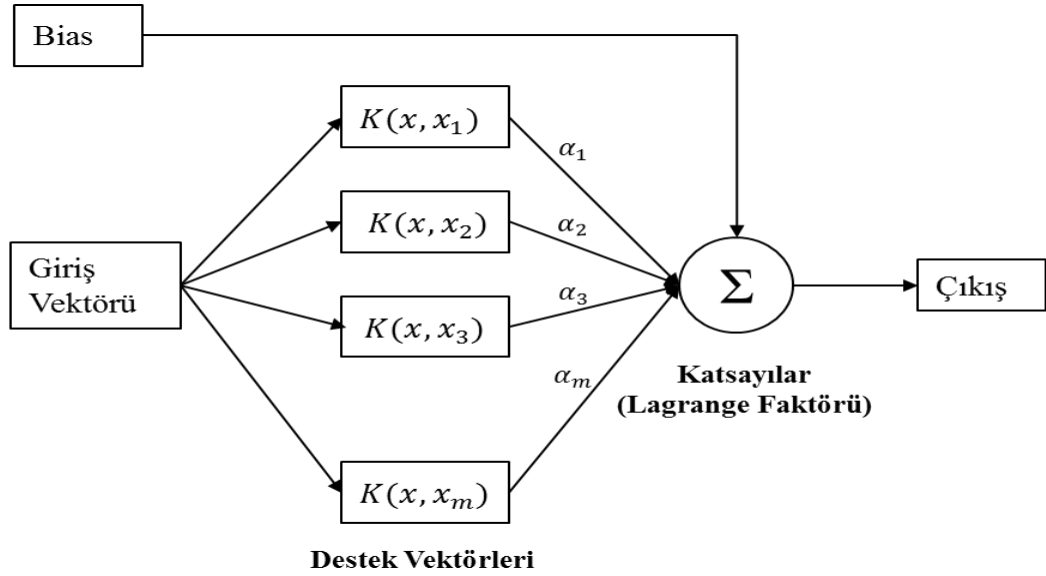
$$C = \arg \max_{C_i} \prod_{k=1}^n P(x_k | C_i) \quad (3.32)$$

3.5.4. Destek Vektör Makineleri (SVM)

Temeli istatistiksel öğrenme kuramına dayanan Destek Vektör Makineleri yöntemi 1992 yılında Vladimir Vapnik tarafından geliştirilmiştir. Danışmanlı bir öğrenme algoritması olan SVM sınıflandırma, regresyon analizi ve doğrusal olmayan fonksiyon yaklaşımı problemlerini çözmek amacıyla kullanılmaktadır [80]. Bioinformatik problemlerin çözümünde, metin, ses, yazı, nesne ve görüntü tanıma problemlerinde yüksek sınıflama ve yüksek genelleme performansı sağlamaktadır [81].

SVM, sınırlı sayıda öğrenme örüntüsü için iyi bir genelleme elde etmeyi amaçlamaktadır. Karmaşık veri setlerinde, çözümlemesi zor örüntülerin tanınmasında kullanışlı bir öğrenme algoritmasını uygulamaktadır. Algoritma, önceden gözlenmemiş verilerin sınıflandırma kestirimi için örneklerden ayırt edebilen bir sınıflandırma öğrenmesini gerçekleştirmektedir. SVM 'de amaç verileri optimal olarak farklı kategorilere ayıran n boyutlu hiperdüzlem oluşturmaktadır. Yapay sinir ağlarına benzeyen SVM modelleri, sigmoid bir kernel fonksiyonu kullanan iki katmanlı, ileri beslemeli bir yapay sinir ağına sahiptir [82].

SVM ağ yapısı Şekil 3.28 'de verilmektedir.



Şekil 3.28. SVM'in genel yapısı

Şekil 3.28'de verilen yapıda, $K(x, x_m)$ çekirdek fonksiyonlarını ve α ise Lagrange katsayılarını göstermektedir. Çekirdek fonksiyonları girdilerin iç çarpımlarını hesaplanmak için kullanılan fonksiyonlardır. Lagrange çarpanları ise ağırlıkları ifade etmektedir. SVM 'de bir örneğe ilişkin çıktı değeri, girdilerin iç çarpımları ile Lagrange çarpanlarının bağımsız kombinasyonlarının toplamına eşittir.

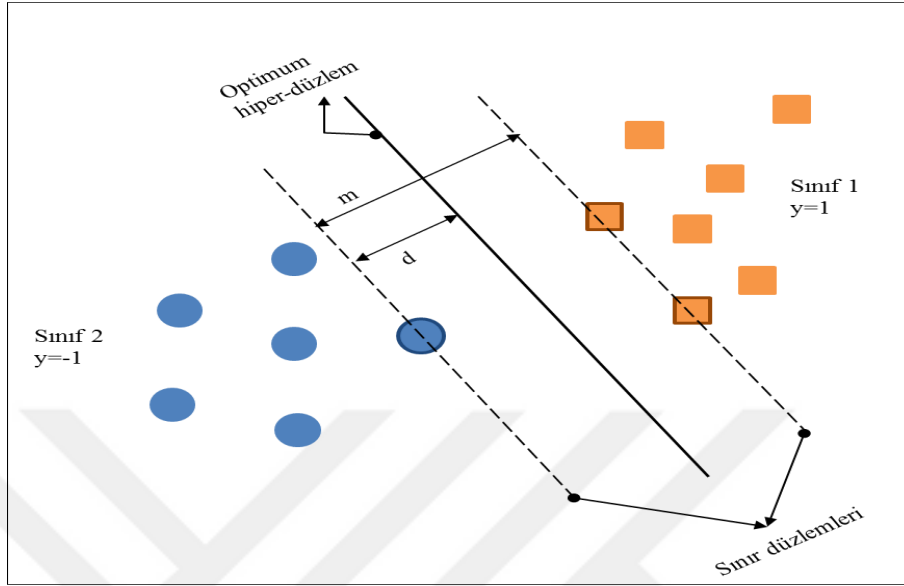
SVM, veri setinin doğrusal olarak ayrılıp ayrılamama durumuna göre doğrusal sınıflandırıcılar ve doğrusal olmayan sınıflandırıcılar olmak üzere ikiye ayrılmaktadır.

3.5.4.1. Doğrusal Sınıflandırıcılar

Doğrusal olarak ayrılabilen iki sınıflı bir sınıflama probleminde SVM'in eğitimi için N elemandan oluşan verisi kümesinin $\{x_i, y_i\}$, $i = 1, 2, \dots, N$ ikilik hedef değerleri $y_i \in \{-1, 1\}$ biçimindedir. SVM'in amacı iki sınıflı doğrusal olarak ayırabilecek, her iki sınıfa da aynı mesafede ve maksimum uzaklıktaki optimum hiper düzlemi bulabilmektir. Doğrusal SVM veri setinin doğrusal ayrılma ve belirli bir hata ile doğrusal ayrılma durumuna göre ikiye ayrılmaktadır.

3.5.4.1.1. Doğrusal Ayrılma Durumu

Şekil 3.29’da doğrusal olarak ayrılabilen veri kümeleri için SVM yapısı gösterilmiştir.



Şekil 3.29. Doğrusal olarak ayrılabilen veri kümeleri için SVM yapısı

SVM ile maksimum uzaklıktaki optimum hiper düzlemi tespit etmek amaçlanmaktadır. Optimum hiper-düzlemin bulunabilmesi için veri setindeki örneklerin 3.33’de verilen eşitsizlikleri sağlaması gerekmektedir; [82]

$$\langle w, x_i \rangle + b \geq +1, \quad y_i = +1$$

$$\langle w, x_i \rangle + b \leq -1, \quad y_i = -1 \quad (3.33)$$

Bu eşitsizlikler birlikte ifade edildiğinde sınır düzlemlerinin koşulunu belirten 3.34 eşitsizliği elde edilmektedir.

$$\forall_i \text{ için } y_i(\langle w, x_i \rangle + b) - 1 \geq 0 \quad (3.34)$$

Eşitliklerde verilen w hiper düzlemin normali aynı zamanda ağırlık vektörü iken b hiper düzlemin orijinden uzaklığıdır. Optimum hiper-düzlem $\langle w, x_i \rangle + b = 0$ şeklinde, sınır düzlemleri ise $\langle w, x_i \rangle + b = \pm 1$ şeklinde ifade edilmektedir. Sınır düzlemlerini oluşturan noktalar destek vektörleri olarak adlandırılmaktadır. Destek

vektörleri hiper-düzleme en yakın eğitim örnekleridir. Herhangi bir verinin hiper düzleme uzaklığı 3.35 eşitliğindeki gibidir;

$$d(w, b; x) = \frac{|\langle w, x_i \rangle + b|}{\|w\|} \quad (3.35)$$

Eşitlik 3.35 sınır değerleri için çözüldüğünde sınır düzlemlerinin hiper-düzleme uzaklığı $d = \frac{1}{\|w\|}$, birbirlerine olan uzaklığı ise $m = \frac{2}{\|w\|}$ olarak tespit edilmektedir. SVM 'in amacı sınır düzlemleri arasındaki uzaklığının (m) maksimum olmasıdır ve uzaklığın maksimum olması $\min \frac{1}{2} \|w\|^2$ şartının sağlanmasıyla gerçekleşmektedir. Doğrusal verilerin hatasız ayrıldığı durumdaki optimizasyon problemi aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır;[81]

Amaç fonksiyonu:

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 \quad (3.36)$$

Koşullar:

$$\forall_i \text{ için, } y_i(\langle w, x_i \rangle + b) - 1 \geq 0 \quad (3.37)$$

Optimizasyon probleminin çözümünde Lagrange denklemleri ve Karush-Kuhn-Tucker (KKT) teoremi kullanılmaktadır. Problemin çözümünde kullanılan Lagrange denklemi eşitlik 3.38 'de belirtilmiştir.

$$L_p(w, b, \alpha) = \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^n a_i [y_i(\langle w, x_i \rangle + b)] + \sum_{i=1}^n a_i \quad (3.38)$$

Eşitlikte $a_i \geq 0$ olmak üzere, her bir a_i Lagrange çarpanıdır. L_p , w ağırlık vektörünü ve b sabitini minimize eden ve negatif olmayan dual değişken a_i 'yi maksimize eden fonksiyondur [83]. Lagrange fonksiyonuna kısmi türev uygulanarak KKT koşulları elde edilir. Bu koşullar denklemde yerine konulduğunda problem dual Lagrange problemine dönüşmektedir. Probleme ilişkin eşitlikler 3.39'da verilmiştir.

$$\text{Max } L_D(\alpha) = L_D(w, b, \alpha) = \sum_{i=1}^n a_i + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_i a_j y_i y_j \langle x_i, x_j \rangle$$

$$\sum_{i=1}^n a_i y_i = 0 \text{ ve } \forall a_i \quad (3.39)$$

Yukarıda verilen denklem çözülerek $L_D(\alpha)$ 'yı maksimum yapan α_i değerleri bulunur. Sıfırdan büyük olan değerler destek vektörleri olarak ifade edilmektedir. α_i 'nin çözümü ile w ve b parametreleri belirlenmektedir;

$$w^* = \sum_{i=1}^n y_i \alpha_i x_i \quad (3.40)$$

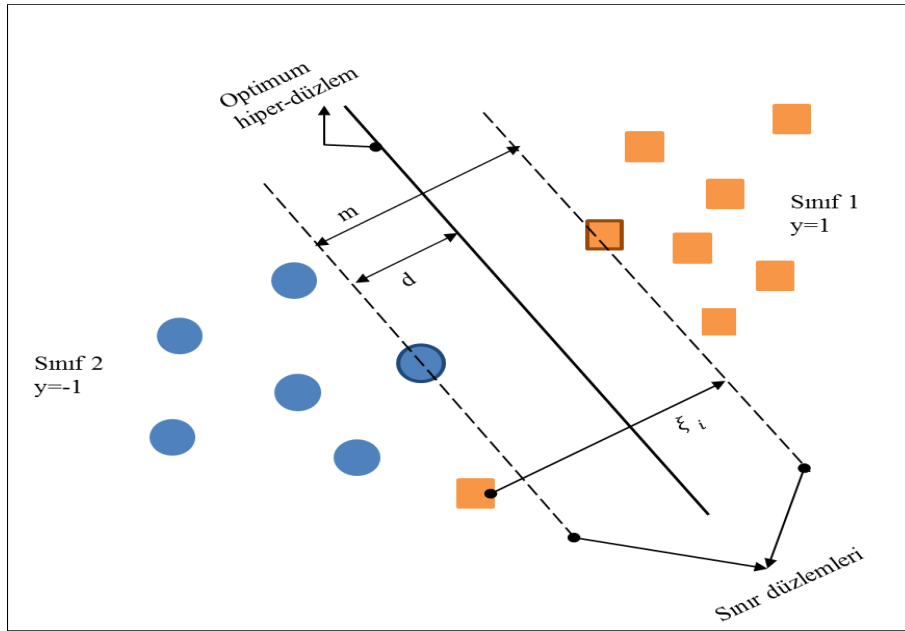
$$b^* = -\frac{1}{2} \langle w^*, x_s \rangle \quad (3.41)$$

Sonuç olarak doğrusal ayrılabilen iki sınıflı bir problem için elde edilen hiper düzleme bağlı olarak sınıflandırıcı 3.42 eşitliğinde verilmiştir [82].

$$f(x) = \text{sign}(\langle w^*, x_i \rangle + b^*) = \text{sign}(\sum_{i=1}^n y_i \alpha_i \langle x_i, x_j \rangle) \quad (3.42)$$

3.5.4.1.2. Belirli Bir Hata ile Doğrusal Ayrılma Durumu

Doğrusal olan ancak gürültülü, çok boyutlu veya karmaşık yapısından dolayı doğrusal olarak ayıramayan veri setlerinde veriler belirli bir hata oranı ile ayrılabilir. Şekil 3.30'da belirli bir hata ile doğrusal ayrılabilen verilere ait SVM yapısı verilmiştir.



