

**BAŐKENT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**UYKU ESNASINDA ÇIKAN SESLERİN
SINIFLANDIRILMASI**

ERKİN KILIÇ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

2017

**UYKU ESNASINDA ÇIKAN SESLERİN
SINIFLANDIRILMASI**

**CLASSIFICATION OF EMERGING SOUNDS
DURING THE SLEEP**

ERKİN KILIÇ

Başkent Üniversitesi
Lisansüstü Eğitim Öğretim ve Sınav Yönetmeliğinin
BİYOMEDİKAL Mühendisliği Anabilim Dalı İçin Öngördüğü
YÜKSEK LİSANS TEZİ
olarak hazırlanmıştır.

2017

“Uyku Esnasında Çıkan Seslerin Sınıflandırılması” başlıklı bu çalışma, jürimiz tarafından, 18 / 09 / 2017 tarihinde, **BİYOMEDİKAL MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI’nda YÜKSEK LİSANS TEZİ** olarak kabul edilmiştir.

Başkan : Doç.Dr.Hasan Şakir BİLGE

Üye (Danışman) : Yrd.Doç.Dr.Aykut ERDAMAR

Üye : Yrd.Doç.Dr.Mehmet Feyzi AKŞAHİN

ONAY

/ 09 / 2017

Prof.Dr.Emin AKATA
Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürü



BAŞKENT ÜNİVERSİTESİ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
YÜKSEK LİSANS TEZ ÇALIŞMASI ORJİNALLİK RAPORU

Tarih: 18 / 09 /2017

Öğrencinin Adı, Soyadı : Erkin KILIÇ
Öğrencinin Numarası : 21210085
Anabilim Dalı : Biyomedikal Mühendisliği
Program : Biyomedikal Mühendisliği Tezli Yüksek Lisans
Danışmanın Unvanı / Adı, Soyadı : Yrd.Doç.Dr.Aykut ERDAMAR
Tez Başlığı : Uyku Esnasında Çıkan Seslerin Sınıflandırılması

Yukarıda başlığı belirtilen Yüksek Lisans tez çalışmamın; Giriş, Ana Bölümler ve Sonuç Bölümünden oluşan, toplam 51 sayfalık kısmına ilişkin, 18 / 09 / 2017 tarihinde tez danışmanım tarafından Turnitin adlı intihal tespit programından aşağıda belirten filtrelemeler uygulanarak alınmış olan orijinallik raporuna göre, tezimin benzerlik oranı %1'dir.

Uygulanan filtrelemeler:

1. Kaynakça hariç
2. Alıntılar hariç
3. Beş (5) kelimedenden daha az örtüşme içeren metin kısımları hariç

“Başkent Üniversitesi Enstitüleri Tez Çalışması Orijinallik Raporu Alınması ve Kullanılması Usul ve Esasları”nı inceledim ve bu uygulama esaslarında belirtilen azami benzerlik oranlarına tez çalışmamın herhangi bir intihal içermediğini; aksinin tespit edileceği muhtemel durumda doğabilecek her türlü hukuki sorumluluğu kabul ettiğimi ve yukarıda vermiş olduğum bilgilerin doğru olduğunu beyan ederim.

Öğrenci İmzası:

Onay

18 / 09 / 2017

Yrd.Doç Dr.Aykut ERDAMAR

TEŐEKKÜR

Sadece bu tez alıőmasında deęil, meslek hayatımda da s¼rekli faydalandıęım ok kıymetli bilgilerini ve tecr¼belerini esirgemededen aktaran, g¼r¼ő ve ¼nerileri ile bu alıőmanın gerekleőmesini saęlayan, kısıtlı vaktine raęmen bu tez alıőmasına yakın ilgi g¼steren, tez danıőmanım sayın Yrd.Do.Dr.Aykut ERDAMAR'a,

alıőmam esnasında her t¼rl¼ desteęi veren sayın hocalarım Yrd.Do.Dr.Mehmet Feyzi AKŐAHİN'e, Araő.G¼r.Tansel UYAR'a ve Araő.G¼r.Tuęe KANTAR'a,

İkinci evim olarak g¼rd¼ę¼m, sunduęu imkanlarla bu alıőmanın gerekleőtirilmesine zemin hazırlayan Baőkent ¼niversitesine ve deęerli alıőanlarına,

¼st¼mdeki iő yoęunluęunu kendi ¼zerlerine alarak, bana bu alıőmayı gerekleőtirme fırsatı sunan, desteklerini her zaman hissettięim sayın iő arkadaşlarım Fatih YILDIZ ve Zekeriya KILI'a,

Beni benden ok d¼ő¼nen, her an yanımda olan, alıőmamın her aőamasında benimle aynı heyecanı yaőayan sevgili eőim Aslıhan Burcu KILI'a,

Bu g¼nlere gelmemi saęlayan, maddi ve manevi desteęini esirgemeyen, her zaman daha iyiyi baőarmam iin beni cesaretlendiren annem, babam ve deęerli aile b¼y¼klerime,

Teőekk¼rlerimi sunarım.

ÖZ

UYKU ESNASINDA ÇIKAN SESLERİN SINIFLANDIRILMASI

Erkin KILIÇ

Başkent Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü

Biyomedikal Mühendisliği Anabilim Dalı

Uyku esnasında istemsiz olarak horlama, öksürme, hapşırma, ıslık gibi farklı akustik özelliklerde sesler ortaya çıkabilmektedir. Bu sesler, insanın uyku kalitesini doğrudan etkileyebileceği gibi, aynı ortamda bulunan diğer insanların da uyku kalitesini olumsuz yönde etkileyebilmektedir. İnsanın uyku kalitesinin artırılması amacıyla bu seslerin kaydedilmesi, alınan ses kayıtlarının uzman doktor tarafından değerlendirilmesi ve değerlendirme sonucuna göre uygun tedavi yönteminin belirlenmesi gerekmektedir. Ancak, normal bir uyku süresinin altı ile sekiz saat aralığında olmasından dolayı, uzman doktor tarafından tüm ses kaydının dinlenmesi oldukça uzun ve yorucu bir süreç gerektirmektedir. Bu nedenle, uyku sırasında kaydedilen sesleri otomatik olarak analiz ederek, uzman doktora teşhis koymada yardımcı olacak ve önemli ölçüde zaman kazandıracak bir algoritmaya ihtiyaç duyulduğu belirlenmiştir. Daha önce yapılan literatür taramasında, bu konu üzerinde yapılan çalışma sayısının çok az olduğu ve mevcut çalışmaların büyük çoğunluğunun, ses kayıtları üzerinden sadece horlama sesini algıladığı ancak, uzman doktora teşhis koymada yardımcı olacak algoritmalar içermediği görülmüştür. Bu çalışmada, literatürden farklı olarak, ses kayıtlarının tamamını hızlı ve efektif bir şekilde analiz edecek, uyku esnasında çıkan sesleri otomatik olarak ve yüksek doğrulukta sınıflandırabilecek, doktora tanı koymada yardımcı olabilecek bilgisayar destekli tanı algoritmasının geliştirilmesi amaçlanmıştır.

Bu amaç doğrultusunda, ilk olarak uyku ses kayıtları araştırılmış ve internet taraması yapılarak açık erişimli sitelerden farklı tipte ses kayıtları elde edilmiştir. Tüm kayıtlar tek tek dinlenerek gruplandırılmıştır. Çalışmanın ikinci aşamasında, literatürde geçen yöntemler doğrulanmıştır. Bu süreçte, tüm ses kayıtları üzerinde enerji, varyans, sıfır kesme oranı, özilinti fonksiyonu, Fourier dönüşümü yöntemleri uygulanmış ve ses kayıtları hakkında genel bilgi verecek öznitelikler elde edilmiştir. Çalışmanın üçüncü aşamasında, literatürden farklı olarak adaptif bölütleme algoritması geliştirilmiş, ses kaydı her bir bölütte tek çeşit ses olacak

şekilde otomatik olarak parçalanmıştır. Her bir parçaya literatürdeki analiz yöntemleri uygulanarak, analiz edilen sese ait akustik öznitelikler elde edilmiştir. Bu yöntemlere ilaveten, tüm parçalara sürekli dalgacık dönüşümü yöntemi uygulanarak zaman, frekans ve genlik düzleminde olmak üzere görsel ve matematiksel öznitelikler çıkarılmıştır. Çalışmanın son aşamasında, sınıflandırıcı olarak destek vektör makineleri kullanılmış ve elde edilen öznitelikler sınıflandırıcı eğitilmiştir. Eğitim için 390 bölüt, test için 449 bölüt kullanılmıştır. Çalışma sonucunda, geliştirilen algoritma, nefes verme, basit horlama, yüksek frekans dubleks horlama, düşük frekans dubleks horlama, tripleks horlama ve öksürmeyi içeren altı farklı parametreyi %96.44 doğruluk oranıyla sınıflandırmıştır.

ANAHTAR SÖZCÜKLER: Uyku Sesleri, Basit Horlama, Dubleks Horlama, Tripleks Horlama, Sürekli Dalgacık Dönüşümü, Destek Vektör Makineleri, Sınıflandırma

Danışman: Yrd.Doç.Dr.Aykut ERDAMAR, Başkent Üniversitesi Biyomedikal Mühendisliği Bölümü

ABSTRACT

CLASSIFICATION OF EMERGING SOUNDS DURING THE SLEEP

Erkin KILIÇ

Başkent University, Institute of Applied Sciences

Department of Biomedical Engineering

Sounds like snoring, coughing, sneezing, whistling, which have different acoustic properties, can emerge involuntarily during the sleep. These sounds may affect negatively the sleep quality of the other people in the same environment, just as it may affect directly the sleep quality of the person. To increase the sleep quality of the person, these sounds should be recorded and these records should be evaluated by a sleep expert. The appropriate treatment method should be determined according to the evaluation result. However, since the duration of a normal sleep is in the range of six hours to eight hours, it's a time consuming process for the sleep expert to listening all records. Therefore, it has been determined that a timesaver algorithm which analyzes automatically the sounds recorded during the sleep, is needed to help diagnose of the sleep expert .In the previous literature review, it has been observed that the number of studies on this topic is very few. Majority of existing studies detects only the snoring sounds, but these works do not involve the algorithms which help the sleep expert to diagnose. In this study, differently from the literature, it has been aimed that developing a computer aided diagnosing algorithm which will classify the sounds emerging during the sleep automatically with high accuracy by analyzing the all records in a fast and effective way to help the sleep expert to diagnose.

In accordance with this purpose, at the first stage, sleep sounds were researched and different types of sound recordings obtained from open access sites thereby internet browsing. All records have been listened one by one and have been grouped. In the second stage of the study, the methods mentioned in the literature have been validated. Within this period, energy, variance, zero cross rate, autocorrelation function, Fourier transform methods have been applied on the all records and the features which will provide general information about records, have been obtained. In the third stage of the study, an adaptive segmentation algorithm has been developed and records has been segmented automatically as

every segment has one kind of sound. The acoustic features belonging to analyzed sound have been obtained by applying analytical methods to each segment. In addition, the visual and mathematical features have been obtained in frequency, time and amplitude domains by applying “Continuous Wavelet Transform” for the every segment. At the last stage, support vector machine used as a classifier and it has been trained with the obtained features. The success of the algorithm has been tested by using different records. 390 and 449 segments were used for training and testing respectively. As a result of the study, developed algorithm has classified six different parameters which are exhalation, simple snoring, high frequency duplex snoring, low frequency duplex snoring, triplex snoring and coughing, with 96.44% accuracy rate.

KEYWORDS: Sleeping Sounds, Simple Snoring, Duplex Snoring, Triplex Snoring, Continuous Wavelet Transform, Support Vector Machine, Classification.

Advisor: Asst.Prof.Aykut ERDAMAR, Başkent University, Department of Biomedical Engineering

İÇİNDEKİLER LİSTESİ

	<u>Sayfa</u>
ÖZ	i
ABSTRACT	iii
İÇİNDEKİLER LİSTESİ	v
ŞEKİLLER LİSTESİ.....	viii
ÇİZELGELER LİSTESİ.....	ix
SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ	x
1. GİRİŞ.....	1
1.1. Çalışmanın Konusu.....	1
1.2. Çalışmanın Amacı ve Önemi	2
1.3. Literatür Özeti	3
1.4. Genel Bakış	6
2. KURAMSAL TEMELLER.....	7
2.1. Solunum Sistemi	7
2.1.1. Akciğerler ve diyafram.....	7
2.1.2. Solunum yolları	8
2.1.2.1. <u>Bronşlar</u>	8
2.1.2.2. <u>Soluk borusu</u>	8
2.1.2.3. <u>Gırtlak</u>	8
2.1.2.4. <u>Yutak</u>	8
2.1.2.5. <u>Burun</u>	9
2.2. Havanın Geçerken Temas Ettiği Diğer Anatomik Bölgeler.....	9
2.2.1. Damak.....	9
2.2.2. Dil.....	9
2.2.3. Küçük dil	9
2.2.4. Bademcik	9
2.3. Uyku Hali.....	10
2.3.1. Polisomnografi cihazı	10
2.3.2. Mikrofon ve ses kaydedici	11
2.4. Sınıflandırılacak Uyku Sesleri	11
2.4.1. Nefes alma ve nefes verme.....	12
2.4.2. Öksürme	12

2.4.3.	Horlama	13
2.4.3.1.	<u>Basit horlama</u>	13
2.4.3.2.	<u>Dubleks düşük frekans horlama</u>	14
2.4.3.3.	<u>Dubleks yüksek frekans horlama</u>	14
2.4.3.4.	<u>Tripleks horlama</u>	15
3.	MATERYAL VE YÖNTEM	16
3.1.	Çalışmada Kullanılan Ses Kayıtları	17
3.2.	Kontrol ve Ön İşleme (1. Kısım)	17
3.2.1.	Fourier dönüşümü ile gürültü belirleme	18
3.2.2.	Gürültü filtreleme	18
3.2.3.	Kazanç (dB) ayarı	19
3.2.4.	Yeniden örnekleme	20
3.2.5.	Adaptif bölütleme fonksiyonu	20
3.3.	Dalga Formu Analizleri (2. Kısım)	22
3.3.1.	Segmentasyon işlemi	23
3.3.2.	Enerji	23
3.3.3.	Varyans	24
3.3.4.	Sıfır kesme oranı	24
3.3.5.	Özilinti fonksiyonu	25
3.4.	Spektral Analiz (2. Kısım).....	25
3.4.1.	Fourier dönüşümü	25
3.4.1.1.	<u>Pencereleme</u>	26
3.4.2.	Spektrogram.....	26
3.5.	Dalgacık Analizi ve Sürekli Dalgacık Dönüşümü (2. Kısım)	27
3.6.	Destek Vektör Makineleri (3. Kısım).....	31
3.6.1.	Temel Bileşen Analizi	34
3.7.	Algoritma Başarısının Test Edilmesi (3. Kısım).....	35
4.	ARAŞTIRMA BULGULARI	36
4.1.	Dalga Formu Analizleri Sonucunda Elde Edilen Araştırma Bulguları ...	36
4.2.	Spektral Analizler Sonucunda Elde Edilen Araştırma Bulguları	38
4.3.	Dalgacık Analizi Sonucunda Elde Edilen Araştırma Bulguları	43
5.	SONUÇLAR	46
6.	TARTIŞMA VE ÖNERİLER	50
	KAYNAKLAR LİSTESİ	52