Şekil 3.30. Belirli bir hata ile doğrusal ayrılabilen veri kümeleri için SVM yapısı

Doğrusal olan ancak verinin örnek uzayının hatasız ayrılmadığı durumlarda eşitlik 3.34 sağlanamamaktadır. Problemi çözmek için C düzenleme parametresi ve pozitif yapay değişken (ξ_i) tanımlanarak düzenlenen sınır düzleminin koşulları eşitsizlik 3.43'deki gibi, optimizasyon problemi ise eşitlik 3.45'deki matematiksel hale gelmektedir. C düzenleme parametresi Lagrange çarpanının alabileceği üst sınır değerini göstermektedir.

$$\langle w, x_i \rangle + b \geq +1 - \xi_i, \quad y_i = +1 \text{ için}, \quad \xi_i \geq 0, \quad \forall_i$$

$$\langle w, x_i \rangle + b \leq -1 + \xi_i, \quad y_i = -1 \text{ için}, \quad \xi_i \geq 0, \quad \forall_i$$

Eşitsizlikler birlikte değerlendirilirse sınır koşulu 3.44'deki gibi olmaktadır.

$$y_i(\langle w, x_i \rangle + b) - 1 + \xi_i \geq 0 \quad (3.44)$$

$$\min \left[\frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_i^n \xi_i \right] \quad (3.45)$$

Doğrusal verilerin hatasız ayrılmadığı durumda optimizasyon problemi; [81]

Amaç fonksiyonu:

$$\min \left[\frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_i^n \xi_i \right] \quad (3.46)$$

Sınırlamalar:

$$y_i(\langle w, x_i \rangle + b) - 1 + \xi_i \geq 0 \quad i = 1, \dots, n \quad (3.47)$$

Optimizasyon probleminin çözümünde kullanılan Lagrange denklemi 3.48 eşitliğinde verilmiştir. r_i değeri ξ_i 'nin pozitif değer almasını garanti eden Lagrange parametresidir. 3.48 eşitliğinde belirtilen Lagrange fonksiyonuna kısmi türev uygulanarak KKT koşulları elde edilir. Bu koşullar denklemde yerine konulduğunda problem dual Lagrange problemine dönüşmektedir. Dual probleme ilişkin eşitlikler 3.49'da verilmiştir

$$L_p(w, b, \alpha, r, \xi) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_i^n \xi_i - \sum_{i=1}^n a_i [y_i(\langle w, x_i \rangle + b) - 1 + \xi_i] - \sum_{i=1}^n r_i \xi_i \quad (3.48)$$

$$Max L_D(\alpha) = L_D(w, b, \alpha, r, \xi) = \sum_{i=1}^n a_i + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_i a_j y_i y_j \langle x_i, x_j \rangle$$

$$\sum_{i=1}^n a_i y_i = 0 \text{ ve } 0 \leq a_i \leq C \quad (3.49)$$

Belirli hata ile doğrusal ayrılabilen iki sınıflı bir problem için elde edilen hiper düzleme bağlı olarak sınıflandırıcı 3.50 eşitliğinde verilmiştir

$$f(x) = \text{sign}(\langle w^*, x_i \rangle + b^*) = \text{sign}(\sum_{i=1}^n y_i \alpha_i \langle x_i, x_j \rangle) \quad (3.50)$$

3.5.4.2. Doğrusal Olmayan Sınıflandırıcılar

Pratik uygulamalarda veri setinin hiper-düzlem ile doğrusal olarak ayrılması çoğunlukla mümkün değildir. Verilerin doğrusal olarak ayıramadığı durumlarda Doğrusal Olmayan SVM sınıflayıcılar kullanılmaktadır. Veri setinin yapısına göre değişiklik gösteren çekirdek fonksiyonları aracılığıyla veriler doğrusal olarak ayrılabilceği yüksek boyutlu özellik uzayına taşınmaktadır. SVM 'de doğrusal, polinomial, sigmoid ve radyal tabanlı olmak üzere yaygın olarak kullanılan dört çekirdek fonksiyonu mevcuttur.

Veriler p boyutlu özellik uzaydan, doğrusal olmayan $\Phi(x_i)$ haritalaması kullanılarak P özellik uzayına taşınmaktadır. p boyutlu özellik uzayındaki veriler P özellik uzayında doğrusal olarak Denklem 3.51'deki gibi eğitilecek ve eğitme algoritması P uzayında tanımlanan çarpım noktalarına bağlı olacaktır. Eşitlik 3.52'de doğrusal ayıramayan problemler için elde edilen hiper düzleme bağlı olarak sınıflandırıcı karar fonksiyonu verilmiştir [82].

$$\langle \Phi(x_i), \Phi(x_j) \rangle = K(x_i, x_j) \quad (3.51)$$

$$f(x) = \text{sign}(\sum_{i=1}^n y_i \alpha_i \langle \Phi(x_i), \Phi(x_j) \rangle) \quad (3.52)$$

3.6. Boyut Azaltma Yöntemleri

Verinin sahip olduğu boyut sayısı arttıkça ilgisiz boyutlardaki veriler gürültüye neden olarak sınıflama işlemini zorlaştırmaktadır. Yüksek boyutlu uzaylarda özellik vektörlerinin önemli bileşenlerini belirlemek için boyut azaltma yöntemleri kullanılmaktadır.

3.6.1. Diverjans Analizi

Diverjans analizi, sınıflama performansını artıran en iyi özellikleri belirler ve ayrıca öznitelik vektörlerinin boyutunu belirlemek için bilgi verir. Ayrıca, öznitelik uzayındaki sınıf vektörlerinin dağılımı hakkında bilgi verir. Sınıf vektörleri isteğe bağlı olarak dağıldıkça, diverjans değeri azalmaktadır. Diverjans değeri aşağıdaki formüllerle hesaplanmaktadır; [84]

$$W_i^j = \sum_n (K_i^{nj} - \hat{\mu}_i^j)(K_i^{nj} - \hat{\mu}_i^j)^T, j = 1, 2, \dots, C (C = 14), i = 1, 2, \dots, N (N = 25)$$

$$K_{25}^T = [k_1, k_2, \dots, k_{25}] , \quad \hat{\mu}_i = \sum_{k=1}^C \hat{\mu}_i^k , \quad W_i = \sum_{k=1}^C W_i^k$$

$$B_i = \sum_{k=1}^C (\hat{\mu}_i - \hat{\mu}_i^k)(\hat{\mu}_i - \hat{\mu}_i^k)^T , \quad D_i = \text{tr}((W_i)^{-1} B_i) \quad (3.53)$$

K_i^{nj} : jth sınıfının i-boyutlu nth öznitelik vektörüdür. $\hat{\mu}_i^j$: jth sınıfının öznitelik vektörlerinin ortalama vektörüdür. B_i : jth sınıfının sınıf içi dağılım matrisidir. C: sınıf sayısı, N: boyut, D_i : i. boyuttaki diverjans değeri ve $\text{tr}(\cdot)$: izleme işlemidir.

3.6.2. Temel Bileşenler Analizi (PCA)

PCA, bir değişken setinin varyans-kovaryans yapısını, bu değişkenlerin doğrusal birleşimleri vasıtasıyla açıklayan çok değişkenli bir istatistik yöntemidir. Yüksek boyutlu verilerde, veri içerisindeki en güçlü örüntüyü tespit ederek verileri mümkün olan en az boyutla ifade etmeyi sağlamaktadır.

4. ARAŞTIRMA BULGULARI VE TARTIŞMA

Bu tez çalışmasında sağlıklı bireylerden ve çeşitli akciğer hastalıklarına sahip bireylerden alınan solunum sesleri kullanılarak hastalık teşhisi yapılması amaçlanmaktadır. Bu çalışma kapsamında Manisa Celal Bayar Üniversitesi Hafsa Sultan Hastahanesi Göğüs Hastalıkları Anabilim Dalı polikliniğinde tedavi gören hastaların ve serviste yatan hastaların solunum sesleri uzman hekimlerce kaydedilmiştir. Solunum sesleri sağ apex, sağ orta, sağ bazal, sol apex, sol orta ve sol bazal olmak üzere altı oskültasyon noktası dinlenilerek ek sesin baskın olduğu noktadan elektronik steteskop ile kaydedilmiştir. Kaydedilen sesler içerisinde sağlıklı solunum sesleri, sürekli ek solunum sesleri ve sürekli olmayan ek solunum sesleri bulunmaktadır. Kaydedilen sürekli ek solunum sesleri; Sibilan Ronküs, Sonor Ronküs, Stridor, Squawk, Frotman ek sesleridir. Sürekli olmayan ek solunum seslerinden ise İnce Ral, Orta Ral, Kaba Ral ek sesleri kaydedilmiştir. Toplamda sağlıklı solunum sesi dâhil olmak üzere 9 farklı gruba ait solunum sesleri uzman hekimler tarafından kayıt altına alınmıştır.

Kaydedilen veriler “.wav” ses dosyası formatına çevrilerek bu tez kapsamında analiz edilmek üzere kullanılmıştır. Solunum seslerinin her biri dinlenerek inspiryum evresinin başladığı noktadan itibaren 3 tam nefesi içerecek şekilde MATLAB ile bölünmüş ve solunum sesleri işaret işlemeye hazır hale getirilmiştir. Verilerin işlenmesi temel olarak dört adımdan oluşmaktadır. Bu adımlar sırasıyla; Filtreleme, Öznitelik Çıkarımı, Boyut Azaltma ve Sınıflamadır.

Seslere filtreleme adımı için Butterworth, Chebyshev1 ve Eliptik filtre uygulanmıştır. Öznitelik çıkarımı adımı için çeşitli analiz yöntemleri kullanılmıştır. Çalışma kapsamında uygun görülen öznitelik çıkarım yöntemleri Ampirik Mod Ayırımı, Mel Frekanslı Kepstrum Katsayıları, Welch Yöntemi ile Güç Spektrum Yoğunluğu Hesabı ve Dalgacık Paket Dönüşümüdür. Yöntemler ile elde edilen bilgiler çeşitli istatistiksel değerler kullanarak sınıflama adımı için hazır hale getirilmiştir. Bu tez kapsamında kullanılan istatistiksel değerler; standart sapma, varyans, ortalama güç, entropi, mod ve enerji parametreleridir.

Tablo 4.1. Öznitelik çıkarım yöntemleri ve kullanılan parametreler

Öznitelik Çıkarım Yöntemleri	Kullanılan Parametreler
Ampirik Kip Ayırışımı	Öznitelik çıkarımı için ilk 5 IMF katsayısı kullanılmıştır. Durdurma kriteri SD= 0,28 olarak belirlenmiştir.
Mel Frekanslı Kepstrum Katsayıları	Mel Frekanslı Kepstrum Katsayılarını elde ederken kullanılan önvurgulama katsayısı $\alpha=0,96$ olarak belirlenmiştir. Pencereleme işlemi için 40 ms 'lik Hamming pencereleri kullanılmıştır. Veri kaybını engellemek için pencereler %62,5 örtülecek şekilde belirlenmiştir. Ve 13 Kepstral Katsayı sınıflama için kullanılmıştır.
Welch Yöntemi ile Güç Spektrum Yoğunluğu	Welch yöntemiyle Güç Spektrum yoğunluğunu hesaplamak için veri 256 parçaya ayrılmıştır.
Dalgacık Paket Dönüşümü	Özniteliklerin WPT ile çıkarımı için ayrıştırma seviyesi 4, dalgacık tipi Daubechies 5 (db5) olarak belirlenmiştir.

Tablo 4.2. İstatiksel değerler ve formülleri

İstatiksel Değerler	Açıklaması ve Formülü
Standart Sapma	Verilerin ortalamaya ne kadar yakın olduğunu hesaplamak için kullanılır. Verilerin dağılımı hakkında bilgi sahibi olmamızı sağlamaktadır. $s = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}$
Varyans	Bir veri grubunun ne kadar uzaklıkta dağıldığını gösterir. Varyansın karekökü standart sapmadır. $s^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$
Ortalama Güç	Sinyalin herbir veri değeri için enerjisini göstermektedir. $P = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i ^2$
Entropi	Bir veri kümesindeki düzensizliği ve dağınıklığı ölçmektedir. $Entropi(s) = \sum_{i=1}^c -p_i \log_2 p_i$
Mod	Veri kümesinde en çok tekrar eden verinin tespit edilmesini sağlamaktadır.
Enerji	Enerji bir sinyalin belli bir zamanda dağıtmış olduğu toplam güçtür. $E = \sum_{i=1}^n x_i ^2$

Özniteliklerin boyutunu azaltabilmek için Diverjans Analizi ve Temel Bileşenler Analizi uygulanmıştır. Boyut azaltma yöntemleriyle azaltılan özniteliklerde en iyi sınıflama sonucu ilk 20 öznitelik kullanıldığında elde edilmiştir. Ancak başarıyı ekstra artıramadığı için kullanıma uygun bulunmamıştır.

Tablo 4.3. Sınıflama yöntemleri ve kullanılan parametreler

Sınıflama Yöntemi	Kullanılan Parametreler
Yapay Sinir Ağı	Bu sınıflama yöntemi için Çok Katmanlı Algılayıcı kullanılmıştır. Yapılan denemelerde en iyi sonuç Levenberg-Marquardt öğrenme algoritması ve üç gizli katman ile elde edilmiştir. Gizli katmanlardaki nöron sayısı sırasıyla 15, 15 ve 10 olarak belirlenmiştir. Her katmanda aktivasyon fonksiyonu olarak tanjant hiperbolik fonksiyon kullanılmıştır. Verilerin %66,6'sı eğitim kümesi, %33,3'ü ise test kümesi olarak kullanılmıştır. Doğruluk oranını hesaplamak için ağ 10 kez çalıştırılmış ve ortalama alınmıştır.
k En yakın Komşu Algoritması	Bu sınıflama yönteminde k=5 ve k=3 için deneme yapılmış ve en iyi sonuç k=3 sabiti için elde edilmiştir. Komşuların yakınlık hesabı için Öklid uzaklık denklemi kullanılmıştır. Doğruluk oranını hesaplamak için kFold=10 ile çapraz doğrulama ve kFold=0 için ANN yapısına benzer olarak verilerin %66.6'sı eğitim, %33.3'ü test kümesi olarak kullanılmıştır. Çapraz doğrulama ile doğruluk hesabı için algoritma 10 kez çalıştırılmış ve ortalaması alınmıştır.
Destek Vektör Makineleri	Bu sınıflama yönteminde çeşitli Kernel Fonksiyonları kullanılarak denemeler yapılmış ve en iyi sonuç 2. Dereceden Polinomial fonksiyon ile elde edilmiştir. Doğruluk oranını hesaplamak için kFold=10 ile çapraz doğrulama ve kFold=0 için ANN yapısına benzer olarak verilerin %66.6'sı eğitim, %33.3'ü test kümesi olarak kullanılmıştır. Çapraz doğrulama ile doğruluk hesabı için algoritma 10 kez çalıştırılmış ve ortalaması alınmıştır.
Doğal Bayes Sınıflayıcı	Doğal Bayes yöntemi kullanılan bu sınıflama yönteminde kFold=10 belirlenerek çapraz doğrulama için algoritma 10 kez çalıştırılmış ve ortalaması alınarak doğruluk oranı hesaplanmıştır. Veri dağılımı için Gaussian ve Kernel dağılımı kullanılmıştır.

Elde edilen öznitelikleri sınıflamak için Yapay Sinir Ağları, k En Yakın Komşu Algoritması, Destek Vektör Makineleri ve Doğal Bayes Algoritması kullanılmıştır. Sınıflama yöntemleri için kullanılan parametreler Tablo 4.3' de belirtilmiştir.

Solunum sesleri değerlendirilirken iki farklı aşamada işlem gerçekleştirilmiştir. Veriler önce Hasta- Sağlıklı olarak sınıflanmıştır. Daha sonra ise hastalık grupları kendi içerisinde değerlendirilmiştir.

4.1. Hasta ve Sağlıklı Değerlendirmesi

Solunum seslerinin hasta ve sağlıklı olarak sınıflanması sırasında sağlıklı sesleri sağlıklı grup, ek seslerin olduğu hastalıklı solunum seslerinin tümü hasta grup olarak tanımlanmıştır. Sağlıklı sesler “0” olarak hasta sesler ise “1” olarak etiketlenmiştir. Sınıflama sonucu elde edilen doğruluk oranları Tablo 4.4, Tablo 4.5, Tablo 4.6 ve Tablo 4.7, Tablo 4.8, Tablo 4.9 Tablo 4.10 Tablo 4.11’de verilmiştir.

Tablo 4.4. Chebyshev Filtre ile Filtrelenen Hasta-Sağlıklı solunum seslerinin EMD öznitelikleri ile sınıflanması

No	Filtre Derecesi ve Tipi	Öznitelik Çıkarım Yöntemi	Sınıflama Yöntemi	Ortalama
1	4.Dereceden Chebyshev	EMD	ANN	95,00
2	4.Dereceden Chebyshev	EMD	kfold=10 için SVM	89,60
3	4.Dereceden Chebyshev	EMD	kfold=0 için SVM	96,00
4	4.Dereceden Chebyshev	EMD	kfold=10 için kNN	90,70
5	4.Dereceden Chebyshev	EMD	kfold=0 için kNN	94,00
6	4.Dereceden Chebyshev	EMD	kfold=10 için Doğal Bayes Gauss. dağılımı	92,80
7	4.Dereceden Chebyshev	EMD	kfold=10 için Doğal Bayes Kernel dağılımı	88,50

Tablo 4. 5. Butterworth Filtre ile Filtrelenen Hasta-Sağlıklı solunum seslerinin EMD öznitelikleri ile sınıflanması

No	Filtre Derecesi ve Tipi	Öznitelik Çıkarım Yöntemi	Sınıflama Yöntemi	Ortalama
1	4.Dereceden Butterworth	EMD	ANN	87,78
2	4.Dereceden Butterworth	EMD	kfold=10 için SVM	90,3
3	4.Dereceden Butterworth	EMD	kfold=0 için SVM	88
4	4.Dereceden Butterworth	EMD	kfold=10 için kNN	90,2
5	4.Dereceden Butterworth	EMD	kfold=0 için kNN	90
6	4.Dereceden Butterworth	EMD	kfold=10 için Doğal Bayes Gauss. dağılımı	83,85
7	4.Dereceden Butterworth	EMD	kfold=10 için Doğal Bayes Kernel dağılımı	76,92

Tablo 4.6. Chebyshev Filtre ile Filtrelenen Hasta- Sağlıklı solunum seslerinin MFCC öznitelikleri ile sınıflanması

No	Filtre Derecesi ve Tipi	Öznitelik Çıkarım Yöntemi	Sınıflama Yöntemi	Ortalama
1	4.Dereceden Chebyshev	MFCC	ANN	96,20
2	4.Dereceden Chebyshev	MFCC	kfold=10 için SVM	92,00
3	4.Dereceden Chebyshev	MFCC	kfold=0 için SVM	90,00
4	4.Dereceden Chebyshev	MFCC	kfold=10 için kNN	92,10
5	4.Dereceden Chebyshev	MFCC	kfold=0 için kNN	86,00
6	4.Dereceden Chebyshev	MFCC	kfold=10 için Doğal Bayes Gauss dağılımı	63,10
7	4.Dereceden Chebyshev	MFCC	kfold=10 için Doğal Bayes Kernel dağılımı	81,60

Tablo 4.7. Butterworth Filtre ile Filtrelenen Hasta-Sağlıklı solunum seslerinin MFCC öznitelikleri ile sınıflanması

No	Filtre Derecesi ve Tipi	Öznitelik Çıkarım Yöntemi	Sınıflama Yöntemi	Ortalama
1	4.Dereceden Butterworth	MFCC	ANN	90,89
2	4.Dereceden Butterworth	MFCC	kfold=10 için SVM	92,6
3	4.Dereceden Butterworth	MFCC	kfold=0 için SVM	90
4	4.Dereceden Butterworth	MFCC	kfold=10 için kNN	90,6
5	4.Dereceden Butterworth	MFCC	kfold=0 için kNN	94
6	4.Dereceden Butterworth	MFCC	kfold=10 için Doğal Bayes Gauss dağılımı	90
7	4.Dereceden Butterworth	MFCC	kfold=10 için Doğal Bayes Kernel dağılımı	86,92

Tablo 4.8. Chebyshev Filtre ile Filtrelenen Hasta- Sağlıklı solunum seslerinin PSD öznitelikleri ile sınıflanması

No	Filtre Derecesi ve Tipi	Öznitelik Çıkarım Yöntemi	Sınıflama Yöntemi	Ortalama
1	4.Dereceden Chebyshev	PSD	ANN	90,00
2	4.Dereceden Chebyshev	PSD	kfold=10 için SVM	89,80
3	4.Dereceden Chebyshev	PSD	kfold=0 için SVM	90,00
4	4.Dereceden Chebyshev	PSD	kfold=10 için kNN	92,00
5	4.Dereceden Chebyshev	PSD	kfold=0 için kNN	94,00
6	4.Dereceden Chebyshev	PSD	kfold=10 için Doğal Bayes Gauss dağılımı	62,50
7	4.Dereceden Chebyshev	PSD	kfold=10 için Doğal Bayes Kernel dağılımı	75,40

Tablo 4.9. Butterworth Filtre ile Filtrelenen Hasta-Sağlıklı solunum seslerinin PSD öznitelikleri ile sınıflanması

No	Filtre Derecesi ve Tipi	Öznitelik Çıkarım Yöntemi	Sınıflama Yöntemi	Ortalama
1	4.Dereceden Butterworth	PSD	ANN	88,67
2	4.Dereceden Butterworth	PSD	kfold=10 için SVM	91,1
3	4.Dereceden Butterworth	PSD	kfold=0 için SVM	90
4	4.Dereceden Butterworth	PSD	kfold=10 için kNN	91,3
5	4.Dereceden Butterworth	PSD	kfold=0 için kNN	94
6	4.Dereceden Butterworth	PSD	kfold=10 için Doğal Bayes Gauss dağılımı	60
7	4.Dereceden Butterworth	PSD	kfold=10 için Doğal Bayes Kernel dağılımı	70

Tablo 4.10. Chebyshev Filtre ile Filtrelenen Hasta-Sağlıklı solunum seslerinin WPT öznitelikleri ile sınıflanması

No	Filtre Derecesi ve Tipi	Öznitelik Çıkarım Yöntemi	Sınıflama Yöntemi	Ortalama
1	4.Dereceden Chebyshev	WPT	ANN	94,80
2	4.Dereceden Chebyshev	WPT	kfold=10 için SVM	91,70
3	4.Dereceden Chebyshev	WPT	kfold=0 için SVM	96,00
4	4.Dereceden Chebyshev	WPT	kfold=10 için kNN	92,90
5	4.Dereceden Chebyshev	WPT	kfold=0 için kNN	99,00
6	4.Dereceden Chebyshev	WPT	kfold=10 için Doğal Bayes Gauss dağılımı	79,50
7	4.Dereceden Chebyshev	WPT	kfold=10 için Doğal Bayes Kernel dağılımı	79,90