EKLER	55
EKLER LİSTESİ	56

ŞEKİLLER LİSTESİ

	<u>Sayfa</u>
Şekil 2.1 Solunum sisteminin ana bileşenleri [24]'den değiştirilerek alınmıştır	7
Şekil 2.2 Sınıflandırılacak ses sinyalleri	11
Şekil 2.3 Nefes alıp verme görsel gösterimi [27]	12
Şekil 2.4 Doku gevşemesi sonucu oluşan daralma örneği [30]	13
Şekil 2.5 Basit horlama için enerji – frekans analizi [22].....	14
Şekil 2.6 Dupleks düşük frekans horlama için enerji – frekans analizi [22].....	14
Şekil 2.7 Dupleks yüksek frekans horlama için enerji – frekans analizi [22]	15
Şekil 2.8 Tripleks horlama için enerji – frekans analizi [22]	15
Şekil 3.1 Gerçekleştirilen çalışmanın akış şeması.....	16
Şekil 3.2 Stereo – mono dönüşümü	18
Şekil 3.3 ABF'nun çalışma örneği.....	22
Şekil 3.4 HP ve frekans özelliği	26
Şekil 3.5 Spektrogram örneği	27
Şekil 3.6 FD, KZFD ve dalgacık dönüşümünün düzlemsel karşılaştırılması	28
Şekil 3.7 Bump dalgacığı örneği [38].....	29
Şekil 3.8 Bump dalgacığı ölçeklendirme örneği [39].....	29
Şekil 3.9 Frekans bazlı ölçeklendirme örneği [36]	30
Şekil 3.10 Kaydırma örneği	30
Şekil 3.11 Yüksek boyutlu bir özellik uzayı örneği	32
Şekil 3.12 (a) Ayırıcı düzlem gösterimi (b) Destek vektörlerin gösterimi.....	32
Şekil 3.13 DVM algoritması [42]	33
Şekil 3.14 Doğrusal olarak ayrılmayan veri uzayı örneği.....	34
Şekil 4.1 Basit horlama sesi için sinyal analizi.....	38
Şekil 4.2 Dupleks düşük frekans horlama sesi sinyal analizi.....	39
Şekil 4.3 Dupleks yüksek frekans horlama sesi sinyal analizi	40
Şekil 4.4 Tripleks horlama sesi sinyal analizi.....	41
Şekil 4.5 Öksürme sesi sinyal analizi	41
Şekil 4.6 Nefes verme sesi sinyal analizi.....	42
Şekil 4.7 Örnek spektrogram uygulaması.....	43

ÇİZELGELER LİSTESİ

	<u>Sayfa</u>
Çizelge 4.1 Örnek uyku sesi kaydı için gerçekleştirilen dalga formu analizleri sonucunda elde edilen ortalama değerler	37
Çizelge 4.2 SDD uygulaması için belirlenen frekans aralıkları	43
Çizelge 4.3 Ses türlerinin özneliklerinin elde edildiği frekans bölgeleri.....	45
Çizelge 5.1 Algoritma başarısı (Dalga formu analizleri öznelikleri).....	46
Çizelge 5.2 Algoritma başarısı (Dalgacık analizleri öznelikleri)	47
Çizelge 5.3 Algoritma başarısı (Dalga formu ve dalgacık analizleri öznelikleri)	48
Çizelge 5.4 Algoritma başarısı (Dubleks horlama türlerinin birleştirilmesi).....	49

SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ

ABF	Adaptif Bölütme Fonksiyonu
AHI	Apne Hipoapne İndeksi
DÖK	Doğrusal Öngörücü Kodlama
DVM	Destek Vektör Makineleri
GMM	Gizli Markov Modeli
FD	Fourier Dönüşümü
HP	Hanning Penceresi
Hz	Hertz
kHz	Kilo Hertz
KZFD	Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü
ÖF	Özilinti Fonksiyonu
PCA	Principle Component Analysis
PÖD	Pozitif Öngörücü Değer
PSG	Polisomnografi Cihazı
SDD	Sürekli Dalgacık Dönüşümü
SKO	Sıfır Kesme Oranı
SNR	Sinyal Gürültü Oranı

1. GİRİŞ

1.1. Çalışmanın Konusu

Uyku; geçici süreli bilinç değişikliği sonucunda, kişinin çevresiyle algısal bağının kesilmesi şeklinde tanımlanan temel insani bir ihtiyaçtır [1]. Uyku sürekliliği ve uyku hijyeni, insanların günlük yaşantısını doğrudan etkilemektedir. Kaliteli uyku için, uyku evreleri tam olarak tamamlanmalı ve kesintisiz bir uyku uyuması gerekmektedir. Ancak, uyku hastalıklarına bağlı olarak gelişebilen ve uyku sırasında ortaya çıkan horlama, öksürme, tıksırma gibi sesler uyanmaya sebep olan temel nedenlerin başında gelmektedir. Bu sesler sıklıkla solunum yollarından kaynaklanmaktadır. Çeşitli sebepler ile solunum yollarındaki yumuşak dokular (yutak, küçük dil, damak gibi) gevşeyerek titreşime neden olabilmektedir. Bu titreşimler sonucunda, rahatsız edici ve uyanmaya sebep olabilecek sesler ortaya çıkabilmektedir. Uyku esnasında ses çıkarma problemi, farklı yaş gruplarında görülebilmektedir. Özellikle horlama, altmış yaş grubu erkeklerin %60'ında, kadınların %40'ında ortaya çıkabilmektedir [2].

Uyku esnasında ortaya çıkan, uyanmaya sebep olabilecek bu sesler, hastanın ve aynı ortamda uyuyan diğer insanların da uyku kalitesini olumsuz yönde etkileyebilmektedir. Günümüzde uyku esnasında ortaya çıkan sesler ve buna bağlı olarak oluşan sorunları düzeltmeye / azaltmaya yönelik olarak birçok tedavi yöntemi vardır [3]. Uygun tedavi yönteminin uygulanabilmesi amacıyla doğru teşhis oldukça önemlidir. Fizyolojik sistem ile ilintili olarak, uyku esnasında ortaya çıkan tüm problemler, uyku hastalıkları olarak ifade edilir. Uyku hastalıklarına teşhis konulabilmesi için, hasta uyku laboratuvarında bir gece uyutulmalı ve fizyolojik verileri kaydedilmelidir. Bu fizyolojik verilerin kaydedilmesi için çok kanallı bir kayıt sistemi olan polisomnografi cihazı (PSG) kullanılmaktadır. Uyku süresince kaydedilen fizyolojik verilerin analizi, uyku tıbbi konusunda uzmanlaşmış hekim tarafından gerçekleştirilmekte ve analiz sonuçlarına göre uygun teşhis konulmaktadır. Uyku hastalarına teşhis koymada PSG kullanımı altın standart bir yöntemdir [4, 5].

PSG kullanılarak, uyuyan hastanın fizyolojik verileri aynı anda ve senkron bir biçimde kayıt edilmektedir. Bu fizyolojik parametrelere ilaveten, PSG'de bulunan elektrotlarla hastanın ses kaydı da alınmaktadır. Ancak, alınan bu ses kaydı,

sadece boğazda oluşan ses titreşiminin analiz edilmesi amacıyla kullanılabilir. Uzman doktorun, hastanın uyku esnasında çıkardığı sesleri dinlemek istemesi halinde, haricen bir mikrofon ve ses kaydedici kullanılması gerekmektedir [2]. Ancak, bu durumda iki temel problem ile karşılaşmaktadır. Birinci problem, PSG'den alınan fizyolojik parametreler ile harici ses kaydediciden alınan ses kaydını senkronize etmenin oldukça zor olmasıdır. Bu senkronizasyon işleminin doğru şekilde yapılamaması, uzman doktorun teşhis koyma sürecinde hata yapmasına sebebiyet verebilir. İkinci problem ise, ortalama uyku süresinin 6 – 8 saat olmasından dolayı, uzman doktorun ses kaydının tamamını dinleyerek teşhis koyabilmesinin pratikte oldukça zor olmasıdır [6].

Uyku laboratuvarlarında bir gecede kısıtlı sayıda hastanın uykusu analiz edilebilmektedir. Bu nedenle, hastalar için uzun bekleme süreleri oluşmakta ve laboratuvar kullanımının maliyeti de artmaktadır. Bu durum, uyku hastalıkları konusunda dolaylı bir problem ortaya çıkmaktadır [7].

Tüm bu problemlerden motivasyon olarak bu çalışma gerçekleştirilmiştir. Mevcut problemlerin çözümü için, uyku esnasında ortaya çıkan farklı seslerin analiz edilmesi ve otomatik olarak sınıflandırılması ile hızlı ve efektif bir yöntem geliştirilmesi çalışmanın konusunu oluşturmaktadır.

1.2. Çalışmanın Amacı ve Önemi

Çalışmanın başında yapılan literatür araştırmasında, literatürdeki çalışmaların büyük çoğunluğunun ses kaydı üzerinden sadece horlama tespiti gerçekleştirdiği görülmüştür. Bu çalışmada ise, uyku esnasında çıkan sesin türünün yüksek doğruluk oranıyla otomatik olarak sınıflandırılmasına yönelik olarak yeni bir karar destek algoritması geliştirilmesi amaçlanmıştır.

Bu amaç doğrultusunda, uyku sesi veri tabanı araştırması gerçekleştirilmiş, ancak herhangi bir açık kaynak veri tabanına rastlanılmamıştır. Bu nedenle, farklı kaynaklardan, farklı kişilerin uyku ses kayıtları elde edilmiştir. Elde edilen uyku sesi kayıtları belirlenmiş bir standart dahilinde kaydedilmediğinden dolayı, algoritmanın her ses kaydı ile çalışacak şekilde tasarlanması hedeflenmiştir. Böylelikle hastanın kendi imkanları ile aldığı uyku sesi kaydını analiz edip, sınıflandırma yapması mümkün olabilmektedir. Bu sayede, uyku

laboratuvarlarındaki iş yükünün azaltılmasına katkı sağlanabilir.

Bu çalışmada, uyku hastalıkları konusunda uzman doktora ön fikir verebilen, bütün bir uyku sesi kaydını hızlı ve efektif biçimde analiz ederek, yüksek doğrulukla otomatik olarak sınıflandırabilen yeni bir karar destek algoritması oluşturulmuştur. Çalışmanın sonucunda elde edilen bilgilerin gelecekte gerçekleştirilecek çalışmalara ışık tutacak nitelikte olduğu düşünülmektedir.

1.3. Literatür Özeti

Literatürde uyku esnasında çıkan seslerin tespit edilmesi ve sınıflandırılması ile ilgili olarak az sayıda çalışma bulunmaktadır. Bu çalışmalar genellikle, Mel-frekansı katsayıları, doğrusal öngörücü kodlama (DÖK) ve ses yoğunluğu gibi standart akustik analiz yöntemlerini kullanarak ses kaydı içerisinde horlama tespiti üzerine yoğunlaşmıştır [2, 8, 9]. Bu yöntemlerden farklı olarak uykudaki seslerin sınıflandırması üzerine de farklı çalışmalar da gerçekleştirilmiştir. Horlama seslerini otomatik olarak analiz etmek amacıyla gerçekleştirilen bir çalışmada apne hipoapne indeksi (AHI), sinyal – gürültü oranı (SNR) ve pozitif öngörücü değer (PÖD) temel öznelik olarak alınmış, yapay sinir ağları ile sınıflandırma gerçekleştirilmiştir [10]. Horlama şikayeti olan hastada damak ameliyatı sonrası ve öncesindeki değişikliklerin takibi amacıyla geliştirilen algoritmada, enerji, gürültü seviyesi, süre ve özilinti fonksiyonu (ÖF) temel öznelik olarak alınmış, alt bant frekans analizi yapılarak Spearman sıra korelasyon işlemi ile karşılaştırma sağlanmıştır [11]. Duckitt'in 2006 yılında gerçekleştirdiği çalışmada alınan ses kayıtları, gizli Markov modeli (GMM) ve spektral analiz yöntemleri ile analiz edilerek, nefes alma, horlama, çarşaf sesi ve sessizlik olarak dört farklı ses sınıflandırılmıştır [12]. Başka bir çalışmada ise, sıfır kesme oranı (SKO) yöntemi kullanılarak ses kayıtlarındaki aktivite bölgeleri belirlenmiş, bu bölgelerde alt bant enerji analizi gerçekleştirilmiş, elde edilen veriler kullanılarak lineer regresyon yöntemi ile horlama / horlama değil olarak %90,2 doğruluk oranı sınıflandırma yapılmıştır [13]. Diğer bir çalışma ise, sessizlik, horlama ve nefes alma seslerini sınıflandırmayı hedefleyerek zaman ve frekans düzleminde analizler gerçekleştirilmiştir. Bu doğrultuda, SKO, enerji, ÖF, DÖK katsayıları kullanılarak %96,78 doğruluk oranı ile sınıflandırma yapılmıştır [14]. Horlamanın akustiğinin tespit edilmesi amacıyla gerçekleştirilen başka bir çalışmada ise, ses basınç

düzeyi, gürültü seviyesi, frekans düzlemi analizi ve spektrogram öznitelik olarak alınmış ve GMM kullanılarak sınıflandırma yapılmıştır [15]. Trake mikrofonu kullanılarak gerçekleştirilen farklı bir çalışmada da, bulanık mantık yöntemi kullanılarak “C anlamlı kümesi” metoduyla bütün bir ses kaydından horlama çıkarma işlemi %98,6 doğruluk oranıyla gerçekleştirilmiştir [16]. Horlama seslerinin dinamiklerini konu alan diğer bir çalışmada, horlama zamanı ve histogram temel öznitelik olarak alınarak Hurst analizi gerçekleştirilmiş ve sınıflandırıcı olarak kullanılmıştır. Çalışmada elde edilen sonuçlar uyku apnesi ile ilişkilendirilerek, uyku apnesinin türü tespit edilmeye çalışılmıştır [17]. Teknolojinin ilerlemesine bağlı olarak gerçekleştirilen daha güncel bir çalışmada ise, ilk defa hasta ile temas etmeyen bir mikrofona kullanılarak ses kayıtları alınmıştır. Bu ses kayıtlarından zaman, periyodiklik, süre, enerji ve frekans öznitelikleri çıkartılarak “AdaBoost” sınıflandırıcısı eğitilmiştir. Yatak sesi, horlama, dış ortam sesi ve öksürme olarak dört farklı parametre %98,2 doğruluk oranıyla sınıflandırılmıştır [2]. Farklı bir çalışmada ise, nefes alma, nefes verme, nefes alırken horlama, nefes verirken horlama, hırıltı, diğer sesler ve duyulamayan seslerden oluşan yedi farklı parametre sınıflandırılmıştır. Ses kayıtlarına 10 farklı analiz yöntemi uygulanmıştır. Analiz sonuçlarından elde edilen öznitelikler kullanılarak üç farklı sınıflandırıcı (Naïve Bayes, Destek Vektör Makineleri (DVM), “Random Forest”) eğitilmiştir. Sınıflandırıcı performansları test edilmiştir. Test sonucuna göre; uyku sesleri konusunda ikiden fazla parametrenin sınıflandırılması durumunda, en yüksek doğruluk oranının (%85,4) DVM kullanılarak elde edildiği gösterilmiştir [6]. Son olarak gerçekleştirilen güncel bir çalışmada, horlama seslerinin üst solunum yolunun hangi bölgesinden kaynakladığının tespit edilmesi amacıyla, tepe faktörü, temel frekans, spektral frekans özellikleri, güç oranı, alt bant enerji oranı, Mel frekansı katsayıları ve dalgacık dönüşümü öznitelik olarak kullanılmış, yapay sinir ağları ile sınıflandırma yapılmıştır [18].