Tablo 4.11. Butterworth Filtre ile Filtrelenen Hasta-Sağlıklı solunum seslerinin WPT öznitelikleri ile sınıflanması

No	Filtre Derecesi ve Tipi	Öznitelik Çıkarım Yöntemi	Sınıflama Yöntemi	Ortalama
1	4.Dereceden Butterworth	WPT	ANN	85,77
2	4.Dereceden Butterworth	WPT	kfold=10 için SVM	88,9
3	4.Dereceden Butterworth	WPT	kfold=0 için SVM	84
4	4.Dereceden Butterworth	WPT	kfold=10 için kNN	90,6
5	4.Dereceden Butterworth	WPT	kfold=0 için kNN	90
6	4.Dereceden Butterworth	WPT	kfold=10 için Doğal Bayes Gauss dağılımı	72,31
7	4.Dereceden Butterworth	WPT	kfold=10 için Doğal Bayes Kernel dağılımı	75,37

4.2. Çoklu Sınıflama ile Hastalık Değerlendirmesi

Solunum sesleri Hasta ve Sağlıklı olarak ayrıldıktan sonra her bir hastalık farklı etiketlenerek sınıflama işlemi gerçekleştirilmiştir. Ancak veri sayısının az olması ve solunum seslerinin benzerliği nedeni ile başarı oranı hedeflenenden düşüktür. Başarı oranını yükseltmek amacıyla Chebyshev1 filtre ile filtrelenen solunum sesleri ikili olarak değerlendirilmiş ve hangi seslerin birbirine karıştığı tespit edilmiştir. Tablo 4.12 incelenecek olursa birinci sütun sağlıklı seslerin ek seslerle olan sınıflama ilişkisini içermektedir. İkinci sütun sonor ronküs seslerinin diğer seslerle olan sınıflama ilişkisini içermektedir. Aynı değerleri tekrar etmemek adına her seferinde bir ses azaltılarak tablolar oluşturulmuştur ve tüm tablolarda aynı mantık kullanılmıştır.

Tablo 4.12. EMD ve ANN kullanılarak elde edilen doğruluk oranları

EMD ve ANN								
	Sağlıklı	Sonor Ronküs	Sibilan Ronküs	İnce Ral	Orta Ral	Kaba Ral	Frotman	Stridor
Sonor Ronküs	99,00							
Sibilan Ronküs	90,00	74,00						
İnce Ral	87,00	35,00	72,00					
Orta Ral	88,00	80,00	72,00	67,00				
Kaba Ral	80,00	55,00	68,00	37,00	58,00			
Frotman	100,00	100,00	87,00	94,00	84,00	94,00		
Stridor	98,00	85,00	98,00	67,00	87,00	77,00	100,00	
Squawk	99,00	99,00	93,00	100,00	98,00	76,00	100,00	92,00

Tablo 4.13. EMD ve SVM (kFold=10) kullanılarak elde edilen doğruluk oranları

EMD ve SVM (kfold=10)								
	Sağlıklı	Sonor Ronküs	Sibilan Ronküs	İnce Ral	Orta Ral	Kaba Ral	Frotman	Stridor
Sonor Ronküs	78,00							
Sibilan Ronküs	72,33	66,34						
İnce Ral	64,66	47,33	78,33					
Orta Ral	77,00	67,67	51,27	77,67				
Kaba Ral	61,34	45,00	58,33	47,33	69,33			
Frotman	96,67	98,67	91,33	93,33	90,00	96,67		
Stridor	85,67	63,00	82,33	61,33	70,00	57,33	96,67	
Squawk	91,00	84,00	89,33	92,33	94,33	82,00	100,00	91,00

Tablo 4.14. EMD ve SVM (kFold=0) kullanılarak elde edilen doğruluk oranları

EMD ve SVM (kfold=0)								
	Sağlıklı	Sonor Ronküs	Sibilan Ronküs	İnce Ral	Orta Ral	Kaba Ral	Frotman	Stridor
Sonor Ronküs	90,00							
Sibilan Ronküs	90,00	80,00						
İnce Ral	90,00	30,00	90,00					
Orta Ral	90,00	90,00	70,00	60,00				
Kaba Ral	90,00	60,00	70,00	40,00	70,00			
Frotman	100,00	100,00	90,00	90,00	80,00	90,00		
Stridor	90,00	70,00	90,00	50,00	80,00	60,00	100,00	
Squawk	100,00	100,00	80,00	100,00	100,00	90,00	100,00	90,00

Tablo 4.15. EMD ve kNN (kFold=10) kullanılarak elde edilen doğruluk oranları

EMD ve kNN (kfold=10)								
	Sağlıklı	Sonor Ronküs	Sibilan Ronküs	İnce Ral	Orta Ral	Kaba Ral	Frotman	Stridor
Sonor Ronküs	74,00							
Sibilan Ronküs	78,33	53,00						
İnce Ral	73,33	34,33	68,33					
Orta Ral	77,33	66,67	64,67	70,00				
Kaba Ral	60,67	51,00	65,67	53,33	68,34			
Frotman	90,00	90,00	84,33	86,67	85,00	90,00		
Stridor	83,00	78,00	71,33	73,00	55,33	75,00	86,67	
Squawk	83,33	81,33	71,00	80,00	81,33	83,33	98,34	78,34

Tablo 4.16. EMD ve kNN (kFold=0) kullanılarak elde edilen doğruluk oranları

EMD ve kNN (kfold=0)								
	Sağlıklı	Sonor Ronküs	Sibilan Ronküs	İnce Ral	Orta Ral	Kaba Ral	Frotman	Stridor
Sonor Ronküs	90,00							
Sibilan Ronküs	70,00	90,00						
İnce Ral	90,00	40,00	80,00					
Orta Ral	90,00	100,00	80,00	70,00				
Kaba Ral	60,00	50,00	60,00	50,00	80,00			
Frotman	90,00	100,00	90,00	90,00	80,00	90,00		
Stridor	80,00	80,00	90,00	50,00	80,00	70,00	90,00	
Squawk	100,00	100,00	80,00	100,00	90,00	80,00	100,00	100,00

Tablo 4.17. MFCC ve ANN kullanılarak elde edilen doğruluk oranları

MFCC ve ANN								
	Sağlıklı	Sonor Ronküs	Sibilan Ronküs	İnce Ral	Orta Ral	Kaba Ral	Frotman	Stridor
Sonor Ronküs	85							
Sibilan Ronküs	82	81						
İnce Ral	76	82	99					
Orta Ral	81	77	92	84				
Kaba Ral	68	75	85	74	63			
Frotman	86	94	100	82	88	94		
Stridor	98	96	100	96	97	94	100	
Squawk	97	93	100	99	91	90	100	100

Tablo 4.18. MFCC ve SVM (kFold=10) kullanılarak elde edilen doğruluk oranları

MFCC ve SVM (kFold=10)								
	Sağlıklı	Sonor Ronküs	Sibilan Ronküs	İnce Ral	Orta Ral	Kaba Ral	Frotman	Stridor
Sonor Ronküs	91,33							
Sibilan Ronküs	74,33	76,00						
İnce Ral	66,33	93,33	89,33					
Orta Ral	66,67	81,33	81,00	74,33				
Kaba Ral	61,25	89,00	84,00	78,00	60,00			
Frotman	96,00	99,33	98,67	99,33	96,01	99,67		
Stridor	96,34	94,33	97,00	96,67	95,33	93,66	100,00	
Squawk	96,34	96,67	97,00	98,34	96,00	96,33	100,00	100,00

Tablo 4.19. MFCC ve SVM (kFold=0) kullanılarak elde edilen doğruluk oranları

MFCC ve SVM (kfold yok)								
	Sağlıklı	Sonor Ronküs	Sibilan Ronküs	İnce Ral	Orta Ral	Kaba Ral	Frotman	Stridor
Sonor Ronküs	90							
Sibilan Ronküs	90	90						
İnce Ral	80	90	100					
Orta Ral	90	80	90	80				
Kaba Ral	60	80	90	70	60			
Frotman	90	100	100	90	90	90		
Stridor	90	90	100	100	90	90	100	
Squawk	100	90	100	100	90	90	100	100

Tablo 4.20. MFCC ve kNN (kFold=10) kullanılarak elde edilen doğruluk oranları

MFCC ve kNN (kFold=10)								
	Sağlıklı	Sonor Ronküs	Sibilan Ronküs	İnce Ral	Orta Ral	Kaba Ral	Frotman	Stridor
Sonor Ronküs	82,33							
Sibilan Ronküs	75,33	73,67						
İnce Ral	70,33	88,67	86,33					
Orta Ral	60,00	79,33	82,33	60,33				
Kaba Ral	57,67	78,00	78,67	64,67	50,00			
Frotman	90,00	93,67	93,33	91,00	90,00	93,00		
Stridor	93,33	86,00	95,00	89,33	85,00	85,00	91,67	
Squawk	93,33	96,34	90,67	95,34	89,33	93,33	93,33	77,33

Tablo 4.21. MFCC ve kNN (kFold=0) kullanılarak elde edilen doğruluk oranları

MFCC ve KNN (kfold=0)								
	Sağlıklı	Sonor Ronküs	Sibilan Ronküs	İnce Ral	Orta Ral	Kaba Ral	Frotman	Stridor
Sonor Ronküs	90,00							
Sibilan Ronküs	60,00	70,00						
İnce Ral	90,00	90,00	80,00					
Orta Ral	80,00	70,00	70,00	50,00				
Kaba Ral	70,00	80,00	80,00	60,00	50,00			
Frotman	90,00	100,00	100,00	80,00	90,00	90,00		
Stridor	90,00	100,00	100,00	100,00	90,00	90,00	100,00	
Squawk	80,00	90,00	90,00	100,00	80,00	90,00	100,00	100,00

Tablo 4.22. PSD ve ANN kullanılarak elde edilen doğruluk oranları

PSD ve ANN								
	Sağlıklı	Sonor Ronküs	Sibilan Ronküs	İnce Ral	Orta Ral	Kaba Ral	Frotman	Stridor
Sonor Ronküs	70,00							
Sibilan Ronküs	61,00	73,00						
İnce Ral	86,00	62,00	76,00					
Orta Ral	70,00	81,00	82,00	78,00				
Kaba Ral	72,00	68,00	79,00	87,00	77,00			
Frotman	80,00	100,00	100,00	100,00	81,00	90,00		
Stridor	72,00	90,00	90,00	80,00	80,00	90,00	100,00	
Squawk	82,00	100,00	97,00	100,00	82,00	86,00	100,00	100,00

Tablo 4.23. PSD ve SVM (kFold=10) kullanılarak elde edilen doğruluk oranları

PSD ve SVM (kFold=10)								
	Sağlıklı	Sonor Ronküs	Sibilan Ronküs	İnce Ral	Orta Ral	Kaba Ral	Frotman	Stridor
Sonor Ronküs	72,00							
Sibilan Ronküs	54,67	60,00						
İnce Ral	68,33	56,33	58,67					
Orta Ral	73,00	80,67	77,00	66,67				
Kaba Ral	64,67	80,67	66,67	68,33	69,67			
Frotman	96,67	100,00	100,00	93,66	96,34	96,67		
Stridor	80,33	88,00	93,33	82,33	82,00	83,00	86,33	
Squawk	78,34	88,34	90,00	89,33	86,34	82,67	100,00	88,00

Tablo 4.24. PSD ve SVM (kFold=0) kullanılarak elde edilen doğruluk oranları

PSD ve SVM (kFold=0)								
	Sağlıklı	Sonor Ronküs	Sibilan Ronküs	İnce Ral	Orta Ral	Kaba Ral	Frotman	Stridor
Sonor Ronküs	70,00							
Sibilan Ronküs	70,00	80,00						
İnce Ral	100,00	70,00	80,00					
Orta Ral	80,00	50,00	70,00	80,00				
Kaba Ral	70,00	90,00	80,00	80,00	70,00			
Frotman	90,00	100,00	100,00	100,00	90,00	90,00		
Stridor	80,00	90,00	100,00	80,00	80,00	90,00	100,00	
Squawk	80,00	100,00	100,00	100,00	90,00	90,00	100,00	100,00

Tablo 4.25. PSD ve kNN (kFold=10) kullanılarak elde edilen doğruluk oranları

PSD ve kNN (kFold=10)								
	Sağlıklı	Sonor Ronküs	Sibilan Ronküs	İnce Ral	Orta Ral	Kaba Ral	Frotman	Stridor
Sonor Ronküs	72,33							
Sibilan Ronküs	67,00	63,67						
İnce Ral	70,00	47,67	61,33					
Orta Ral	70,67	67,33	70,33	57,33				
Kaba Ral	65,00	78,33	61,67	61,33	73,00			
Frotman	93,33	100,00	100,00	97,67	96,67	96,67		
Stridor	86,00	86,67	93,33	86,67	80,00	83,66	77,00	
Squawk	80,00	87,33	90,00	81,67	80,67	83,33	98,00	74,67

Tablo 4.26. PSD ve kNN (kFold=0) kullanılarak elde edilen doğruluk oranları

PSD ve kNN (kFold=0)								
	Sağlıklı	Sonor Ronküs	Sibilan Ronküs	İnce Ral	Orta Ral	Kaba Ral	Frotman	Stridor
Sonor Ronküs	60,00							
Sibilan Ronküs	60,00	90,00						
İnce Ral	90,00	70,00	60,00					
Orta Ral	70,00	90,00	90,00	80,00				
Kaba Ral	60,00	90,00	80,00	90,00	70,00			
Frotman	80,00	100,00	100,00	100,00	90,00	90,00		
Stridor	80,00	90,00	100,00	80,00	80,00	90,00	100,00	
Squawk	80,00	100,00	90,00	100,00	70,00	90,00	100,00	100,00

Tablo 4.27. WPT ve SVM (kFold=10) kullanılarak elde edilen doğruluk oranları

WPT ve SVM (kFold=10)								
	Sağlıklı	Sonor Ronküs	Sibilan Ronküs	İnce Ral	Orta Ral	Kaba Ral	Frotman	Stridor
Sonor Ronküs	69,67							
Sibilan Ronküs	71,00	58,33						
İnce Ral	70,67	69,00	69,00					
Orta Ral	72,00	75,33	77,33	62,33				
Kaba Ral	71,67	75,33	53,67	58,67	76,67			
Frotman	92,00	99,67	93,33	93,33	82,33	93,66		
Stridor	87,34	94,67	86,34	78,67	79,00	93,33	100,00	
Squawk	93,33	92,66	94,67	96,67	96,67	98,33	100,00	100,00

Tablo 4.28. WPT ve SVM (kFold=0) kullanılarak elde edilen doğruluk oranları

WPT ve SVM (kFold=0)								
	Sağlıklı	Sonor Ronküs	Sibilan Ronküs	İnce Ral	Orta Ral	Kaba Ral	Frotman	Stridor
Sonor Ronküs	90,00							
Sibilan Ronküs	70,00	90,00						
İnce Ral	90,00	60,00	100,00					
Orta Ral	80,00	90,00	80,00	80,00				
Kaba Ral	80,00	80,00	80,00	80,00	90,00			
Frotman	90,00	100,00	100,00	100,00	90,00	90,00		
Stridor	100,00	100,00	90,00	80,00	90,00	100,00	100,00	
Squawk	100,00	100,00	90,00	100,00	90,00	90,00	100,00	100,00

Tablo 4.29. WPT ve kNN (kFold=10) kullanılarak elde edilen doğruluk oranları

WPT ve kNN (kFold=10)								
	Sağlıklı	Sonor Ronküs	Sibilan Ronküs	İnce Ral	Orta Ral	Kaba Ral	Frotman	Stridor
Sonor Ronküs	68,00							
Sibilan Ronküs	66,00	60,33						
İnce Ral	61,00	59,67	56,33					
Orta Ral	69,00	64,67	62,33	52,00				
Kaba Ral	63,00	69,67	54,67	62,33	57,00			
Frotman	88,33	96,34	93,00	91,33	78,67	81,67		
Stridor	86,67	92,67	76,33	79,33	74,00	79,67	98,00	
Squawk	85,67	93,33	84,00	90,00	87,00	93,00	100,00	96,00

Tablo 4.30. WPT ve kNN (kFold=0) kullanılarak elde edilen doğruluk oranları

WPT ve kNN (kFold=0)								
	Sağlıklı	Sonor Ronküs	Sibilan Ronküs	İnce Ral	Orta Ral	Kaba Ral	Frotman	Stridor
Sonor Ronküs	70,00							
Sibilan Ronküs	60,00	80,00						
İnce Ral	90,00	90,00	100,00					
Orta Ral	80,00	60,00	80,00	70,00				
Kaba Ral	60,00	70,00	70,00	80,00	80,00			
Frotman	80,00	100,00	100,00	100,00	90,00	90,00		
Stridor	80,00	100,00	90,00	80,00	70,00	80,00	100,00	
Squawk	90,00	100,00	70,00	100,00	90,00	90,00	100,00	100,00

İkili değerlendirme sonuçları incelenmeden önce solunum seslerinin yapısını ve belirgin gözlemlendiği frekans aralıkları kabaca tekrar edilecek olursa; Sibilan ronküs sesleri 400 Hz ve üzerinde gözlemlenen sürekli ek sesleridir. Sonor ronküs sesleri 200 Hz civarında ve daha düşük frekanslarda gözlemlenmektedir. Stridor sesi 1000 Hz de belirgin tepe değerine sahip, genellikle inspiryum fazında duyulabilen ek solunum sesidir. Squawk sesinde Sibilan ronküs ek sesini ince ral takip etmektedir. Frotman sesi Kaba ral ek sesine benzeyen 350Hz'den düşük frekanslarda etkili olan solunum sesidir. Ral sesleri 200-2000 Hz arası dağılım göstermektedir. Kullanılan Ral seslerinin ince, orta ve kaba olarak ayrılması dinlenilerek gerçekleştirilmiştir. Bu nedenle net bir ayırım yapılamamış olabileceği düşünülmektedir.

Tablo 4.12, Tablo 4.13, Tablo 4.14, Tablo 4.15 ve Tablo 4.16 EMD yöntemiyle öznitelik çıkarımının farklı sınıflama yöntemleriyle karşılaştırılmasını içermektedir. Değerlendirme sonuçları incelendiğinde özellikle Ral seslerinin kendi aralarında ve diğer seslerle ayrılamadığı gözlemlenmiştir. Ral sesleri yapı olarak solunum seslerinin nerdeyse frekans aralığının tümünü kapsamaktadır bu nedenle ayrışım başarılı olamamıştır.

Tablo 4.17, Tablo 4.18, Tablo 4.19, Tablo 4.20, Tablo 4.21 MFCC yöntemiyle öznitelik çıkarımının farklı sınıflama yöntemleriyle karşılaştırılmasını içermektedir. Değerlendirme sonuçları incelendiğinde özellikle Ral seslerinin kendi aralarında ve diğer seslerle ayrılamadığı gözlemlenmiştir. EMD yönteminden daha iyi sonuçlar elde edilse de başarı oranı çok yükselmemiştir.

Tablo 4.22, Tablo 4.23, Tablo 4.24, Tablo 4.25 ve Tablo 4.26 PSD yöntemiyle öznitelik çıkarımının farklı sınıflama yöntemleriyle karşılaştırılmasını içermektedir. Bu yöntemle elde edilen öznitelikler solunum seslerini ayırmada diğer yöntemlerle kıyaslandığında başarı daha düşüktür.

Tablo 4.27, Tablo 4.28, Tablo 4.29, Tablo 4.30 WPT yöntemiyle öznitelik çıkarımının farklı sınıflama yöntemleriyle karşılaştırılmasını içermektedir. Değerlendirme sonuçları incelendiğinde Ral seslerinin ve Ronküs seslerinin birbirine karıştığı gözlemlenmiştir.

İkili incelemeler ve solunum seslerine ilişkin bilgiler birlikte değerlendirildiğinde solunum seslerinin birbiri içine girdiği kanıtlanmıştır. Tüm yöntemlerde İnce Ral, Orta Ral ve Kaba Ral ek sesleri ve Sibilan Ronküs, Sonor Ronküs seslerinin kendi aralarında birbirinden başarıyla ayrılamamıştır. Ayrıca seslerin tümü sınıflamaya alındığında Stridor Ek sesinin tamamen kaybolduğu gözlemlenmiştir. Frotman sesinin Kaba Ral sesine olan benzerliği nedeniyle test edilen Kaba Ral ek seslerinin sınıflama sonucu Frotman etiketi aldığı gözlemlenmiştir. Sesler bu haliyle değerlendirilmeye alındığında hiçbir yöntemde %25-%35 üzeri doğruluk oranı elde edilememiştir. Başarının düşük olma nedenleri arasında hastanın solunum seslerinin alınan nefesten nefese değişiklik gösterebilmesi, ses verilerinin aynı koşullar altında alınamayabileceği gerçeği, bazı hastalıkların yalnızca inspiryum veya yalnızca ekspiryumda yaygın olarak

gözlemlenmesi ve hastaların solunum seslerinde birden fazla ek sesin bulunması durumu vardır.

Sınıflama başarısını artırmak adına İnce, Orta ve Kaba Ral ek solunum sesleri tek bir grup olarak düşünülerek etiketlenmiştir. Aynı uygulama Ronküs ek solunum sesleri için de uygulanarak tek Ronküs grubu oluşturulmuştur. Solunum sesleri Ral, Ronküs, Stridor, Squawk, Frotman ve Sağlıklı olarak değerlendirilmeye alınmıştır.

Yapay Sinir Ağı ve kNN ile sınıflama gerçekleştirilirken Hasta veriler çoklu sınıflanmıştır. Sınıflama işlemi 10 defa tekrarlanarak ortalama alınmıştır. Elde edilen sonuçlar Tablo 4.31 ve Tablo 4.32’de belirtilmiştir. Ancak SVM yapısı gereği çoklu sınıflama için kullanılırken bire karşı diğerleri çoklu sınıflama veya bire karşı bir çoklu sınıflama yöntemleri tercih edilerek sınıflanmaktadır [41]. Tez kapsamında bire karşı çoklu sınıflama yapılarak veriler değerlendirilmiştir. SVM yapısı kFold=10 için 10 defa uygulanarak ortalama alınmıştır. Elde edilen sonuçlar Tablo 4.33 ve Tablo 4.34 ‘de belirtilmiştir.

Tablo 4.31. Chebyshev1 filtre ile filtrelenen solunum seslerinin çoklu sınıflama doğruluk oranı sonuçları

No	Filtre Derecesi ve Tipi	Öznitelik Çıkarım Yöntemi	Sınıflama Yöntemi	Ortalama
1	4.Dereceden Chebyshev	EMD	ANN	65
2	4.Dereceden Chebyshev	EMD	kfold=10 için kNN	68,60
3	4.Dereceden Chebyshev	EMD	kfold=0 için kNN	60
4	4.Dereceden Chebyshev	MFCC	ANN	81,5
5	4.Dereceden Chebyshev	MFCC	kfold=10 için kNN	82
6	4.Dereceden Chebyshev	MFCC	kfold=0 için kNN	77,5
7	4.Dereceden Chebyshev	PSD	ANN	74
8	4.Dereceden Chebyshev	PSD	kfold=10 için kNN	67,5
9	4.Dereceden Chebyshev	PSD	kfold=0 için kNN	70
10	4.Dereceden Chebyshev	WPT	ANN	82
11	4.Dereceden Chebyshev	WPT	kfold=10 için kNN	72,2
12	4.Dereceden Chebyshev	WPT	kfold=0 için kNN	75

Tablo 4.32. Butterworth filtre ile filtrelenen solunum seslerinin çoklu sınıflama doğruluk oranı sonuçları

No	Filtre Derecesi ve Tipi	Öznitelik Çıkarım Yöntemi	Sınıflama Yöntemi	Ortalama
1	4.Dereceden Butterworth	EMD	ANN	80
2	4.Dereceden Butterworth	EMD	kfold=10 için kNN	70
3	4.Dereceden Butterworth	EMD	kfold=0 için kNN	77,5
4	4.Dereceden Butterworth	MFCC	ANN	85
5	4.Dereceden Butterworth	MFCC	kfold=10 için kNN	81,75
6	4.Dereceden Butterworth	MFCC	kfold=0 için kNN	80
7	4.Dereceden Butterworth	PSD	ANN	72,5
8	4.Dereceden Butterworth	PSD	kfold=10 için kNN	67,67
9	4.Dereceden Butterworth	PSD	kfold=0 için kNN	72,5
10	4.Dereceden Butterworth	WPT	ANN	81,5
11	4.Dereceden Butterworth	WPT	kfold=10 için kNN	75,75
12	4.Dereceden Butterworth	WPT	kfold=0 için kNN	80