Bu çalışmalar incelendiğinde, sınıflandırıcıların eğitilmesi amacıyla kullanılan özniteliklerin zaman düzleminde ve frekans düzleminde ayrı ayrı gerçekleştirilen analizler sonucunda elde edildiği görülmüştür. Hastanın uyku süresi boyunca farklı türlerde horlama sesi ortaya çıkabilmektedir. Ancak, bir ses kaydına veya bir parçasına bütün olarak frekans analizi uygulandığında zaman bileşeninin kaybolmaktadır [19]. Bu nedenle aynı ses kaydı içerisinde horlama türlerinin ayırt

edilmesi için bu yöntemler yetersiz kalmaktadır. Horlama türlerinin belirlenebilmesi için ayırt edici öznitelikler sadece iyi karakterize edilmiş zaman – frekans bölgesinden veya zaman – ölçek bölgesinden elde edilebilir. Literatürde zaman – frekans veya zaman – ölçek bölgesinde analiz gerçekleştirerek öznitelik elde eden bir çalışmaya rastlanılmamıştır. Zaman – frekans bölgesinde analiz gerçekleştirilmek istenildiğinde karşılaşılan problem ise; zaman çözünürlüğü arttırıldığında frekans çözünürlüğünün azalması, frekans çözünürlüğü arttırıldığında zaman çözünürlüğünün azalmasıdır. Bu soruna çözüm olarak, zaman – ölçek bölgesinde analiz yapmayı sağlayan Sürekli Dalgacık Dönüşümü (SDD) yöntemi tercih edilmiştir. SDD, diğer yöntemlerden farklı olarak değişken pencere boyutu kullanarak, alçak frekanslarda dar zaman çözünürlüğü ve geniş frekans skalası sunar. Aynı şekilde, yüksek frekanslarda geniş zaman çözünürlüğü ve dar frekans skalası sunar [19, 20]. Böylelikle, SDD yöntemi frekans bileşenini zaman düzleminde tam olarak lokalize edebilir. Bu sebep ile, horlama türlerinin belirlenmesi aşamasında elde edilecek özniteliklerde literatürden farklı olarak SDD kullanılması tercih edilmiştir.

Tüm bu çalışmalar ışığında, temel öznitelik olarak enerji, varyans, SKO, ÖF ve SDD analizleri tercih edilmiş, sınıflandırıcı olarak DVM kullanılmasına karar verilmiştir.

Normal bir uyku süresinin 6 – 8 saat aralığında olduğu düşünüldüğünde, yaklaşık beş yüz farklı ses içeren bir kaydı manuel olarak bölütlemek oldukça zaman gerektiren bir işlemdir. Bu nedenle, otomatik olarak bir kayıttaki tüm ses sinyallerini bölütleyebilecek adaptif bir algoritmaya ihtiyaç duyulmuştur. Gerçekleştirilen literatür araştırmasında; bir çalışmada, horlamanın başlangıç ve bitiş noktalarına göre bir kesim noktası belirlenmiş ve bu kesim noktası kullanılarak, karakteristiği birbirinden farklı olan sinyaller otomatik olarak ayrıştırılmıştır [21]. Diğer bir çalışmada ise, horlama seslerinin enerji değerleri baz alınmış, enerji değerlerine göre otomatik olarak bölütleme işlemi gerçekleştirilmiştir [22]. Bu iki çalışmada kullanılan farklı yöntemlerin avantajlı noktaları kullanılarak adaptif bölütleme fonksiyonu (ABF) oluşturulmuştur.

Literatürde yer alan tüm bu çalışmalar başarı oranları yüksek, önemli çalışmalardır. Bu çalışmalardan elde edilen bilgiler doğrultusunda tez çalışması

gerçekleştirilmiştir.

1.4. Genel Bakış

Bu tez çalışması altı ana başlık içermektedir. İlk olarak, genel hatlarıyla, çalışmanın konusunun, çalışmanın amacının ve öneminin, benzer çalışmalara ait literatür özetinin bulunduğu giriş kısmı bulunmaktadır.

İkinci kısımda, uykunun tanımının, uyku esnasında seslerin ortaya çıktığı bölge olan solunum yollarının, öksürmenin ve horlama türlerinin yer aldığı kuramsal temeller bulunmaktadır.

Üçüncü kısımda ise, çalışmanın gerçekleştirilebilmesi amacıyla gereken materyal ve yöntemler sunulmuş olup, her bir yöntem matematiksel denklemler aracılığıyla ifade edilmiştir.

Dördüncü kısımda, materyal ve yöntemlerin, bu konudaki karşılaşılan problemlerin çözümüne yönelik olarak uygulanması sonucunda elde edilen araştırma bulguları sunulmuştur.

Beşinci kısımda, elde edilen öznelilikler kullanılarak sınıflandırıcının eğitilmesi sonrasında, eğitim işleminin başarısı ve sınıflandırıcı performansı değerlendirilmiştir.

Son kısımda ise, çalışmaya ait sonuçların incelendiği, çalışmanın avantajlarının ve dezavantajlarının değerlendirildiği, ileride yapılacak çalışmalara ışık tutabilmesi amacıyla çözüm önerilerinin sunulduğu sonuç bölümü bulunmaktadır.

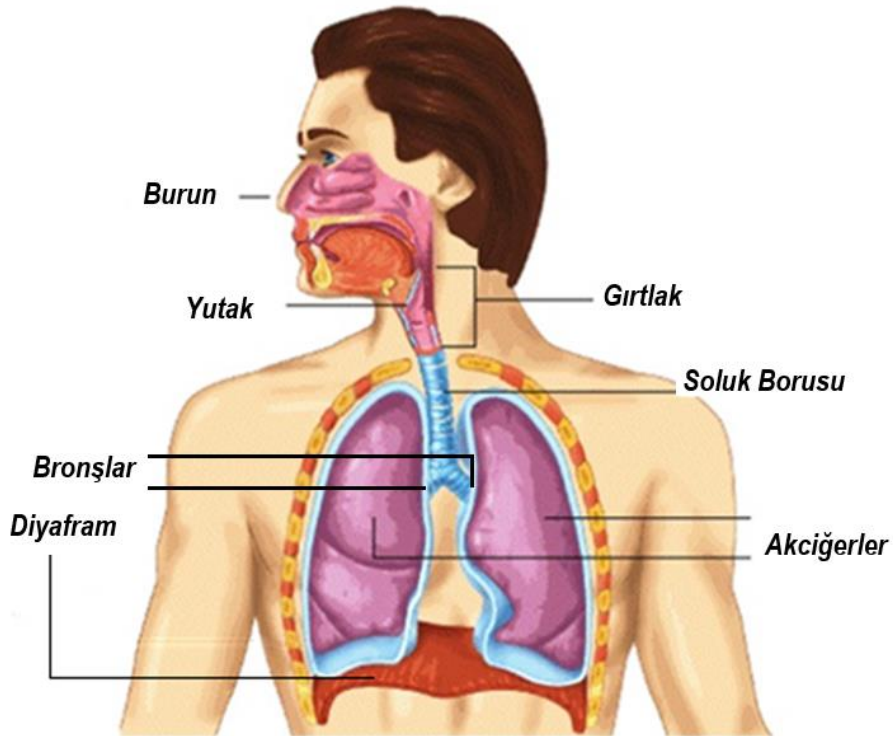
Bu tez çalışması, literatürdeki çalışmalardan farklı olarak, karakteristiği birbirine çok yakın olan ses sinyalleri başarılı bir şekilde sınıflandırılmış olup, uyku esnasında çıkan seslerin değerlendirilmesinde uzman doktora yardımcı olabilecek ve fikir verebilecek bir karar destek algoritması sunmaktadır.

2. KURAMSAL TEMELLER

Uyku esnasında çıkan sesler, insan bünyesinde çoğunlukla solunum sisteminden kaynaklanmaktadır. Bu sesler, havanın geçerken temas ettiği yumuşak dokuların dejenerasyonu nedeniyle gevşeyerek titreşmesi sonucu oluşur. Dejenerasyonun derecesine bağlı olarak sesin türü ve şiddeti değişiklik göstermektedir [22].

2.1. Solunum Sistemi

Solunum sistemi; insanın yaşaması için gerekli olan oksijenin dış ortamdan alınıp, hücre fonksiyonları sonucu oluşan karbondioksitin dış ortama atılmasını sağlayan kompleks organlar topluluğu olarak tanımlanmaktadır. Solunum sistemi iki ana bölüme ayrılarak incelenir. Birinci kısım akciğerler ve diyaframdır. İkinci kısım ise bronşları, soluk borusunu, gırtlak, yutağı ve burunu içeren solunum yollarıdır. Şekil 2.1’de solunum sisteminin ana bileşenleri gösterilmiştir [23].



Şekil 2.1 Solunum sisteminin ana bileşenleri [24]’den değiştirilerek alınmıştır

2.1.1. Akciğerler ve diyafram

Akciğerler ortalama 1200 – 1300 gram ağırlığında olup, kalbin iki yanında yer almaktadır. Dış ortamdaki hava ile kan gazları arasındaki alışverişini üzerindeki

kılcal damarlar aracılığı ile sağlayan temel solunum sistemi organıdır. İçerisinde bulunan alveoller sayesinde yüzey alanı fazladır. Diyafram, akciğerlerin alt loblarına yapışık olan bir kas grubudur. Diyaframın kasılması ve gevşemesi ile süngerimsi yapıda olan akciğerler genişleyip daralarak, dışarıya hava çıkışını ve içeriye hava girişini sağlar [25].

2.1.2. Solunum yolları

Solunum yolları, akciğerlerin dış ortam ile hava alışverişi gerçekleştirebilmesini sağlayan, beş ana bölümden oluşan hava aktarım birimleridir.

2.1.2.1. Bronşlar

Bronşlar, akciğerler ve soluk borusu arasındaki bağlantı elemanıdır. Dışarıdan gelen havanın bölünerek akciğerlere dağılmasını, akciğerlerden çıkan havanın toplanarak soluk borusuna aktarılmasını sağlar. Bronşların akciğerlerin içerilerine giren kısımları dallanarak alveollere ulaşır. Akciğerlerin dışında kalan kısımları ise; birleşerek soluk borusuna bağlanır. Soluk borusu ile yaklaşık olarak aynı yapıya sahiptir [25].

2.1.2.2. Soluk borusu

Soluk borusu, bronşlar ve gırtlak arasındaki 10 – 12 cm aralığında, kıkırdak yapıdaki, içerisi tüylü ve epitel doku ile kaplı hava aktarım birimidir. Yemek borusunun önünde yer alır. Hava aktarımı haricinde, havayı temizleyip nemlendirmek gibi önemli bir görevi daha vardır [25].

2.1.2.3. Gırtlak

Soluk borusunun genişleyerek oluşturduğu 3. – 6. Omurlar hizasında kalan yapıdır. Bünyesinde ses tellerini içerir. Yutaktan gelen havanın soluk borusuna iletilmesini sağlar. Temel görevi öksürük refleksi ile solunum yolunu açık tutmaktır. Kas, zar, bağ doku ve kıkırdak yapılarını içerir [25].

2.1.2.4. Yutak

Dışarıdan alınan havanın gırtlığa iletilmesini sağlar. Gırtlığın üst kısmında bulunur. Yaklaşık olarak 12 -14 cm aralığında uzunluğa sahiptir. Kas ve zar içeren

yumuşak bir yapıdadır. Hava iletimi haricinde, kulak içi basıncı dengelemek gibi önemli bir görevi de vardır. Östaki borusu vasıtasıyla, orta kulağa hava aktarımı sağlar. Bademciklerin bu bölgede olması sebebiyle vücut savunmasında rol oynar. Öğürme refleksi bu bölgede oluşur [25].

2.1.2.5. Burun

Dış ortamdaki havanın alınıp, nemlendirilerek, ısıtıldığı ve filtrelendiği üst solunum yolu organıdır. Koku sinirleri bu bölgede bulunur. Arka tarafında hava dolu sinüsleri içerir. Bu sayede çıkan sesin tonunu ve niteliğini ayarlar [25].

2.2. Havanın Geçerken Temas Ettiği Diğer Anatomik Bölgeler

2.2.1. Damak

Damak, ağız bölgesinin çatısı olarak tanımlanmaktadır. Oral ve nazal boşlukları birbirinden ayırır. Yumuşak ve sert damak olmak üzere iki bölümden oluşur. Sert bölüm besinlerin sindirilmesine yardımcı olur. Yumuşak bölüm oldukça esnek yapıda olup, hareket desteği sağlamakla birlikte emme, vakumlama görevi bulunmaktadır [25].

2.2.2. Dil

Yutma, yutkunma, negatif basınç oluşturma, yiyeceklerin yerini değiştirme ve tükürük salgılama temel fonksiyonlarına sahip yumuşak yapıda bir organdır. Konuşmanın netleşmesi ve telaffuzlarda önemli rol oynar. Kas ve bağ doku yapıda yumuşak, hareket kabiliyeti çok yüksek bir organdır [25].

2.2.3. Küçük dil

Yumuşak damağın konik bir şekil alarak aşağı doğru uzanması sonucu oluşan yumuşak dokudur. Büyük oranda, kas yapısından oluşmaktadır. Yiyeceklerin yutulmasına yardımcı olur [25].

2.2.4. Bademcik

Yutağın duvarında bulunan, lenflerin oluşturduğu yumuşak bir dokudur. Vücut savunmasında önemli rolü bulunmaktadır. Anti badiler salgılayarak yiyecek ve ya hava yoluyla alınan enfeksiyonları öldürmeye yardımcı olur [25].

Uyku esnasında bu anatomik bölgelerden herhangi birinin veya bir kaçının aynı anda titreşmesi sonucunda horlama meydana gelmektedir. Günümüzde, horlamanın tam olarak hangi anatomik bölgeden kaynaklandığını tespit etmeye yönelik çalışmalar gerçekleştirilmektedir [18]. Horlama türlerine ve uyku esnasında çıkan diğer seslere, “2.4.1 Sınıflandırılacak Uyku Sesleri” bölümünde değinilmiştir.

2.3. Uyku Hali

Uyku, “çevreden algısal bağların kopması ve yanıt verme mekanizmasının geçici süreliğine durması sonucu oluşan bir davranış biçimi” olarak tanımlanan, geri çevrilebilir temel insani bir ihtiyaçtır [26].

2.3.1. Polisomnografi cihazı

PSG, uyku esnasındaki fiziksel aktivitelerin, fizyolojik, biyolojik ve psikolojik özelliklerin değişimlerinin ve uykunun yapısının analiz edilmesini sağlayacak sayısal çıktılar verebilen, uyku laboratuvarlarının çok parametrelili temel cihazıdır [20]. Temel bir PSG’de aşağıdaki parametrelerin ölçümleri sağlanmaktadır. Bu parametreler haricindeki parametreler, uzman doktorun talebi doğrultusunda cihaza eklenebilir veya hariciden hastadan veriler alabilecek şekilde ayarlanabilir.