Tablo 4.33. Chebyshev1 filtre ile filtrelenen solunum seslerinin SVM ile bire karşı diğerleri sınıflaması doğruluk oranı sonuçları

Öznitelik Çıkarım Yöntemleri	Ral ve Diğerleri	Ronküs ve Diğerleri	Stridor ve Diğerleri	Squawk ve Diğerleri	Frotman ve Diğerleri
EMD	61,5	74,75	90,83	98,92	98,25
MFCC	88,17	87,42	97,83	97,75	99,08
PSD	73,4	76,08	94,3	96,5	99,5
WPT	76,67	78,08	94,5	98,5	96,6

Tablo 4.34. Butterworth filtre ile filtrelenen solunum seslerinin SVM ile bire karşı diğerleri sınıflaması doğruluk oranı sonuçları

Öznitelik Çıkarım Yöntemleri	Ral ve Diğerleri	Ronküs ve Diğerleri	Stridor ve Diğerleri	Squawk ve Diğerleri	Frotman ve Diğerleri
EMD	72,08	78,17	87	98,5	100
MFCC	89,17	87,42	97,42	96,75	99,33
PSD	74,6	75	95,83	95	99,75
WPT	78,33	84,4	95	99,08	99

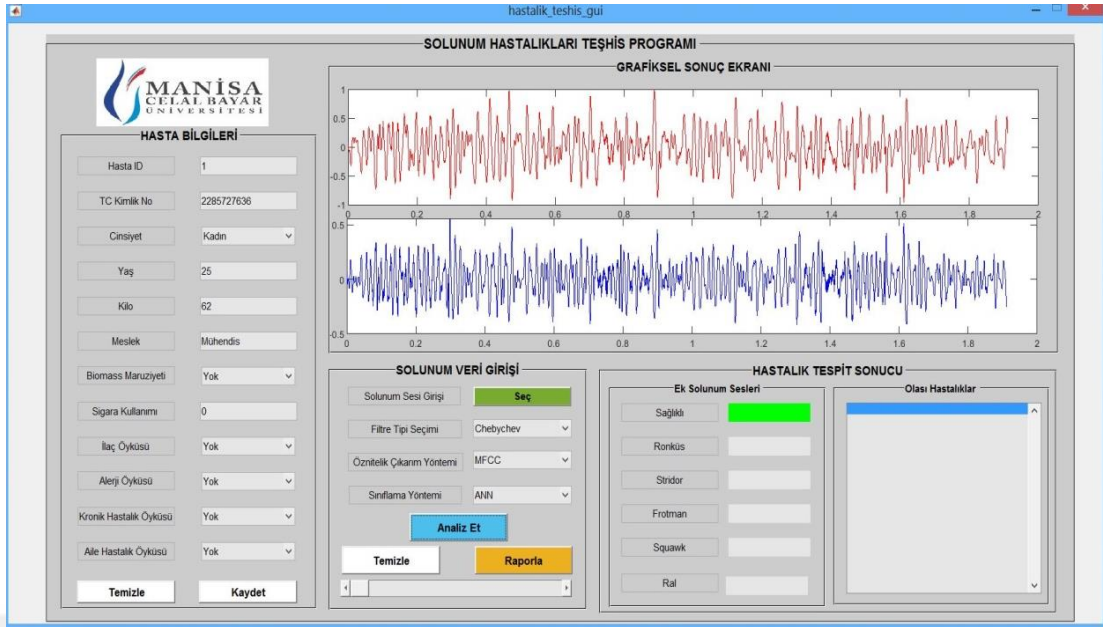
4.3. Görsel Arayüz Tasarımı

Bu tez kapsamında hekime yardımcı olmak amacıyla yapılan görsel kullanıcı arayüzü tasarımı MATLAB GUI’de gerçekleştirilmiştir. Şekil 4.1 ‘de verilen arayüz ‘Hasta Bilgileri’, ‘Grafiksel Sonuç Ekranı’, ‘Solunum Veri Girişi’ ve ‘Hastalık Tespit Sonucu’ bölümlerinden oluşmaktadır.

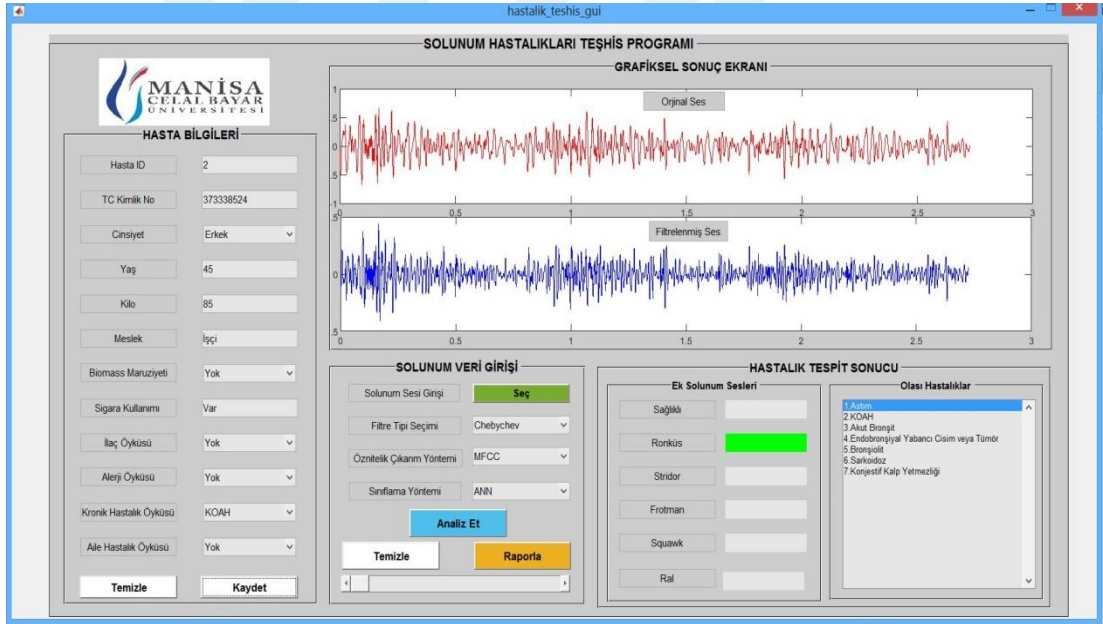
The screenshot shows the MATLAB GUI for the 'SOLUNUM HASTALIKLARI TEŞHİS PROGRAMI'. The interface is divided into four main sections: 'HASTA BİLGİLERİ' (Patient Information), 'GRAFİKSEL SONUÇ EKRANI' (Graphical Result Screen), 'SOLUNUM VERİ GİRİŞİ' (Respiratory Data Entry), and 'HASTALIK TESPİT SONUCU' (Disease Detection Result). The 'HASTA BİLGİLERİ' section includes fields for Hasta ID, TC Kimlik No, Cinsiyet, Yaş, Kilo, Meslek, Biomass Maruziyeti, Sigara Kullanımı, İlaç Öyküsü, Alerji Öyküsü, Kronik Hastalık Öyküsü, and Aile Hastalık Öyküsü, along with 'Temizle' and 'Kaydet' buttons. The 'GRAFİKSEL SONUÇ EKRANI' section displays two plots: 'Orjinal Ses' (Original Sound) and 'Filtrelenmiş Ses' (Filtered Sound). The 'SOLUNUM VERİ GİRİŞİ' section includes a 'Solunum Sesi Girişi' field with a 'Seç' button, a 'Filtre Tipi Seçimi' dropdown, an 'Öznitelik Çıkarım Yöntemi' dropdown, a 'Sınıflama Yöntemi' dropdown, an 'Analiz Et' button, and 'Temizle' and 'Raporla' buttons. The 'HASTALIK TESPİT SONUCU' section includes a table for 'Ek Solunum Sesleri' (Additional Respiratory Sounds) with rows for Sağlıklı, Ronküs, Stridor, Frotman, Squawk, and Ral, and a section for 'Olası Hastalıklar' (Possible Diseases) with a list box.

Şekil 4.1. MATLAB GUI’de hazırlanan görsel kullanıcı arayüzü

‘Hasta Bilgileri’ bölümünde test edilecek solunum sesine ait hastanın öyküsünün girilmektedir. ‘Grafiksel Sonuç Ekranı’ orijinal solunum sesi ve ‘Solunum Veri Girişi’ bölümünde yapılan filtre seçimine göre Eliptik, Chebyshev veya Butterworth filtre ile filtrelenmiş solunum sesi gösterilmektedir. ‘Solunum Veri Girişi’ bölümü filtreleri, öznitelik çıkarım metotlarını ve sınıflama metotlarını seçmeye imkân sağlamaktadır. Analiz Et butonuyla yapılan seçimlere göre solunum sesi test edilmektedir. Test edilen sesin değerlendirme sonucu ‘Hastalık Tespit Sonucu’ bölümde gösterilmektedir. Solunum sesi sisteme girildiğinde ses önce hasta ve sağlıklı olarak ayrılmaktadır. Sağlıklı ise sağlıklı butonu yeşil ışık vermektedir. Hasta ise tekrar eğitilerek uygun olduğu grup tespit edilmekte ve ilgili bölümde yeşil ışık vermektedir.



Şekil 4.2. Sağlıklı solunum sesinin arayüz ile değerlendirilmesi



Şekil 4.3. Ronküs ek sesinin arayüz ile değerlendirilmesi

5. SONUÇ ve ÖNERİLER

Solunum sistemi hastalıklarında teşhis konulurken yalnızca solunum seslerine veya solunumun hızına, süresine bakılması doğru değildir. Doğru bir teşhis için hastanın öyküsünün alınması, belirti ve bulguların değerlendirilerek hastanın sahip olabileceği hastalıkların tablosunun oluşturulması, fiziksel muayene ve gerekli laboratuvar incelemeleri yapılmalıdır. Fiziksel muayene, solunum sistemi hastalıklarının teşhisinde hekimlerin öncelikli olarak tercih ettiği bir yöntemdir. Solunum sesleri akciğerlerin patolojisi hakkında önemli bilgiler içermesi oskültasyonu fiziksel muayenenin vazgeçilemez bir parçası haline getirmektedir.

Bu tez çalışmasında sağlıklı bireylerden ve çeşitli akciğer hastalıklarına sahip bireylerden alınan solunum sesleri kullanılarak hastalık teşhisi yapılması amaçlanmaktadır. Bu çalışmayı literatürde bulunan çalışmalardan ayıran hususlar;

- 6 farklı solunum grubuna ait solunum verilerinin kullanılması
- Solunum seslerinin özniteliklerinin tespiti için Ampirik Kip Ayrışımı kullanılması
- Görsel ara yüz ile hekime yardımcı olacak bir karar mekanizmasının oluşturulması
- Hastanın kişisel bilgileri, hastalık tecrübeleri, ailesindeki bireylerin hastalık durumu gibi verilerin sisteme girilmesi
- Hastanın sahip olabileceği hastalıkların tablosunun oluşturulması
- Farklı öznitelik çıkarım ve sınıflama metotları kullanılarak, sınıflama başarılarının değerlendirilmesidir.

Bu tez çalışması kapsamında Manisa Celal Bayar Üniversitesi Hafsa Sultan Hastahanesi Göğüs Hastalıkları Anabilim Dalı polikliniğinde tedavi gören hastaların ve serviste yatan hastaların solunum sesleri uzman hekimlerce kaydedilmiştir. Solunum sesleri sağ apex, sağ orta, sağ bazal, sol apex, sol orta ve sol bazal olmak üzere altı oskültasyon noktası dinlenilerek ek sesin baskın olduğu noktadan elektronik stetoskop ile kaydedilmiştir. Kaydedilen solunum seslerinin her biri dinlenerek inspiryum evresinin başladığı noktadan itibaren 3 tam nefesi içerecek şekilde MATLAB ile bölünmüş ve solunum sesleri işaret işlemeye hazır hale getirilmiştir. Sesler stetoskobun deriye sürmesi, kas ve kalp sesi gibi gürültülerden arındırılmak için filtrelenmiştir. Butterworth, Chebyshev1 ve Eliptik filtre

uygulanmıştır. 4. Dereceden Chebyshev 1 ve Butterworth filtre yaklaşık olarak aynı başarıyı sağlamıştır. Hasta ve Sağlıklı sınıflamasında Chebyshev 1 filtre daha başarılı iken, çoklu sınıflamada Butterworth filtre daha başarılı olmuştur. En düşük başarı ise Eliptik filtre ile elde edilmiştir.