- a. EEG: Elektroensefalografi
- b. EKG: Elektrokardiyografi
- c. EMG: Elektromiyografi
- d. EOG: Elektrookulografi
- e. Vücut Pozisyonu Belirleme
- f. Ağız ve Burun Hava Akımı
- g. Burun İçi Hava Basıncı
- h. Göğüs ve Karın Hareketleri
- i. SpO₂: Kandaki Oksijen Saturasyonu
- j. Solunum Sesleri

PSG’de bulunan ve solunum seslerini kayıt altına alarak incelenmesini sağlayan sensör günlük hayatta kullanılan mikrofondan oldukça farklı yapıdadır. Bu sensörden alınan veriler ile horlama ve nefes alma sesleri ayırt edilebilmektedir.

Ancak, sensörden alınan veriler ile bu seslerin frekans bilgisi net olarak elde edilemez. Bu nedenle horlama türlerini sınıflandırmak için haricen mikrofon ve ses kaydedici kullanmak gerekmektedir [16].

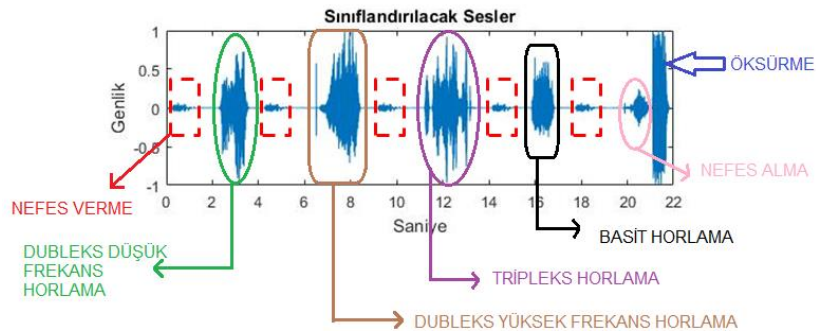
2.3.2. Mikrofon ve ses kaydedici

Uzman doktorun uyku esnasında çıkan sesleri duymak istemesi halinde harici bir mikrofon ve ses kaydedici kullanılması gerekmektedir. Mikrofon, ortamdaki seslerin havada oluşturduğu titreşimleri elektrik akımına çevirip, ileten aygıt olarak tanımlanabilir. Ses kaydedici ise; mikrofon aracılığı ile alınan sesi bir depolama birimine kayıt etmeye yarayan cihaz olarak tanımlanabilir.

Bu çalışmada, bir mikrofon ve ses kaydedici aracılığı ile alınmış uyku sesleri kullanılmıştır. Sınıflandırma işlemi bu ses kayıtları üzerinden gerçekleştirilmiştir.

2.4. Sınıflandırılacak Uyku Sesleri

Çalışmanın amacı uzman doktora karar destek algoritması geliştirmek olduğundan, dış ortam sesleri filtrelenmiş ve sadece hastanın bünyesinden gelen sesler işlenmiştir. Çalışmada, sıklıkla karşılaşılan ve uzman doktorun en çok yardıma ihtiyaç duyacağı ses türleri seçilmiştir. Akustik karakteristiği birbirine oldukça yakın olan basit horlama, dubleks düşük frekans horlama, dubleks yüksek frekans horlama ve tripleks horlama, horlama türlerine ilaveten nefes alma/verme ve öksürme sesleri sınıflandırma amacıyla kullanılmıştır. Bu ses türleri, akustik özellikleri ve birbirlerinden farklılıkları bu bölümde işlenmiştir. Şekil 2.2'te görüldüğü gibi nefes alma / nefes verme ve öksürme için gözle görülür bir fark mevcuttur. Ancak, horlama türlerinin göz ile ayırt edilmesi daha zordur.

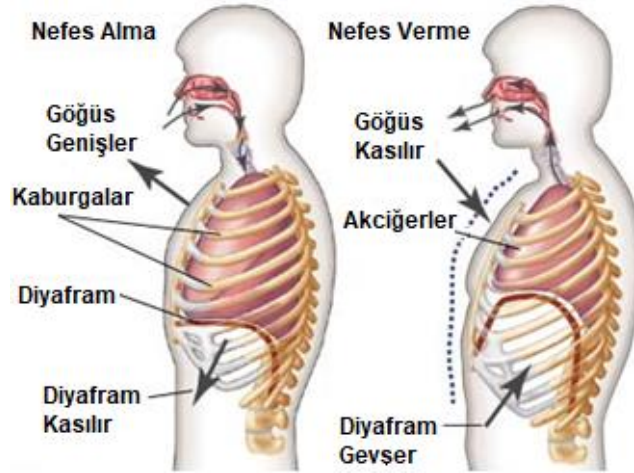


Şekil 2.2 Sınıflandırılacak ses sinyalleri

Bu çalışmada, sınıflandırma işleminde nefes alma sesi öksürme sesi ile birlikte alınmıştır. Bunun sebebi ise, ses kayıtları içerisinde anlamlı nefes alma sesinin sadece öksürme sesinden hemen önce gözlemlenmesidir. Sınıflandırılacak olan nefes verme, dubleks düşük frekans horlama, dubleks yüksek frekans horlama, tripleks horlama ve öksürme tanımları ve ayırt edici özellikleri sırasıyla açıklanmaktadır.

2.4.1. Nefes alma ve nefes verme

Nefes alıp vermek, dış ortama karbondioksit verip, dış ortamdan oksijen almak şeklinde tanımlanabilir. Solunum sistemi vasıtasıyla bu işlem gerçekleştirilir. Solunum sisteminin her bir elemanı her nefes alıp vermede aktif rol oynar. Şekil 2.3'te görüldüğü gibi; nefes alma esnasında diyafram kasılır, göğüs genişler, akciğerlerde oluşan negatif basınç sonucu ciğerler hava ile dolar. Nefes verme esnasında diyafram gevşer, göğüs kasılır, akciğerlerde oluşan pozitif basınç sonucu akciğerlerdeki hava dış ortama atılır [27] .



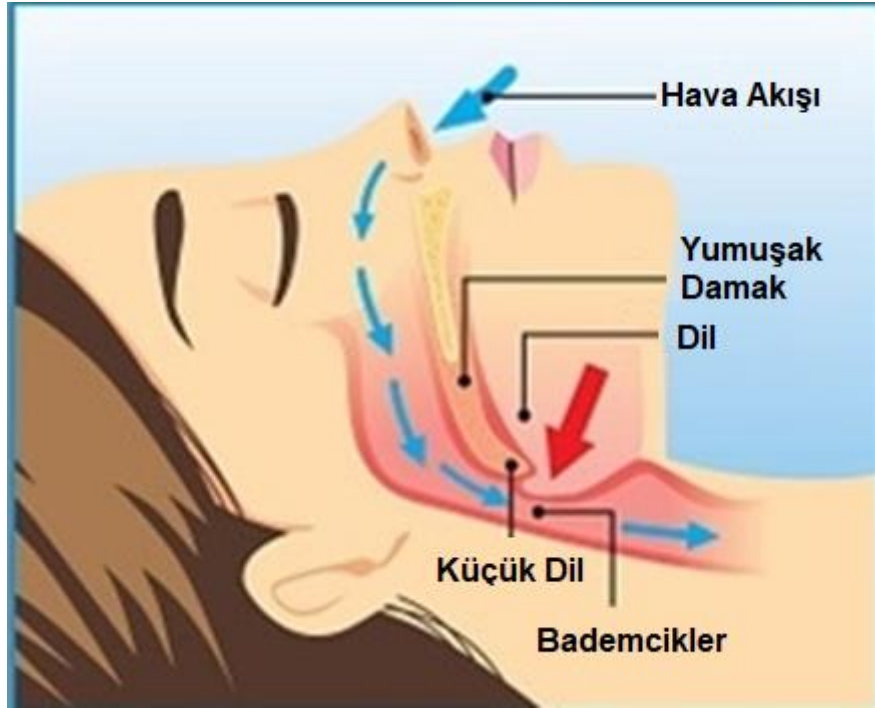
Şekil 2.3 Nefes alıp verme görsel gösterimi [27] .

2.4.2. Öksürme

Öksürme, solunum sisteminin yabancı bir madde (katı veya sıvı cisim, duman, hava, toz, koku vb.) tarafından uyarılması sonucu ortaya çıkan dışa atım refleksidir. Bu refleks meydana geldiğinde akciğerlerdeki hava ve solunum yollarındaki salgılanmış sıvılar, ani şekilde dışarıya atılarak yabancı madde uzaklaştırılmaya çalışılır. Bazı hastalıklar sebebiyle öksürük refleksi herhangi bir dış etken olmasa da tetiklenebilir [28].

2.4.3. Horlama

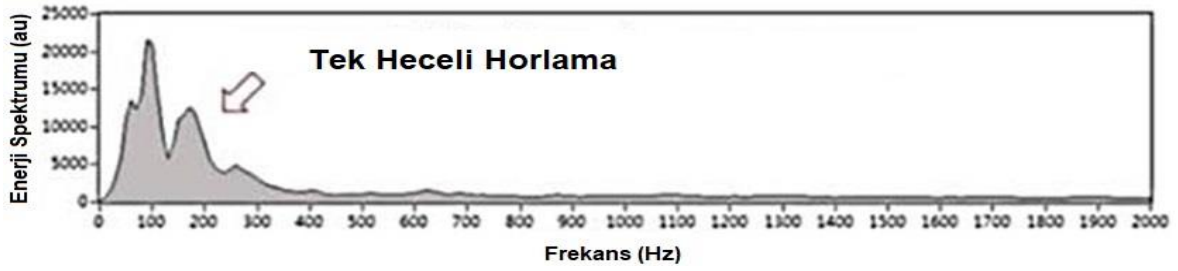
Horlama, uyku esnasında soluk alırken meydana gelen, genellikle yumuşak damak ve ses tellerinin titreşiminden oluşan çatalı boğuk bir sestir. Çoğunlukla burun yollarının tıkalı olması sonucu ağızdan nefes alma ile ilişkilidir. Yaşlı kişilerde yutak kaslarındaki gevşeme titreşime neden olmakta ve horlamanın daha sık görülmesine neden olmaktadır [29]. Ayrıca, dilin, küçük dilin ve bademciğin bağlı olduğu dokuların gevşemesi sonucunda solunum yolları daralır ve alınan nefes titreştirerek horlamaya neden olabilir. Şekil 2.4'te daralanan solunum yolu örneklenmiştir. Küçük dil ve etrafındaki kaslar gevşeyerek solunum yolunda daralmaya neden olmuştur.



Şekil 2.4 Doku gevşemesi sonucu oluşan daralma örneği [30]

2.4.3.1. Basit horlama

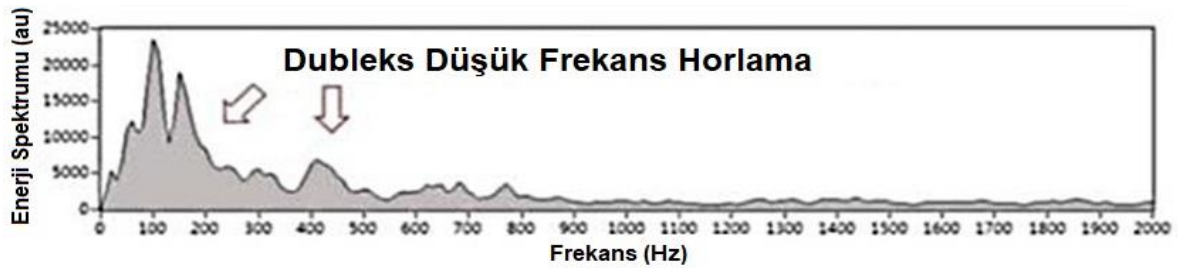
Çok gürültülü olmayan bir horlama türüdür. Uyuyan kişide anlık olarak nefes alma esnasında oluşur. Bu sebep ile tek heceli horlama şeklinde de ifade edilmektedir. Genellikle bir hastalık ile ilişkili değildir. Kişinin uyku düzeyi çok etkilenmez. Sosyal bir problem olarak görüldüğünde tedavi edilmesi gerekebilir. Genellikle 100-300 Hz aralığında tepe noktası bulunan sinyal karakteristiğine sahiptir [22]. Şekil 2.5'te basit horlamanın Enerji – Frekans analizi gösterilmiştir.



Şekil 2.5 Basit horlama için enerji – frekans analizi [22]

2.4.3.2. Dubleks düşük frekans horlama

Basit horlamadan farklı olarak bir ileri seviye horlamayı ifade eder. Dupleks denmesinin sebebi ise, solunum yollarından geçen havanın, basit horlamadan farklı olarak, ikinci bir bölgeyi (küçük dil, yumuşak damak, bademcik gibi) daha titreştirmesidir. Farklı dokuların titreşimi sonucunda oluşan iki ayrı frekanstaki tepe noktası Şekil 2.6’da gösterilmiştir. Basit horlamaya ilaveten orta düzey frekans (400 – 500 Hz) aralığında bir sinyal daha oluşur [22]. Dupleks düşük frekans horlamaya sahip kişiler haftada en az üç gün bu problemi yaşarlar. Bu kişiler hafif – orta düzey solunum güçlüğü yaşayabilmektedir.

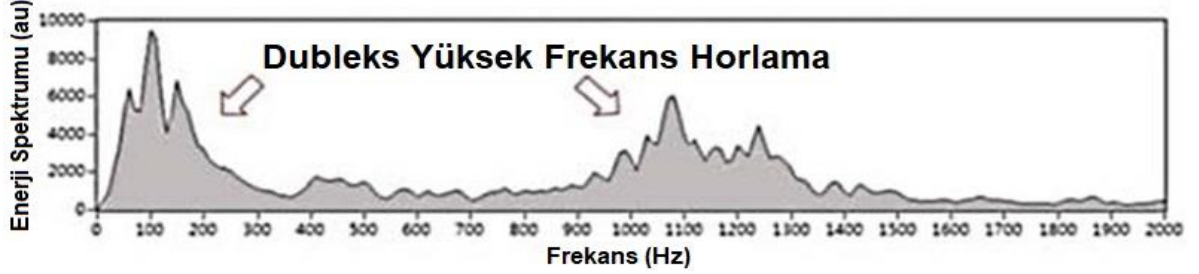


Şekil 2.6 Dupleks düşük frekans horlama için enerji – frekans analizi [22]

2.4.3.3. Dubleks yüksek frekans horlama

Dupleks yüksek frekans horlama, dupleks düşük frekans horlamada olduğu gibi yine iki farklı yumuşak dokunun titreşmesinden dolayı oluşur. Dupleks yüksek frekans horlamaya sahip olan kişi daha yüksek sesle, daha uzun süreli olarak horlar. Şekil 2.7’da görüldüğü gibi enerji – frekans analizi gerçekleştirildiğinde; titreşen ikinci yumuşak doku, ikinci bir tepe noktası oluşturur. İkinci tepe noktası 900 – 1400 Hz aralığındadır. Ancak, dupleks yüksek frekans horlama, basit horlamadan ve dupleks düşük frekans horlamadan farklı olarak daha düşük enerji seviyesine (yaklaşık olarak yarı yarıya) sahiptir. Bunun en büyük nedeni ise, geçen

havanın enerjisinin iki farklı doku tarafından neredeyse eşit düzeyde emilmesi ve daha düşük enerjide titreşim oluşturmasıdır [22]. Bu horlama türünü frekans – enerji analizi gerçekleştirilmeden dubleks düşük frekans horlamadan ayırmak oldukça zordur.

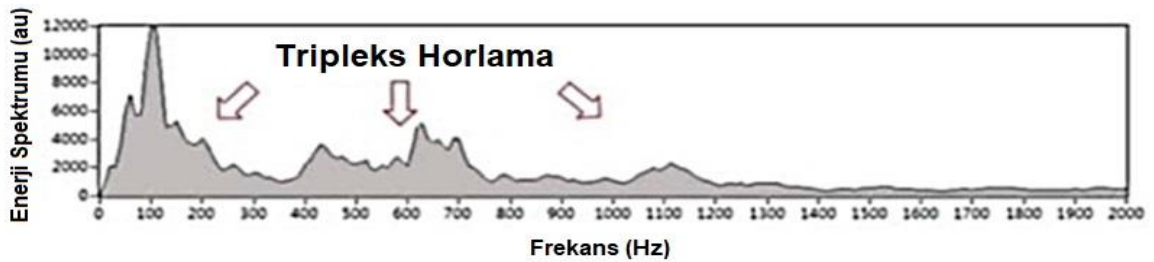


Şekil 2.7 Dubleks yüksek frekans horlama için enerji – frekans analizi [22]

2.4.3.4. Tripleks horlama

Tripleks horlama, üçüncü seviye horlamadır. Tripleks horlamaya sahip insanlar çok daha yüksek sesli horlamaktadır. Havanın geçerken temas ettiği dokulardaki gevşeme çok daha fazladır. Gevşeyen doku solunum yollarında daralmalara ve tıkanmalara sebebiyet vermektedir. Bu nedenle, tripleks horlamaya sahip kişilerin büyük bir çoğunluğunda tıkaçıcı uyku apnesi sendromu görülmektedir [22].

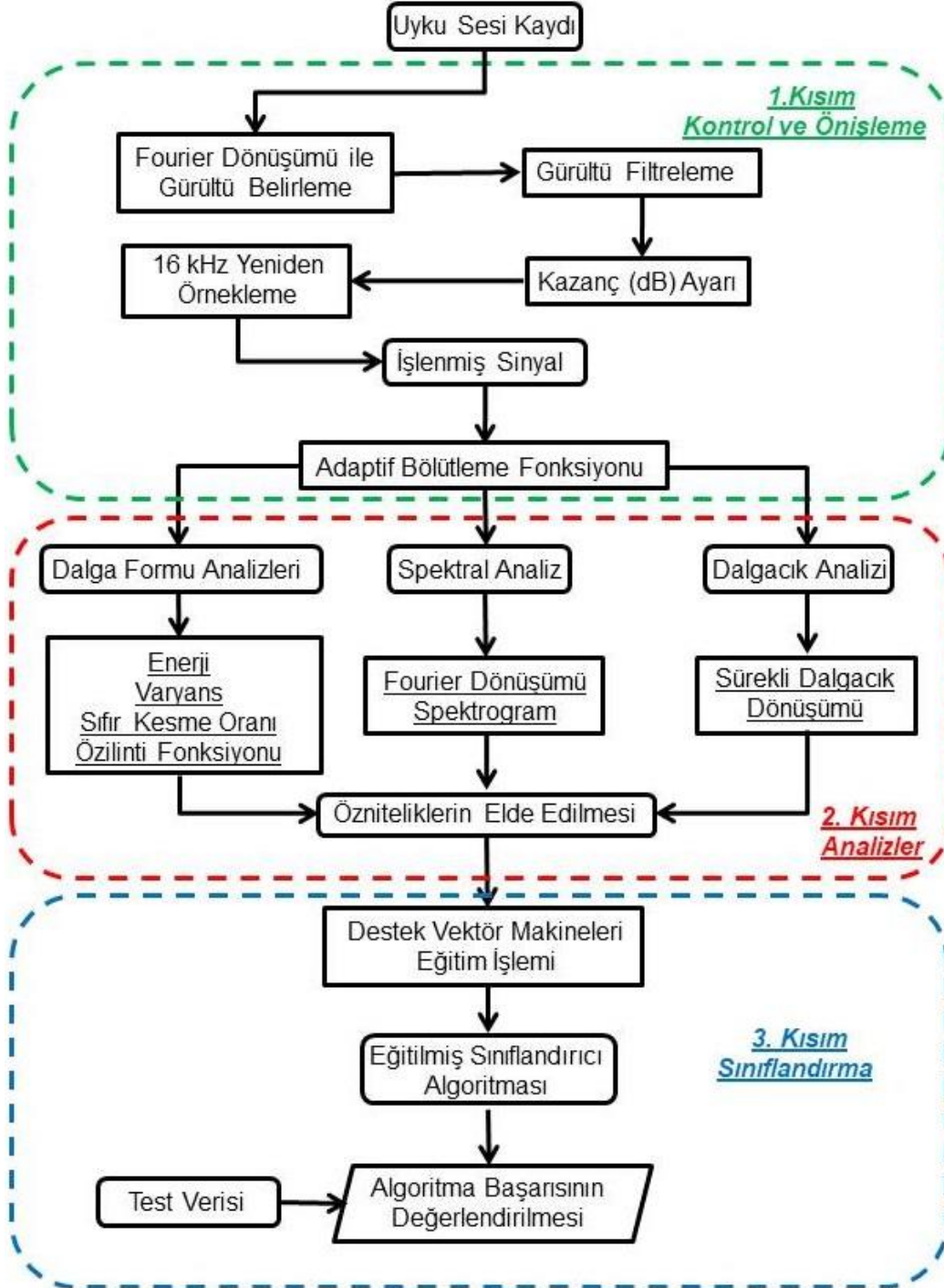
Şekil 2.8’de görüldüğü gibi diğer tüm horlama türlerinden farklı olarak üç farklı tepe noktası içerir. Bu nedenle tripleks horlama adı verilmektedir. Doku dejenerasyonu çok daha yüksek olduğundan, hem basit horlamanın, hem dubleks düşük frekans horlamanın, hem de dubleks yüksek frekans horlamanın karakteristiğini içerir. 100 – 300 Hz aralığında birinci tepe noktası, 400 – 700 Hz aralığında ikinci tepe noktası, 1000 – 1300 Hz aralığında üçüncü tepe noktası oluşur [22]. Bu horlama türünü frekans – enerji analizi gerçekleştirilmeden dubleks yüksek frekans horlamadan görsel olarak ayırmak oldukça zordur.



Şekil 2.8 Tripleks horlama için enerji – frekans analizi [22]

3. MATERYAL VE YÖNTEM

Bu tez çalışmasının gerçekleştirilmesinde kullanılan materyal ve yöntemler bu bölümde anlatılmaktadır. Çalışmanın gerçekleştirilmesi için izlenen yol ve yöntemler, Şekil 3.1'deki akış şemasında sırasıyla belirtilmiştir. Akış şemasındaki her bir yöntem sırasıyla bu bölümde işlenmiştir.



Şekil 3.1 Gerçekleştirilen çalışmanın akış şeması

3.1. Çalışmada Kullanılan Ses Kayıtları

Bu çalışmada kullanılan ses kayıtları, herhangi bir veri tabanı bulunmaması sebebiyle açık erişimli sitelerden ve kendi imkanlarımız ile alınan uyku sesi kayıtlarından elde edilmiştir. İnternet ortamında “<https://www.freesound.org/>” ve “<http://soundbible.com/>” adreslerinde açık erişimli olarak uyku ses kayıtlarına erişilebilmektedir.

Ayrıca, Sony marka ICD-PX240 cihazı kullanılarak, herhangi bir hastalık teşhisi konulmamış, genellikle horlama şikayeti olan farklı kişilerin uyku sesi kayıtları alınmıştır.

Alınan tüm ses kayıtlarının, çalışma konusuna uygunluğu değerlendirilmiş ve farklı sesleri içeren toplamda 839 bölüt çıkartılmıştır. Bunlardan 390 tanesi sınıflandırıcının eğitilmesi amacıyla, 449 tanesi algoritma başarısının test edilmesi amacıyla kullanılmıştır.

İnternet ortamından alınan uyku ses kayıtlarının ve kendi imkanlarımızla elde edilen uyku sesi kayıtlarının süreleri, kayıt cihazları, kayıt ortamları birbirlerinden tamamen farklıdır. Bu ses kayıtlarının herhangi bir standart dahilinde alınmamış olmasından dolayı, ses kayıtlarının doğru işlenebilmesi amacıyla öncelikle kontrol edilmesi ve ön işleme yapılması gerekmektedir.

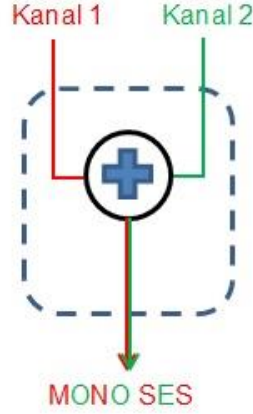
3.2. Kontrol ve Ön İşleme (1. Kısım)

Bu bölümde, ses kayıtlarının, kontrol ve ön işlemeden geçerek temizlenmesi ve standart hale getirilmesi işlemleri açıklanmıştır.

Ses kayıtlarının tamamı öncelikle dinlenerek gruplara ayrılmış ve numaralandırılmıştır. Her bir ses kaydındaki, dış ortam sesleri (kapı, hayvan, bebek sesi gibi) kesilerek sinyalden çıkartılmıştır. Sonrasında her bir ses kaydı “.mp3” formatına dönüştürülerek, bilgisayar sisteminde kapladığı alan, minimum kayıpla azaltılmıştır. Bu işlemin amacı, bilgisayar sisteminde algoritmanın yürütülmesi aşamasında, ses dosyalarının algoritmada içinde işleme hızını arttırmaktır. Ses dosyasının bilgisayar sisteminde kapladığı alan ile doğru orantılı olarak işlem süresi değişiklik göstermektedir.

Sonraki aşamada, sesin “Stereo” veya “Mono” olarak kayıt altına aldığı kontrol

edilmiş ve tüm ses dosyaları tek kanal içerecek şekilde “Mono” olarak yeniden biçimlendirilmiştir. Bu işlem için “Stereo” seslerin içerdiği iki kanala ait ses sinyalleri toplanarak tek bir kanal elde edilmiştir. Şekil 3.2’de “Stereo – Mono” dönüşümüne ait görsel sunulmuştur. Bir sonraki aşamada gürültülerin belirlenebilmesi amacıyla Fourier dönüşümü (FD) yöntemi uygulanmıştır.



Şekil 3.2 Stereo – mono dönüşümü

3.2.1. Fourier dönüşümü ile gürültü belirleme

FD yöntemi bütün bir ses kaydı üzerine uygulanarak, zamandan bağımsız bir şekilde, frekans düzlemi üzerinde, hangi frekansta gürültü olduğu belirlenmiştir. FD anlatımı ve matematiksel olarak ifadesi “3.4.1 Fourier Dönüşümü” başlığında detaylı olarak açıklanmıştır. Belirlenen gürültülerin sinyalden çıkarılması amacıyla çeşitli filtreler tasarlanmış ve kullanılmıştır.

3.2.2. Gürültü filtreleme

Ses sinyallerinin elde edilmesi amacıyla kullanılan mikrofonlar en hassas titreşimlere bile duyarlı olabilmektedir. Bu nedenle, hem insan kulağının duyamayacağı sesler, hem elektromanyetik gürültüler ses sinyali üzerinde gürültülerin oluşmasına neden olabilmektedir [13].

FD yöntemi ile belirlenen ve belli bir frekans aralığında sabit olan periyodik gürültüler aralığı ayarlanmış “Çentik Filtreler” aracılığı ile filtrelenmiştir. Sessizlik esnasında (insan kulağının duyamayacağı kadar düşük) oluşan gürültüler ise, “Gürültü Örneğine göre Spektral Çıkarma” yöntemi ile filtrelenmiştir. Beyaz gürültü olarak da adlandırılan, mikrofonun ortamdaki titreşimleri algılaması sonucu oluşan

ve sıfır çizgisi üzerinde kendini titreşim olarak gösteren gürültü, "DC-0 Filtresi" tasarlanarak filtrelenmiştir.

Ses sinyalleri filtrelerden geçtikten sonra tekrar derlenmiş ve orijinal ses sinyalinde kayıp olmaması amacıyla karşılaştırmalı olarak dinlenilmiştir. Kayıp oluşması durumunda kullanılan filtrelerin derecesi artırılarak daha keskin kesim noktasına sahip olması sağlanarak sinyal tekrar filtrelenmiştir. Bir sonraki aşamada ise, ses kayıtlarının farklı kaynaklardan alınmış olmasından kaynaklanan kazanç (dB) farkı eşitleme işlemi gerçekleştirilmiştir.

3.2.3. Kazanç (dB) ayarı

Uyku esnasında alınan ses kayıtlarında bir standart olmadığı için büyük farklılıklar ortaya çıkmaktadır. Bu farklılıkların en büyük sebebi ise ses kaydı alırken mikrofonun kişiye olan mesafesinin eşit olmamasıdır. Bu nedenle, kazanç (dB) ve genlik farkları algoritmanın yanlış çalışmasına sebep olacaktır. Algoritmanın hata yapmasına sebebiyet vermemek ve algoritma çalışmasını ses kaydının mesafesinden bağımsız hale getirmek amacıyla kazanç(dB) ayarı gerçekleştirilmiştir.

Öncelikle tüm ses kayıtları, $[-1, 1]$ genlik aralığında normalize edilmiştir. Normalizasyon işlemi sonrası, her bir ses kaydı için ayrı ayrı maksimum ve minimum kazançlar(dB) belirlenmiştir. Belirlenen kazanç değerleri, tüm ses kayıtlarında parametre bazlı olarak gruplandırılmıştır. (Örneğin; öksürme en yüksek kazançta sahipken, nefes verme en düşük kazançta sahiptir.) Gruplama sonrasında, en yüksek kazançta sahip parametre ana parametre olarak kabul edilmiş ve maksimum genliği 1 olarak kabul edilmiştir. Diğer parametreler ise, kazanç bazında, ana parametreyle göre oranlanmış ve orandan elde edilen yüzdelik değer ile genlikleri çarpılmıştır. Bu işlem sonrası her bir ses kaydı tekrar derlenmiştir.

Böylelikle, kayıt cihazı ve mesafelerden kaynaklanan kazanç (dB) farkı ortadan kaldırılmıştır. Bir sonraki aşamada ise, kayıt cihazlarının kayıt esnasında kullandıkları örnekleme frekanslarının farklılığını ortadan kaldırmak amacıyla yeniden örnekleme işlemi gerçekleştirilmiştir.

3.2.4. Yeniden örnekleme

Açık erişimli internet sitelerinden elde edilen ses kayıtları farklı kayıt cihazları alındığından dolayı, ses kayıtlarının örnekleme frekansları çeşitlilik göstermektedir. Literatür incelendiğinde, uyku sesleri ile ilgili çalışmalarda genellikle 8 kHz örnekleme frekansı kullanıldığı görülmüştür [2, 5]. FD analizi gerçekleştirildiğinde, analiz sonucunda anlamlı en yüksek frekansın 3.5 – 4 kHz aralığında olduğu görülmüştür. Maksimum 4 kHz anlamlı frekans içeren bir sinyal için, Nyquist teoremine göre 8 kHz örnekleme frekansı yeterlidir. Ancak, yeniden örnekleme sonrası ses kayıtları tekrar dinlendiğinde, işitsel olarak ses kalitesinde kayıp olmayan örnekleme frekansının 16 kHz olduğu değerlendirilmiş ve örnekleme frekansı 16 kHz olarak belirlenmiştir.