Filtrelenen seslerin öznitelikleri Ampirik Mod Ayırışımı, Mel Frekansı Kepstrum Katsayıları, Welch Yöntemi ile Güç Spektrum Yoğunluğu Hesabı ve Dalgacık Paket Dönüşümü yöntemleri kullanılarak elde edilmiştir. Elde edilen öznitelikler standart sapma, varyans, mod, ortalama güç, entropi ve enerji formülleri kullanılarak tek boyuta indirilmiş değerlendirilmeye hazır hale getirilmiştir.

Öznitelikler Yapay Sinir Ağı, k En Yakın Komşu Algoritması, Doğal Bayes ve Destek Vektör Makineleriyle sınıflanarak değerlendirilmiştir. Sağlıklı ve Hasta akciğer seslerinin değerlendirilmesi Bölüm 4.1 'de mevcuttur. Hasta ve Sağlıklı değerlendirmesinde Chebyshev1 filtresinin Butterworth filtresinden daha başarılı olduğu tespit edilmiştir. En başarılı sonuç WPT öznitelikleri kullanılarak sınıflanan kNN kFold=0 için elde edilmiştir. Bunu sırasıyla MFCC+ANN ve EMD+SVM kFold=0 ile yapılan sınıflama takip etmektedir. Yapılan testlerde Hasta-Sağlıklı değerlendirmesine ait başarı değerlendirmesinin neredeyse tümü %85'in üzerindedir. Sınıflama için kullanılan veri sayısı arttıkça başarı oranında değişiklik gözlemleneceği ön görülmektedir.

Hasta seslerin çoklu değerlendirilmesinde ise Butterworth filtresinin Chebyshev1 filtresinden daha başarılı olduğu tespit edilmiştir. En başarılı sonuç MFCC+SVM yapısıyla elde edilmiştir. Sınıflama sonuçlarının tümü göz önüne alındığında MFCC yöntemi kullanılarak elde edilen özniteliklerin sınıflamada daha başarılı olduğu gözlemlenmiştir. Doğal Bayes sınıflamanın sağlıklı- hasta başarıları düşük olduğu için çoklu sınıflamada kullanılmamıştır.

Yapılan analiz sonuçları farklı solunum gruplarının fazla olması sistemin başarısını düşürdüğünü göstermektedir. Yalnızca Frotman, Squawk ve Stridor sesleri kullanılarak yapılan değerlendirmelerde %100 sonuç elde edilmektedir. Ral - Ronküs ve Sağlıklı solunum sesleri değerlendirildiğinde %85-%90 civarı başarı elde edilmektedir. Solunum gruplarının fazlalığı, seslerin birbirine olan benzerliği, bazı

hastalıklı seslerin yalnızca inspiryum veya ekspiryum evresinde gözlemlenmesi ve Stridor gibi çift ek ses içeren seslerin sistemde bulunması başarıyı düşürmektedir.

Bire karşı çoklu sınıflama sonuçları değerlendirildiğinde ileriye dönük yapılacak çalışmalar arasında spesifik bir hastalık grubuna ait verilerin karakteristikleri çıkarılarak hastalık analizi yapılabileceği kanıtlanmıştır. Çalışmalar bu yönde devam edecektir. Veri kümesinde hasta sayıları arttırılabilir ve diğer sinyal işleme yöntemleri kullanılarak sistem daha kararlı hale getirilebilir.



KAYNAKLAR

- [1]Polat, H., Güler, I. A simple computer-based measurement and analysis system of pulmonary auscultation sounds. *Journal of Medical Systems*. 2004, 28(6), 665–672.
- [2]Gavriely, N., Nissan, M., Rubin, A H., Cugell, D. W. Spectral characteristics of chest wall breath sounds in normal subjects. *Thorax*. 1995, 50(12), 1292–1300.
- [3]Fawcett, T. An introduction to ROC analysis. *Pattern Recognition Letters*. 2006, 27(8), 861–874.
- [4]Sezgin, M. C., Dokur, Z., Olmez, T., Korurek, M. Classification of respiratory sounds by using an artificial neural network. *Proceedings of the 23rd Annual international conference of the IEEE engineering in medicine and biology society*, Oct.25-28, 2001, İstanbul, Turkey, (697–699).
- [5]Kandaswamy, A., Kumar, C. S., Ramanathan, R. P., Jayaraman, S., Malmurugan, N. Neural classification of lung sounds using wavelet Coefficients. *Computers in Biology and Medicine*. 2004, 34(6), 523–537.
- [6]Homs-Corbera, A., Fiz, J. A., Morera, J., Jané, R. Time-Frequency Detection and Analysis of Wheezes During Forced Exhalation. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. 2004, 51(1), 182–186.
- [7]Güler, I., Polat, H., Ergün, U. Combining neural network and genetic algorithm for prediction of lung sounds. *Journal of Medical Systems*. 2005, 29(3), 217–231.
- [8]Dokur, Z. Respiratory sound classification by using an incremental supervised neural network. *Pattern Analysis and Applications*. 2009,12(4), 309–319..
- [9]Bahoura, M. Pattern recognition methods applied to respiratory sounds classification into normal and wheeze classes. *Computers in Biology and Medicine*. 2009, 39(9), 824–843.
- [10]Abbas, A., Fahim, A. An automated computerized auscultation and diagnostic system for pulmonary diseases, *Journal of Medical Systems*. 2010, 34(6), 1149–1155.
- [11]Charleston-Villalobos, S., Martinez-Hernandez, G., Gonzalez-Camarena, R., Chi-Lem, G., Carrillo, J. G., Aljama-Corrales, T. Assessment of multichannel lung sounds parameterization for two-class classification in interstitial lung disease patients. *Computers in Biology and Medicine*. 2011, 41(7), 473–482.
- [12]Serbes, G., Sakar, C. O., Kahya, Y. P., Aydin, N. Feature Extraction using Time-Frequency/Scale Analysis and Esemble of Feature Sets for Crackle Detection. *Proceedings of the 33rd Annual international conference of the IEEE engineering in medicine and biology Society*, August 30 - September 3, 2011, Boston, USA, (3314-3317).

- [13]Palaniappan, R., Sundaraj, K. Respiratory sound classification using cepstral features and support vector machine. 2013 IEEE Recent Advances in Intelligent Computational Systems. 19-21 December, 2013, Trivandrum, India (132–136).
- [14]Abbasi, S., Derakhshanfar, R., Abbasi, A., Sarbaz, Y. Classification of normal and abnormal lung sounds using neural network and support vector machine. 21st Iranian Conference on Electrical Engineering (ICEE), May 14-16 2013, Mashhad, Iran, (1–4).
- [15]Karakış, R., Güler, İ., Işık, A. H. Feature selection in pulmonary function test data with machine learning methods. 21st Signal Processing and Communications Applications Conference, 24-26 April, 2013, Haspolat, Turkey.
- [16]Matsutake, S., Yamashita, M., Matsunaga, S. Discrimination between healthy subjects and patients using lung sounds from multiple auscultation points. IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, 26-31 May, 2013, Vancouver, BC, Canada,(1296–1300).
- [17]Oweis, R. J., Abdulhay, E. W., Khayal, A., Awad, A. An Alternative Respiratory Sounds Classification System Utilizing Artificial Neural Networks. Biomedical Journal. 2015, 37(4) ,1-7.
- [18]Palaniappan, R., Sundaraj, K., Sundaraj, S. A comparative study of the svm and k-nn machine learning algorithms for the diagnosis of respiratory pathologies using pulmonary acoustic signals. BMC Bioinformatics. 2014,15(1), 223.
- [19]İçer, S., Gengeç, Ş. Classification and analysis of non-stationary characteristics of crackle and rhonchus lung adventitious sounds. Digital Signal Processing. 2014, 28(1), 18–27.
- [20]Göğüş, F. Z., Karlık, B., Harman, G. Classification of Asthmatic Breath Sounds by Using Wavelet Transforms and Neural Networks. International Journal of Signal Processing Systems. 2014, 3(2), 106–111.
- [21]Maruf, S. O., Azhar, M. U., Khawaja, S. G., Akram, M. U. Crackle separation and classification from normal respiratory sounds using gaussian mixture model. 2015 IEEE 10th International Conference on Industrial and Information Systems, 17-20 December, 2015, Sri Lanka, (267–271).
- [22]Kins, N., Sunil, B., Ganesan, R. Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System for Classification of Respiratory Signals using Cepstral Features. International Journal of Applied Engineering Research. 2015,10(28), 22121-22125.
- [23]Lozano, M., Fiz, J. A., Jané, R. Performance evaluation of the Hilbert-Huang transform for respiratory sound analysis and its application to continuous adventitious sound characterization. Signal Processing. 2016, 120, (99–116).
- [24]Lozano, M., Fiz, J., Jané, A. R. Automatic Differentiation of Normal and Continuous Adventitious Respiratory Sounds Using Ensemble Empirical Mode

Decomposition and Instantaneous Frequency. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics. 2016, 20(2), 486–497.

[25] Naves, R., Barbosa, B.H.G., Ferreira, D.D. Classification of lung sounds using higher-order statistics: A divide-and-conquer approach. Computer Methods and Programs in Biomedicine. 2016, 129, 12–20.

[26] Bokov, P., Mahut, B., Flaud, P., Delclaux, C. Wheezing recognition algorithm using recordings of respiratory sounds at the mouth in a pediatric population. Computers in Biology and Medicine. 2016, 70, 40–50.

[27] Aykanat, M., Kılıç, Ö., Kurt, B., Saryal, S. Classification of lung sounds using convolutional neural networks EURASIP Journal on Image and Video Processing. 2017, 2017(65), 1-9.

[28] Canan, S. Solunum Sistemi Fizyolojisi. (Web Sayfası: https://aybu.edu.tr/sinancanan/contents/files/153hemsirelik_solunum2012.pdf) (Erişim Tarihi: Haziran 2019).

[29] Dağcı, T. Solunum Sistemi Fizyolojisi. (Web Sayfası: <https://docplayer.biz.tr/106057568-Solunum-fizyolojisi-prof-dr-taner-dagci-ege-universitesi-tip-fakultesi-fizyoloji-ab-d.html>) (Erişim Tarihi: Haziran 2019).

[30] Bingöl, N. Solunum Sistemi Anatomisi. (Web Sayfası: https://acikders.ankara.edu.tr/pluginfile.php/2938/mod_resource/content/0/7.%20ve%208.%20Hafta%20Solunum%20sistemi%20anatomisi.pdf) (Erişim Tarihi: Haziran 2019).

[31] Milli Eğitim Bakanlığı. Solunum Sistemi. Millî Eğitim Bakanlığı Eğitim ve Kültür Yayınları, Ankara, 2011, 44 s.

[32] Tabak, L. Solunum Sisteminin Yapısal/Fonksiyonel Özellikleri. 2004. (Websayfası: http://file.toraks.org.tr/TORAKSFD23NJKL4NJ4H3BG3JH/kisokulu3-ppt-pdf/Leventtabak_yapisal.pdf) (Erişim Tarihi: Haziran 2019).

[33] Polat, H., Darılmaz, M. Elektronik Stetoskopun Akciğer Oskültasyon Yeteneğinin İncelenmesi ve Akciğer Seslerinin Spektral Analizi. Journal of Polytechnic. 2003, 6(4), 613–618.

[34] Mangione, S. Physical Diagnosis Secrets. Mosby/Elsevier, Philadelphia, USA, 2008, 712 s.

[35] Polat, H. PC Tabanlı Çok Kanallı Bir Elektronik Stetoskop Tasarımı ve Gerçekleştirilmesi. Gazi Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektronik – Bilgisayar Eğitimi Anabilim Dalı, Ankara, 2006, 121. (Doktora Tezi)

[36] Hırıltılı Solunum. (Web Sayfası: <http://www.tiprehberi.com/>). (Erişim Tarihi: Haziran 2019).