Yeniden örnekleme işlemi sonrası, ses kayıtları tekrar derlenmiş, örnekleme işlemi sonrası oluşabilecek olası gürültüler FD yöntemi ile kontrol edilmiş ve gürültü var ise yeniden filtreleme işlemi gerçekleştirilmiştir.

Bir sonraki aşamada ise, analize uygun hale getirilmiş sinyalin her bir parçasının ayrı ayrı incelenebilmesi amacıyla ABF geliştirilmiştir.

3.2.5. Adaptif bölütleme fonksiyonu

Bir ses kaydının tamamının incelenmesi gerektiğinde, ses kaydını parçalara ayırma işlemi gerekmektedir. Uyku süresinin yaklaşık 6 – 8 saat olduğu düşünüldüğünde, parçalara ayırma işlemini manuel olarak yapmak oldukça uzun sürecektir [6]. Bu nedenle, otomatik olarak ses kaydını parçalayarak bölütlere ayırabilecek bir fonksiyona ihtiyaç duyulmuştur. Bu süreçte karşılaşılan en büyük problem ise, ses kayıtlarının eşit uzunlukta olmamasıdır. Farklı uzunlukta ses kayıtlarını bölütlere ayırmak için adaptif bir tasarım gerekmektedir. Adaptif tasarım için literatür araştırması gerçekleştirilmiş olup, iki çalışmanın avantajları yanları kullanılarak ABF geliştirilmiştir [21, 31]. İlk çalışmada, sinyal aktivitesine göre belirlenen kesim noktası aracılığıyla sinyalin başlangıç ve bitiş noktaları belirlenmiştir. Sinyal aktivitesinin belirlenmesi amacıyla dalga formu analizleri gerçekleştirilmiştir. Kesim noktası belirlenmesi için, en düşük genliğe sahip sinyal olan nefes verme kullanılmıştır [21]. Ek 1'de sunulan şeklin (a) bölümünde, belirlenen kesim noktasına göre başlangıç ve bitiş noktaları işaretlenmiş sinyal

gösterilmiştir.

Ancak, bu yöntemin dezavantajı ise, horlama sesinin başlangıç ve bitiş noktasının, nefes vermeye akustik olarak çok benzemesinden kaynaklanan hatalı işaretlemedir [21]. Ek 1'de sunulan şeklin (b) bölmesinde, başlangıç ve bitiş noktalarına göre bölüt oluşturulduğunda, hatalı işaretlemeden kaynaklanan "kayıp bölgeler" görülmektedir. Bu nedenle, bu yöntem tek başına kullanılmamış, başka çalışmalardaki yöntemler ile birleştirilerek ABF oluşturulmuştur.

İkinci çalışmada ise, bölütleme amacıyla sinyalin enerjisi kullanılmış ve enerjiye bağlı kesim noktası belirlenmiştir. Ayrıca, süre bazlı kesim uygulanmış ve horlamanın 0.6 – 4 saniye aralığı olduğu belirlenmiştir. Bu aralıktaki anlamlı enerji değerleri çekilerek otomatik ayrıştırma yapılmıştır [22, 31]. Literatürdeki bu iki çalışmanın avantajlı yönleri baz alınarak yeni bir bölütleme fonksiyonu tanımlanmıştır. Bu fonksiyonun akış sırası aşağıda sırasıyla belirtilmiştir.

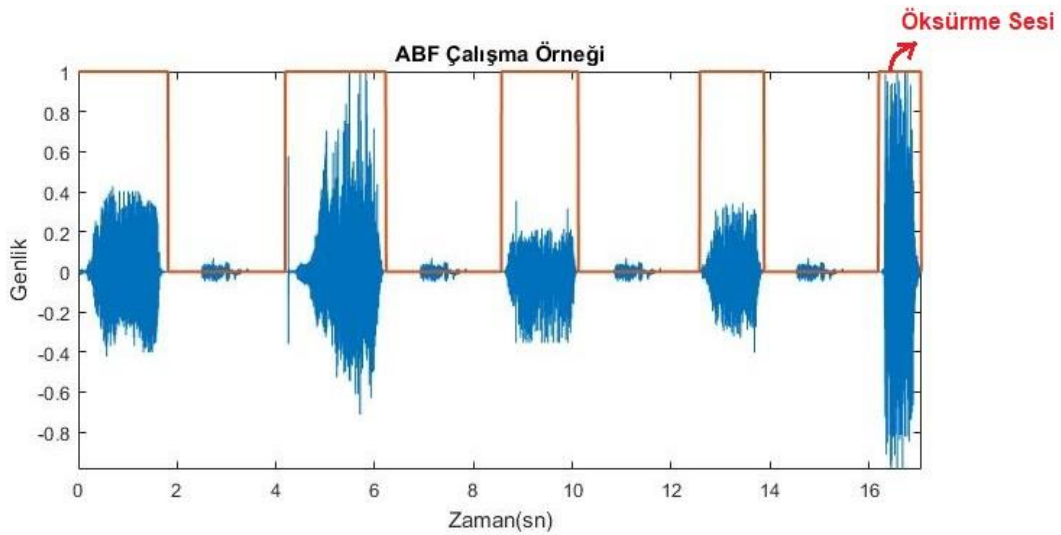
- a. Ses kaydı, 100 milisaniye uzunluğunda, 50 milisaniye örtüşmeli olarak segmentlere ayrılmıştır. (Segmentlere ayırma işlemi detaylı olarak "3.3.1 Segmentasyon İşlemi" bölümünde anlatılmıştır.)
- b. Elde edilen her segment için enerji değeri hesaplanarak bir vektör içerisine yazılmıştır.
- c. Geçişler arasındaki enerji farklarının belirginleşmesi amacıyla vektör üzerindeki tüm değerlerin karesi alınmıştır.
- d. Nefes verme sesinin en düşük enerji seviyesine sahip olmasından dolayı, bu sesin enerji değeri eşik değer olarak belirlenmiştir. Vektör üzerinde, eşik değerinin altında kalan tüm değerler "0", üzerinde kalan tüm değerler "1" olarak belirlenmiştir.
- e. Vektör ve ses sinyali zaman düzleminde senkronize edilmiştir.
- f. Vektör üzerinde her "0 – 1" değişiminin öncesi ve her "1 – 0" değişiminin sonrası 0.15 saniyelik (0.15 saniye x 16000 değer = 2400 değer) kısım "1" değeri ile değiştirilmiştir. Böylelikle kayıp bölge oluşumunun önüne geçilmiştir. 0.15 saniye seçilmesinin nedeni ise, Li-Ang Lee'nin ve Yu Jf'nin 2012'de gerçekleştirdiği çalışmada en kısa horlamanın 0.6 saniye olarak tanımlanmasıdır. [22, 31].

ABF'nin akış sırasında istisna olan bir durum vardır. Horlama sesleri, nefes alma

esnasında ortaya çıkmaktadır. Ancak, öksürme hızlı bir şekilde nefes verme sesidir. Öksürme sesinin enerjisinin çok yüksek olmasından dolayı, ABF çalışma esnasında farklı bir ses geçişi olduğunu algılayabilir ve yine “1” olarak işaretleme yapabilir.

Sonuç olarak, nefes alma ve nefes verme döngüsü kullanılarak, her nefes almanın “1”, her nefes vermenin “0” olarak tanımlandığı bir vektör elde edilmiştir.. Bu vektör üzerindeki her “0 – 1” ve her “1 – 0” değişim noktası, ses sinyali üzerindeki bölütlenecek kısmın konumunu göstermektedir. Bu konumlar kullanılarak sinyal otomatik olarak bölütlere ayrılabilir. ABF sonucu oluşan her bir bölüt skorlama işlemi sırasında her bölüt için tek tek görsel ve işitsel olarak doğrulanmıştır.

Şekil 3.3'te ABF'nin çalışma örneği sunulmuştur. Süreleri farklı olmasına rağmen her ses ABF kullanılarak otomatik olarak işaretlenmiştir. Uyku esnasında çıkan sesin bulunduğu konum “1” olarak belirlenmiş, nefes vermelerin bulunduğu konum “0” olarak belirlenmiştir. Bu değerler bir vektör üzerine yazılmış ve kırmızı çizgi ile orijinal sinyal üzerine çizdirilmiştir. Şekilden de görülebileceği gibi her “0 – 1” ve her “1 – 0” değişim noktası farklı türde sesin başlangıcını ve bitişini ifade etmektedir.



Şekil 3.3 ABF'nun çalışma örneği

3.3. Dalga Formu Analizleri (2. Kısım)

Bu kısımda, ABF sonucunda oluşan her bir bölüt için uygulanan dalga formu analizleri yer almaktadır. Dalga formu analizlerinin gerçekleştirilebilmesi için

öncelikle segmentasyon işlemi gerçekleştirilmiştir. Bu analizler sonucu elde edilen bulgular, sınıflandırıcının eğitilmesi aşamasında öznitelik olarak kullanılmıştır.

3.3.1. Segmentasyon işlemi

Dalga formu analizleri, sinyal üzerine uygulandığında çıktı olarak tek bir değer vermektedir. Sinyalin her bölgesinin analiz edilebilmesi için, sinyal üzerinde küçük parçalara bu analizlerin uygulanması gerekmektedir. Bu nedenle, sinyalin segmentlere ayrılması gerekmektedir. Ayrıca, iki segment arasında veri kaybı olmaması amacıyla örtüşme kullanılması gerekmektedir.

Literatürde en kısa süreli horlama sinyalinin 0.6 milisaniye olduğu geçmektedir [22, 31]. Dalga formu analizleri sonucunda veri kaybı olmaması için segment boyutunun bu değerden küçük olması gerekmektedir. Segment boyutu, analiz sonucunun çözünürlüğü ile ters orantılı, algoritmanın işleme hızı ile doğru orantılıdır. Literatürde 50 – 300 milisaniye aralığında farklı uzunluklarda segment kullanıldığı görülmüştür. Çözünürlük ve hız optimizasyonu sağlamak amacıyla çeşitli denemeler yapılmış ve bu çalışmada kullanılacak segment boyutu 100 milisaniye olarak belirlenmiştir. Veri kaybını minimize etmek amacıyla, örtüşme oranı %50 olarak belirlenmiştir. Her segment kendisinden önceki segmentin 50 milisaniyesini kapsayacak şekilde oluşturulmuştur.

Sinyal üzerinden elde edilen tüm bu segmentlere, dalga formu analizleri uygulanmış, elde edilen veriler vektör üzerine yazılarak, ses sinyali ile zaman düzleminde senkronize edilmiştir. Her bir segment için uygulanacak olan dalga formu analizleri sırasıyla sunulmuştur.

3.3.2. Enerji

Bir sinyalin enerjisi o sinyalin karakteristiği hakkında bilgi vermektedir. Enerji matematiksel olarak, bir sinyali oluşturan bileşenlerin, mutlak değerlerinin, kareleri toplamı olarak tanımlanır (3.1) [32]. Bu denklemde, E enerjiiyi, $x(n)$ sinyalin içerdiği her bir değeri, N sonlu aralığın sınırlarını göstermektedir.

$$E_N = \sum_{n=-N}^N |x(n)|^2 \quad (3.1)$$

3.3.3. Varyans

Varyans olasılık kuramı ve istatistik bilim dallarında kullanılan bir ölçüdür. Bir sinyal içerisindeki bütün değerlerin, sinyalin aritmetik ortalamasına olan uzaklığını ifade eder. Aritmetik ortalama, bir sinyali oluşturan tüm değerlerin toplamının, sinyaldeki veri sayısına bölünmesini ifade eder (3.2) [32]. Tüm değerlerin aritmetik ortalamadan uzaklıkları çıkarma işlemi ile hesaplanır. Uzaklık değerlerinin mutlak değerlerinin, karelerinin toplamının, değer sayısına bölünmesi varyans değerini vermektedir (3.3). Bu denklemlerde, N sinyalin içerdiği değer sayısını, $x(n)$ sinyali, μ aritmetik ortalamayı, V varyansı göstermektedir.

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x(n) \quad (3.2)$$

$$V = \sigma_x^2 = \sum_{n=1}^N |x(n) - \mu|^2 \quad (3.3)$$

3.3.4. Sıfır kesme oranı

SKO, sinyalin başlangıcından itibaren sıfır noktasından kaç defa geçtiğini ifade eder. SKO sinyalin frekansı ile doğrudan bağlantılıdır. Frekanstaki anlık değişime bağlı olarak SKO'da değişir. SKO bir sinyaldeki aktivite değişiminin belirlenebilmesi amacıyla kullanılabilir [13]. Ancak, SKO DC sapmadan, ana hat üzerindeki değişimlerden ve düşük frekans artifaktlardan kolaylıkla etkilenebilir. Bu nedenle, türetilmiş (temizlenmiş) sinyal üzerinde uygulanması önerilmektedir [32].

SKO aşağıdaki basamaklar uygulanarak hesaplanmaktadır.

- Ses kaydı, 100 milisaniye uzunluğunda, 50 milisaniye örtüşmeli olarak segmentlere ayrılmıştır.
- Elde edilen her segment içerisindeki ilk değerın işareti belirlenmiştir.
- Daha sonra, segmentin sonuna kadar sırasıyla her değer kontrol edilmiştir.
- İşaretin değiştiği (pozitiften negatife, negatiften pozitif) değerlerde SKO değeri "1" arttırılmıştır.
- Her segment için hesaplanan SKO değeri bir vektöre yazılmıştır.

3.3.5. ÖZİLİNTİ FONKSİYONU

ÖF sinyalin kendisi ile ne kadar benzediğinin ölçüsüdür. Her segmentin kendisinden bir sonraki segmente ne kadar benzediği ÖF kullanılarak bulunabilir. ÖF'nun matematiksel ifadesi aşağıda verilmiştir (3.4) [33]. Bu eşitlikte, x bir segmentin içerdiği sinyali, N sinyalin içerdiği değer sayısını, r özilintiye belirtmektedir. Bu denklemde, $l \geq 0$ için $i = l, k = 0$ ve $l < 0$ için $i = 0, k = 1$ 'dir. Benzerlik sonucu normalize edilerek "1" çok benziyor "0" hiç benzemiyor olarak belirlenmiştir.

$$r_{xx}(l) = \sum_{n=i}^{N-|k|-1} x(n)x(n-l) \quad (3.4)$$

3.4. Spektral Analiz (2. Kısım)

Frekans çözümü yöntemlerinin kullanılmasındaki temel amaç, sinyalin frekans bileşenleri hakkında matematiksel ve grafiksel gösterimlerin sağlanmasıdır. Bir sinyalin frekans bileşenlerinin içerdiği bilgi için spektrum terimi kullanılmaktadır. Bu bölümde anlatılan yöntemler ile matematiksel araçlar kullanılarak sinyalin spektrum bilgileri elde edilmektedir. Bu işleme spektral analiz adı verilmektedir [33]. Bu bölümde, çalışmanın gerçekleştirilmesinde kullanılan spektral analiz yöntemleri ve matematik ifadeleri sunulmuştur.

3.4.1. Fourier dönüşümü

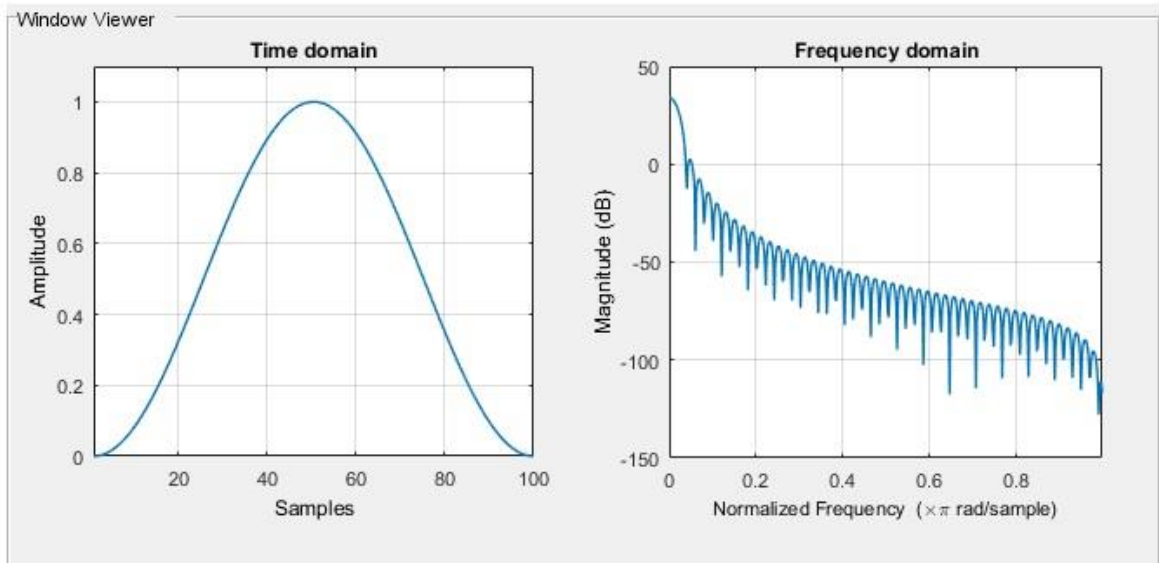
FD yöntemi bir sinyalin frekans karakteristiklerinin belirlenmesinde en çok kullanılan yöntemlerden birisidir. Bunun en büyük nedeni, FD'nün sinüzoidal fonksiyonlar kullanılarak gerçekleştirilmesidir. FD aynı zamanda ters çevrilebilir yapıdadır. Böylelikle dönüşüm sonucuna ters FD işlemi uygulanarak sinyal yeniden oluşturulabilir [32]. Bu çalışmada, sonlu sinyaller kullanıldığından ayrık FD yöntemi kullanılmıştır. Ayrık FD'nün eşitliği aşağıda sunulmuştur (3.5). Bu denklemde $X(k)$ ayrık FD'nü, $x(n)$ sinyali, N sinyalin içerdiği değer sayısını belirtmektedir.

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n)e^{-j2\pi kn/N} \quad (3.5)$$

3.4.1.1. Pencereleme

Sonsuz uzunlukta veya uzun süreli bir sinyalin spektral özelliklerinin incelenmesi pratikte oldukça zordur. Bu sebep ile sinyalin sadece istenilen bölgesinin incelenmesi amacıyla bölgenin belirlenmesi işlemine pencereleme denir [32]. Pencereleme temel olarak, incelenecek bölgenin “1” değerine yaklaştırılması, incelenecek bölgeden uzaklaşan kısımların ise “0” değerine yaklaştırılması şeklindedir. Pencereleme amacıyla birçok farklı pencere fonksiyonu kullanılmaktadır. [20, 34]. Çalışmada frekans düzleminde de incelemeler yapıldığından dolayı en iyi sonuç veren pencere türlerinden biri olan Hanning Penceresi (HP) kullanılmıştır. HP ve frekans bölgesindeki çizimi Şekil 3.4’te verilmiştir. HP’nin matematiksel ifadesi aşağıda verilmiştir (3.6). Denklemden “N-1”, istenilen pencere boyutudur.

$$\omega(n) = 0.5 \left(1 - \cos \left(2\pi \frac{n}{N-1} \right) \right), \quad 0 \leq n \leq N-1 \quad (3.6)$$



Şekil 3.4 HP ve frekans özelliği

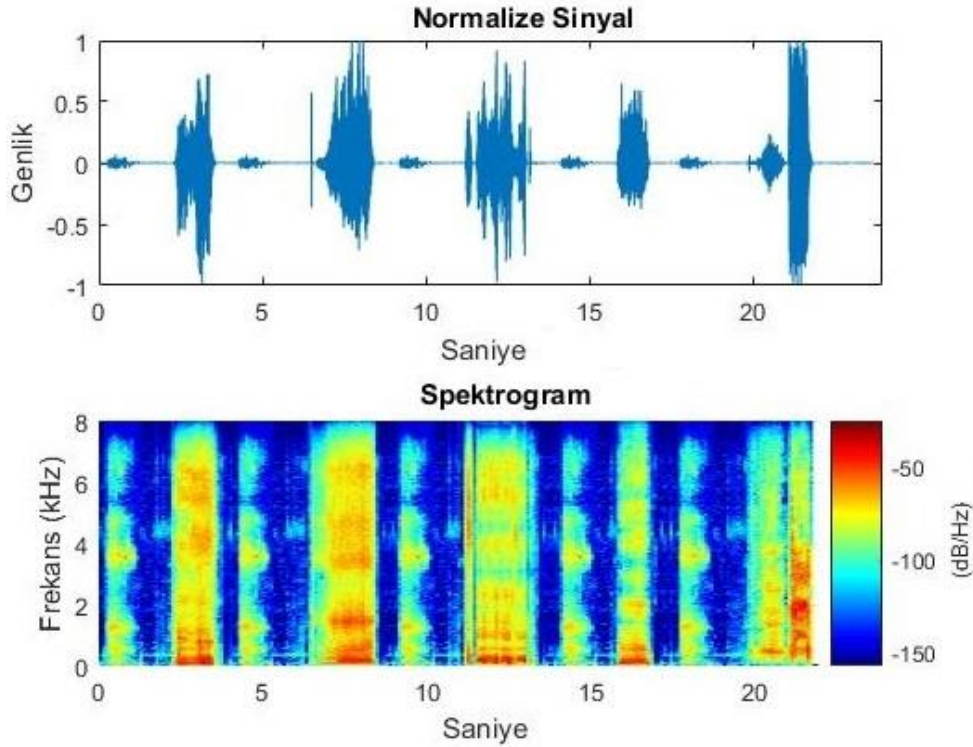
3.4.2. Spektrogram

Spektrogram, veri dosyalarının frekans bileşenlerinin, zamana karşı gösterilmesini sağlayan ve renklendirmeler vasıtası ile bileşenlerin genliklerini gösteren grafiksel bir çizimdir. Spektrogramın temelinde Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü (KZFD)

vardır. KZFD, FD'den farklı olarak, zamana bağlı şekilde frekans değişimini analiz etmek amacıyla kullanılabilir [32]. KZFD, bu işlem için pencereleme fonksiyonunu kullanmaktadır. Bu pencere fonksiyonu tüm sinyal üzerinde kaydırılarak işlem gerçekleştirilir [20]. Kaydırma işlemi, pencere fonksiyonu ile sinyalin çarpılması sonucunda bulunur. KZFD'ye ait eşitlik aşağıda verilmiştir (3.7). Bu eşitlikte m zaman sabitini, w pencere fonksiyonunu, $N-1$ kaydırma sayısını ifade etmektedir.

$$X(m, w) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n)w(n - m)e^{-jwn} \quad (3.7)$$

Spektrogram algoritması örnek sinyal için gerçekleştirildiğinde Şekil 3.5'teki grafiksel gösterim oluşmaktadır. Sinyalin kHz cinsinden frekansı y ekseninde, süre x ekseninde ve renklendirme ekseninde kazancın frekansa oranı (dB/Hz) gösterilmektedir.



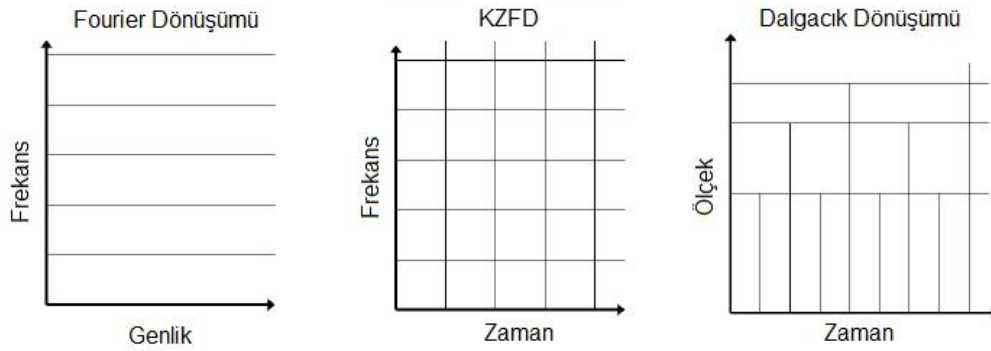
Şekil 3.5 Spektrogram örneği

3.5. Dalgacık Analizi ve Sürekli Dalgacık Dönüşümü (2. Kısım)

FD, sinyalin frekans bileşenlerini göstermek için kullanılan vazgeçilmez bir yöntemdir. Ancak, FD sinyalin içerdiği frekans bileşenlerinin hangi zaman

aralığında olduğunun bilgisini veremez. Bu sebep ile, farklı fikirler geliştirilmiştir. Bunlardan birisi de pencereleme ile analiz gerçekleştiren spektrogramdır. Ayrıca, spektrogramda pencere boyutu sabit olduğundan düzlemlerden birinin çözünürlüğünün arttırılması, diğer düzlemde kayıp olmasına neden olacaktır. Bu nedenle farklı bir yöntem ihtiyacı duyulmuş ve SDD yöntemi geliştirilmiştir [35].

SDD, temelinde KZFD'de olduğu gibi pencereleme yöntemini kullanmaktadır. SDD'nin en önemli farkı ise pencerelerin boyutlarının değişken olmasıdır. Değişken pencere boyutu, alçak frekanslarda dar zaman çözünürlüğü ve geniş frekans skalası sunarken, yüksek frekanslarda geniş zaman çözünürlüğü ve dar frekans skalası sunar [19, 20]. FD, frekans ve genlik düzlemlerini, spektrogram frekans ve zaman düzlemlerini kullanmaktadır. Bu yöntemlerden farklı olarak dalgacık dönüşümü, zaman ve ölçek düzlemlerini kullanmaktadır. Şekil 3.6'da dönüşümlerin düzlemsel karşılaştırmaları görülmektedir.

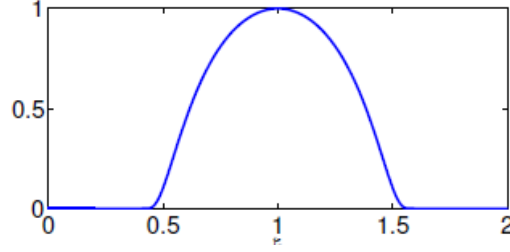


Şekil 3.6 FD, KZFD ve dalgacık dönüşümünün düzlemsel karşılaştırılması

Bu yöntemin en önemli avantajı sinyalin istenilen frekans ya da zaman bölgesine dayalı olarak analiz imkanı sunabilmesidir.

SDD yönteminin temel gerekliliği bir dalgacıktır. Dalgacık, genliği sıfırdan başlayıp, değişim göstererek tekrar sıfıra dönen bir salınım sinyalidir. SDD uygulamasında, yapılacak analize göre dalgacık seçimi oldukça önemlidir. Günümüzde, haar, Daubechies (db), mortlet gibi farklı dalgacıklar sıklıkla kullanılmaktadır [36].

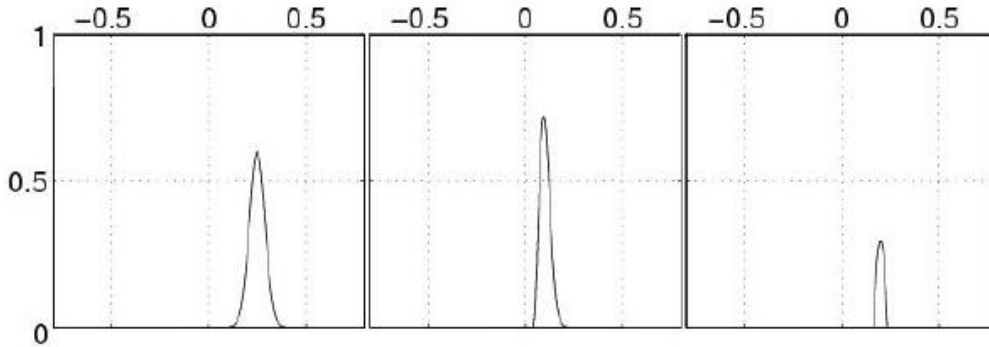
Sürekli salınım yapan sinyaller üzerinde zaman – frekans analizi esnasında, frekans değişimlerinin önemli olduğu durumda, sıklıkla “Bump Dalgacığı” tercih edilmektedir [37]. Bu nedenle “Bump Dalgacığı” dalgacık olarak seçilmiştir. Örnek bump dalgacığı Şekil 3.7'de gösterilmiştir.



Şekil 3.7 Bump dalgacığı örneđi [38]

Bump Dalgacıđının matematiksel ifadesi $\varphi(t)$ olarak kabul edilmiřtir. Matematiksel denklemlerde bu ifade kullanılmıřtır.

Dalgacık tipinin seđilmesinden sonra, SDD uygulamasını geręekleřtirmek iin, dalgacıđın analize gre leklendirilmesi ve kaydırılması gerekmektedir. leklendirme, dalgacıđın frekansı ve genliđindeki yapılan deđiřimler sonucunda dalgacıđın analize uygun hale getirilmesini sađlar. Frekans deđerinin deđiřtirilmesi, dalgacıđın yatay eksenindeki geniřliđini, genliđin deđiřtirilmesi ise, dalgacıđın dikey eksenindeki boyunu deđiřtirmektedir [39]. Şekil 3.8’da bump dalgacıđına ait leklendirme rneđi verilmiřtir. leklendirme ile hem genlik, hem frekans deđiřtirilmiř ve rnekteki gibi hem yatay ekseninde hem dikey eksenindeki deđiřimler elde edilmiřtir.

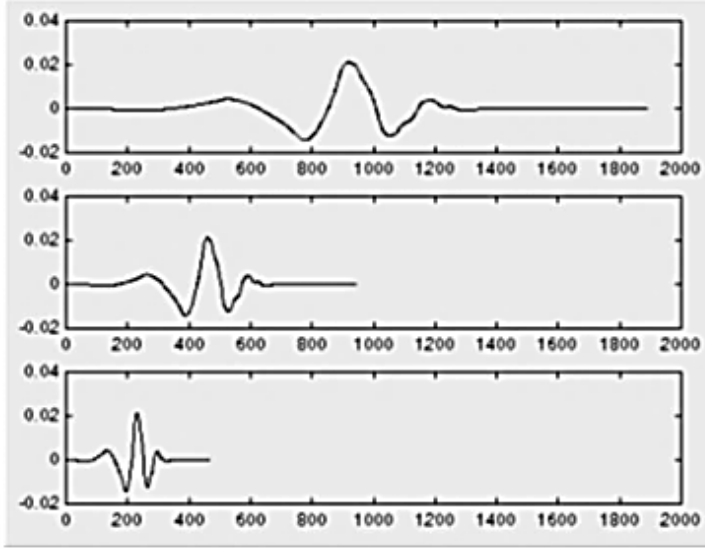


Şekil 3.8 Bump dalgacıđı leklendirme rneđi [39].