- [37] Bilgiç, H. Solunum Sistemi Hastalıklarında Anamnez, Fizik Muayene ve Semptomlar. TTD Kış Okulu ders notu, Antalya, 2008. (Web Sayfası: <http://file.toraks.org.tr/TORAKSFD23NJKL4NJ4H3BG3JH/kisokul2009-ppt-pdf/08.00-08.45%20Hayati%20Bilgic.pdf>) (Erişim Tarihi: Haziran 2019).
- [38]Uysal, S. Ses Analizi ile Hastalık Teşhisi. Yıldız Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Anabilim Dalı, İstanbul, 2014, 98 s. (Yüksek Lisans Tezi)
- [39]Bahoura, M. Separation of Crackles From Vesicular Sounds Using Wavelet Packet Transform. 2006 IEEE International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing Proceedings, 14-19 May, 2006, Toulouse, France.
- [40]Uysal, H. Gömülü Bilgisayarlı Elektronik Stetoskop Yapımı. Yıldız Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Anabilim Dalı, İstanbul, 2014, 92 s. (Yüksek Lisans Tezi)
- [41]Gengeç, Ş. Akciğer Seslerinden İşaret İşleme Teknikleri Kullanılarak Özellik Çıkarma ve Sınıflandırma. Erciyes Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Biyomedikal Mühendisliği Anabilim Dalı, Kayseri, 2012, 116 s. (Yüksek Lisans Tezi)
- [42]Türk Toraks Derneği. Astım Tanı ve Tedavi Rehberi, Bilimsel Tıp Yayınevi, Ankara, 2016, 108 s.
- [43]Milli Eğitim Bakanlığı. Solunum Sistemi Hastalıkları ve Solunum Sistemine Etkili İlaçlar. Millî Eğitim Bakanlığı Eğitim ve Kültür Yayınları, Ankara, 2011, 70s.
- [44]Türk Toraks Derneği. Türk Toraks Derneği ' nin GOLD 2017 Kronik Obstrüktif Akciğer Hastalığı (KOAH) Raporuna Bakışı. Bilimsel Tıp Yayınevi, Ankara, 2017, 48 s.
- [45]GOLD. Global Strategy For The Diagnosis, Management, And Prevention Of Chronic Obstructive Pulmonary Disease. Global Initiative For Chronic Obstructive Lung Disease, INC,USA, 2019,155 s.
- [46]Mahmutoğlu, A. S., Ertürk, Ş. M., Çelebi, İ. Hava Yolu Hastalıkları. Toraks Cerrahisi Bülteni. 2013, 4(3) , 157-162.
- [47]Özdemir Kumbasar, Ö. Sarkoidoz. Web Sayfası: <http://file.lookus.net/TGHYK/tghyk.27.pdf>) (Erişim Tarihi: Haziran 2019).
- [48]Gülgün, P., Candan, İ. Kronik Konjestif Kalp Yetmezliği Tedavisi. Türkiye Klinikleri Tıp Bilimleri Dergisi. 1992, 12, 128–138.
- [49]Kılıçaslan, Fethi. Kalp Yetmezliği. Web Sayfası: <https://www.fethikilicaslan.com/alp-yetmezligi/>) (Erişim Tarihi: Haziran 2019).
- [50]Milli Eğitim Bakanlığı, Solunum Sistemi Hastalıkları, Millî Eğitim Bakanlığı Eğitim ve Kültür Yayınları, Ankara, 2011.

- [51]A'dan Z'ye Sağlık. Bronşektazi Nedir? (Web Sayfası: <https://www.abcsaglik.xyz/2017/10/bronsektazi-nedir.html>) (Erişim Tarihi: Haziran 2019).
- [52]Türkiye Solunum Araştırmaları Derneği. Pnömoni. (Ed:Nazan Şen, M. H. Özhan). TÜSAD Eğitim Kitapları Serisi, 2017.
- [53] Pnömoni (Zatürre). (Web Sayfası: <http://www.nettedavi.com/SayfaDetay/Pnomoni-Zature/455/>) (ErişimTarihi: Haziran 2019).
- [54] Akciğer Amfizemi Nedir, Nefes Darlığı Nedir?. (Web Sayfası: <https://hastanebolumleri.blogspot.com/2011/02/akciger-amfizemi-nedir-nefes-darligi.html>) (ErişimTarihi: Haziran 2019).
- [55] Atelektazi Nedir?. (Web Sayfası: <https://www.1saglik.net/atelektazi-nedir/>) (ErişimTarihi: Haziran 2019).
- [56]Türkiye Solunum Araştırmaları Derneği, İPF Hasta Bilgilendirme Broşürü. (Web Sayfası: <http://www.solunum.org.tr/TusadData/Bookcase/229201716244.pdf>) (Erişim Tarihi: Haziran 2019).
- [57]Pekcan, S., Özçelik, U. Bronşiyolitisi Obliterans. Hacettepe Tıp Dergisi. 2008, 39(1), 16–21.
- [58]Türk Toraks Derneği, Plörezi nedir?. (Web Sayfası: <https://www.toraks.org.tr/halk/News.aspx?detail=3551>). (Erişim Tarihi: Haziran 2019).
- [59]Türk Toraks Derneği, Akciğer Embolisi. (Web Sayfası: <https://www.toraks.org.tr/halk/News.aspx?detail=3613>). (Erişim Tarihi: Haziran 2019).
- [60]Dereli Bulut, S.S. İnterstisyel Akciğer Hastalıkları. Toraks Cerrahisi Bülteni. 2013, 4(3), 171–177.
- [61]Kaya, T. , İnce, M. C., Pencere Fonksiyonu Aileleri ve Uygulama Alanları. Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi, 2010, 26(3), 291–306.
- [62]Palaniappan, R., Sundaraj, K., Ahamed, N., Arjunan, A., Sundaraj, S. Computer-based Respiratory Sound Analysis: A Systematic Review. IETE Technical Review. 2013, 30(3), 248.
- [63]Ağoğlu, A., Sayısal Süzgeç Tasarımı ve Uygulamaları. Başkent Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı, Ankara , 2008,126 s. (Yüksek Lisans Tezi)
- [64]Çavdar, M. S. Biyolojik İşaret İşlemede Donanım Tabanlı TBA:EKG İşaretlerine Uygulanması, Erciyes Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı, Kayseri, 2011, 75 s. (Yüksek Lisans Tezi)

[65]Huang, N. E. The Empirical Mode Decomposition and The Hilbert Spectrum for Nonlinear and Non-stationary Time Series Analysis. The Royal Society, USA, 1996, 903–995.

[66]Tunç Görmüş, E., Canagarajah, N., Achim, A. Ampirik Kip Ayırışımı ve Dalgacık Dönüşümü Kullanarak Hiperspektral Görüntülerin Boyutlarının Azaltılması. Afyon Kocatepe Üniversitesi Fen ve Mühendislik Bilimleri Dergisi. 2017, 17. 204–214.

[67]Arslan, Ö. Konuşma İyileştirme Algoritmalarının Kalite ve Anlaşılabilirlik Tabanlı Ölçütler ile Değerlendirilmesi. Ege Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektrik - Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı, İzmir, 2018, 180 s. (Doktora Tezi)

[68]Wildermouth, B. R. Text-Independent Speaker Recognition Using Source Based Features Master of Philosophy. Griffith University, School of Microelectronic Engineering, Australia, 2001. (Master Theses)

[69]Eskidere, Ö., Ertaş, F. Mel Frekansı Kepstrum Katsayılarındaki Değişimlerin Konuşmacı Tanımaya Etkisi. Uludağ Üniversitesi Mühendislik-Mimarlık Fakültesi Dergisi. 2009,14(2), 93–110.

[70]Öner, İ. V., Yeşilyurt, M. K., Yılmaz, E. Ç. Wavelet Analiz Tekniği ve Uygulama Alanları.Ordu Üniversitesi Bilim ve Teknoloji Dergisi. 2017, 7(1), 42–56.

[71]Abbak, A. Deniz Düzeyi Gözlemlerinin En Küçük Kareler Yöntemiyle Spektral Analizi. Selçuk Üniversitesi, Jeodezi ve Fotogrametri Mühendisliği Anabilim Dalı, Konya, 2007,81 s. (Yüksek Lisans Tezi)

[72] Subasi, A. EEG signal classification using wavelet feature extraction and a mixture of expert model. Expert Systems with Applications. 2007, 32(4), 1084–1093.

[73]Tepe, C., Sezgin, H. EKG Sinyalinde Gürültü Gidermede Ayrık Dalgacık ve Paket Dalgacık Yöntemlerinin Karşılaştırılması. 13. Elektrik-Elektronik-Bilgisayar ve Biyomedikal Mühendisliği Ulusal Kongresi, 23-26 Aralık, 2009, Ankara, Türkiye.

[74]Göğüş, F. Z. Biyomedikal Seslerin Analizi ve Sınıflandırılması. Selçuk Üniversitesi, Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı, Konya, 2015, 126 s. (Yüksek Lisans Tezi)

[75] Elmas, Ç. Yapay Zeka Uygulamaları, Seçkin Yayıncılık, Ankara, Türkiye, 2016, 479 s.

[76]Akkurt, A. Yapay Sinir Ağları ve Türkiye Elektrik Tüketimi Tahmin Modeli. İstanbul Teknik Üniversitesi,Fen Bilimleri Enstitüsü, Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı İstanbul, 2005,106 s. (Yüksek Lisans Tezi)

[77]İstanbullu, M. Yapay Sinir Ağları ve Destek Vektör Makineleri ile Kemik Erimesinin Teşhisi, İstanbul Teknik Üniversitesi, Biyomedikal Mühendisliği Anabilim Dalı, İstanbul, 2013, 102 s. (Yüksek Lisans Tezi)

[78]Solmaz, R., Günay, M., Alkan, A. Fonksiyonel Tiroit Hastalığı Tanısında Naive Bayes Sınıflandırıcının Kullanılması. XVI. Akademik Bilişim Konferansı,5-7 Şubat,2014, Mersin (1-7).

[79]Kaya, Ç., Yıldız, O. Makine Öğrenmesi Teknikleriyle Saldırı Tespiti: Karşılaştırmalı Analiz. Marmara University Journal of Science. 2014, 26(3),108.

[80]Vapnik, V. N. Statistical Learning Theory. Ed: Simon Haykin, John Wiley & Sons INC, New York, USA, 1998,740 s.

[81]Başer, F., Apaydın, A. Sınıflandırma Amaçlı Destek Vektör Makinelerinin Lojistik Regresyon İle Karşılaştırılması. Anadolu Üniversitesi Bilim ve Teknoloji Dergisi B-Teorik Bilimler. 2015, 3(2), 53-65.

[82]Ayhan, S., Erdoğan, Ş. Destek Vektör Makineleriyle Sınıflandırma Problemlerinin Çözümü İçin Çekirdek Fonksiyonu Seçimi. Eskişehir Osmangazi Üniversitesi İİBF Dergisi. 2014, 9(1), 175- 198.

[83]Burges, C. J. C. A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition. Kluwer Academic Publishers,Boston, USA, 1998, 43 s.

[84]Dokur, Z., Ölmez, T. Feature determination for heart sounds based on divergence analysis. Digital Signal Processing. 2009,19(3), 521-531.

ÖZGEÇMİŞ

Adı Soyadı : Burcu ACAR DEMİRCİ

Doğum Yeri ve Yılı : Manisa, 1993

Medeni Hali : Evli

Yabancı Dili : İngilizce

E-posta : burcu.acar@cbu.edu.tr

Eğitim Durumu

Lise : Manisa Fatih Anadolu Lisesi, 2011

Lisans : Manisa Celal Bayar Üniversitesi, Elektrik-Elektronik
Mühendisliği Bölümü, 2015

Yüksek Lisans : Manisa Celal Bayar Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü,

Mesleki Deneyim

Manisa Celal Bayar Üniversitesi 2017-.....(halen)

Yayınları

Demirci, O., Taşkın, S., Acar, B., Turan, A. Traksiyoner Tipi Aküler İçin Akıllı Redresör Tasarımı ve Uygulaması. CBÜ Fen Bilimleri Dergisi. 2016, 12(1),109-114.

Acar Demirci, B, Koçyiğit, Y. Classification of Respiratory Sounds Using Machine Learning Methods. Manisa Celal Bayar University II International University Industry Cooperation, R&D and Innovation Congress, 14-15 November, 2018, (29).

Demirci, O., Acar Demirci, B., Taşkın, S. Otomotiv Akülerinde Problem Tespitine Yönelik Hücresel Ölçüm ve Hata Teşhis Sistemi. Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi. (doi: 10.5505/pajes.2018.98105)