Bu alıřmada genlik olarak leklendirme yapılmamıř ve sadece frekans bazlı leklendirme geręekleřtirilmiřtir. Frekans bazlı leklendirmenin matematiksel ifadesi ařađıdaki gibidir (3.8) [36].

$$\varphi_a(t) = |a|^{1/2} \cdot \varphi\left(\frac{t}{a}\right) \quad (3.8)$$

Bu eşitliğe göre, a ölçekleme katsayısı, t ise zamanı belirtmektedir. Görsel olarak matematiksel ifade daha net anlaşılabilir. Şekil 3.9'da frekans bazlı dalgacık ölçeklemeye örnek verilmiştir.



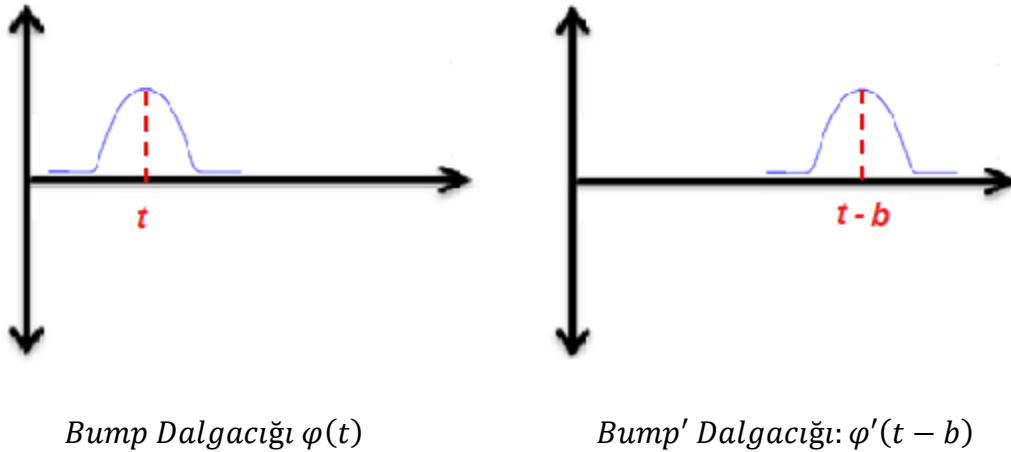
$$f(t) = \varphi(t) \quad ; \quad a = 1$$

$$f(t) = \varphi(2t) \quad ; \quad a = \frac{1}{2}$$

$$f(t) = \varphi(4t) \quad ; \quad a = \frac{1}{4}$$

Şekil 3.9 Frekans bazlı ölçeklendirme örneği [36]

Kaydırma ise dalgacığın hızlandırılıp yavaşlatılarak sinyal ile senkronizasyonun sağlanması amacıyla kullanılır. Kaydırma yapılması dalgacık yatay ekseninde dalgacığın merkez konumunu değiştirir. Bu sayede dalgacık ve sinyalin senkronizasyonu sağlanır [36]. Kaydırmaya örnek şekil 3.10'da verilmiştir ve t zamanı, b ise zaman eksenindeki kaydırmayı ifade etmektedir. Kayırma işlemi için eşitlik aşağıda belirtildiği gibidir (3.9).



Şekil 3.10 Kaydırma örneği

$$\varphi_b(t) = \varphi(t - b) \quad (3.9)$$

SDD, incelenecek sinyalin, kaydırılmış ve ölçeklendirilmiş sinyal ile zaman sınırı olmaksızın çarpımının toplamı olarak ifade edilir. Sürekli dalgacık dönüşümü işlemi sonrasında, reel ve imajiner olmak üzere birçok katsayı oluşturulur [20].

Dalgacığın kaydırılmış ve ölçeklendirilmiş hali aşağıda matematiksel olarak ifade edilmiştir (3.10) [36]. Bu eşitlikte a ölçeklendirme katsayısını, b kaydırma katsayısını belirtmektedir.

$$\varphi_{ab}(t) = |a|^{1/2} \cdot \varphi\left(\frac{t - b}{a}\right) \quad (3.10)$$

SDD'e ait matematiksel ifade aşağıda verilmiştir (3.11) [36]. Bu eşitlikte $x(t)$ analiz edilecek sinyali, $\varphi *_{ab}(t)$ ise kaydırılmış ve ölçeklendirilmiş dalgacığın kompleks eşleniğini vermektedir.

$$W_x(a, b) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \varphi *_{ab}(t) dt \quad (3.11)$$

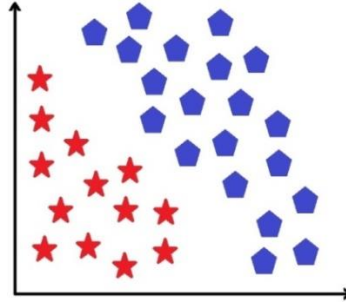
SDD işlemi, zamandan bağımsız olarak gerçekleştirilmektedir. Bu çalışmada SDD sınırlı süreli sinyal üzerinde gerçekleştirilmiştir. Matlab programının "cwt" fonksiyonunun içerdiği algoritma sayesinde, sinyal, zamandan bağımsız ve sürekli akan şekilde işleme alınmaktadır. Böylelikle, SDD işlemi, sınırlı veri içeren sinyallere de uygulanabilmektedir.

3.6. Destek Vektör Makineleri (3. Kısım)

Destek Vektör Makineleri (DVM), teorisi 1960'lı yıllarda Vladimir Vapnik tarafından ortaya atılmış ve 1995 - 1999 yılları arasında Cortes ve Vapnik tarafından algoritması geliştirilmiş bir örüntü tanıma ve sınıflandırma aracıdır. Günümüzde, medikal çalışmalarda kullanımı oldukça yaygınlaşmıştır [40].

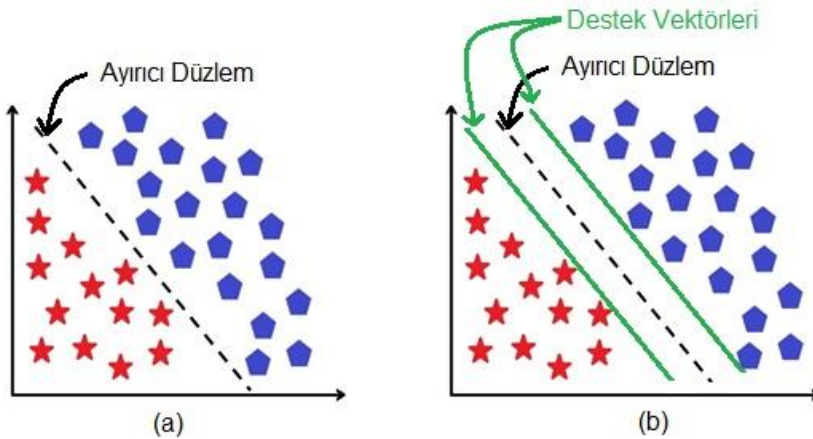
DVM algoritması, giriş verilerinin ayırıcı düzlem ve bu düzlemin desteklediği vektörler vasıtasıyla ayrıştırılması mantığı ile çalışır. Verilerin, ayırıcı düzleme göre uzaklıkları sınıflandırma yapmak için gereken parametreleri oluşturur. Algoritma bu işlem için aşağıdaki adımları izler.

- a. Algoritma, giriş uzayını daha yüksek boyutlu bir özellik uzayına ayırır. Bu işlem için, seçilen önceliğe göre lineer olmayan haritalandırma işlemi gerçekleştirilir [41]. Şekil 3.11'de iki farklı özellikte olan giriş verileri için oluşturulmuş özellik uzayına bir örnek verilmiştir.



Şekil 3.11 Yüksek boyutlu bir özellik uzayı örneği

- b. Algoritma, bu özellik uzayı üzerinde, farklı özelliklerin ayrılabilir olduğu bir ayırıcı düzlem oluşturur. Bir sonraki aşamada ise algoritma, farklı sınıfların en yakın bileşenleri arasındaki mesafeyi maksimuma çıkaracak destek vektörlerini oluşturur [41]. Şekil 3.12 (a)'da örnek özellik uzayı üzerine yerleştirmiş bir ayırıcı düzlem ve Şekil 3.12(b)'de bu düzlemi destekleyen vektörler görülmektedir. Verilere uygun her bir destek vektör için çekirdek fonksiyonu $K(x, x_m)$ oluşturulur ve " x " giriş vektörünü, " m " ise destek vektörü sayısını ifade etmektedir.

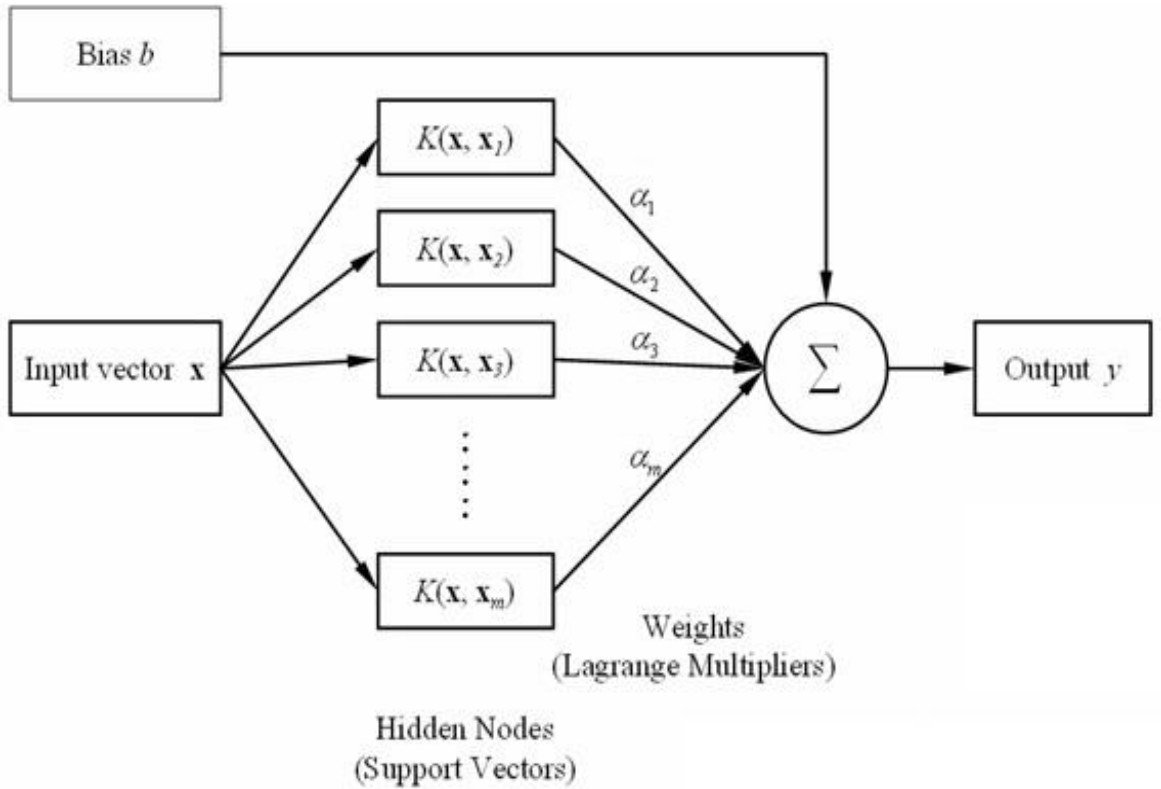


Şekil 3.12 (a) Ayırıcı düzlem gösterimi (b) Destek vektörlerin gösterimi

- c. Algoritmanın sonraki aşamasında, her bir verinin düzleme olan uzaklığı hesaplanarak, ağırlık katsayıları α_m oluşturulur. Buna aynı zamanda Lagrange

Çarpanları ismi verilmektedir [40].

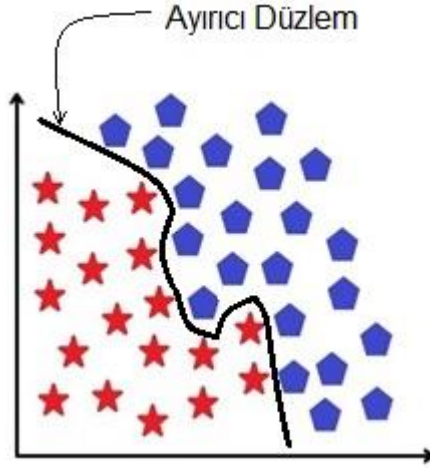
- d. Algoritmanın son aşamasında ise, elde edilen her bir çekirdek fonksiyonu, ağırlık katsayıları ile çarpılır. Tüm çekirdek fonksiyonları, ağırlık katsayıları ile çarpıldıktan sonra toplanır. Toplama sonucuna, sınıflandırılarak verilere göre belirlenmiş polarizasyon katsayısı “b” eklenir ve algoritma sınıflandırma çıktısını verir. Şekil 3.13'te belirtilen tüm bu aşamaları gösteren algoritma bulunmaktadır. Şekil 3.13.'teki algoritma matematiksel olarak ifade edildiğinde aşağıdaki eşitliği elde edilir (3.12) [42].



Şekil 3.13 DVM algoritması [42]

$$y = \sum_{k=1}^m \alpha_k \cdot K(x, x_k) + b; \quad x = \{x_1, x_2\} \quad (3.12)$$

Şekil 3.11 ve Şekil 3.12'de verilen örnek doğrusal ayrılabilen veri setleri içindir. Ancak Şekil 3.14'te görüldüğü gibi veriler her zaman doğrusal ayrılmayabilir.



Şekil 3.14 Doğrusal olarak ayrılmayan veri uzayı örneği

Doğrusal olarak ayrılmayan verilerde Hilbert Uzayı Haritalandırma yöntemi kullanılarak, uzay, 2 boyutlu halden 3 boyutlu hale çevrilir. Böylelikle özellik uzayındaki veriler yeniden doğrusal olarak ayrılabilir hale getirilir. Hilbert Uzayı Haritalandırma yöntemine ait eşitlik aşağıda belirtilmiştir (3.13) [40]. Bu eşitlikte " m ", destek vektör sayısını, " $K\{\phi(x)\phi(x_i)\}$ " çekirdek fonksiyonunu, " α_i " ağırlık katsayısını, " $\phi(x)$ " Hilbert Uzayı Haritalandırmasını ifade etmektedir.

$$x \rightarrow \{x, x^2\}; \quad x = \{x_1, x_2\} \rightarrow z = \phi(x) = \{x_1^2, \sqrt{2}x_1x_2, x_2^2\};$$

$$y = \text{sign} \left(\sum_{i=1}^m \alpha_i \cdot K\{\phi(x)\phi(x_i)\} \right) \quad (3.13)$$

Bu çalışmada, "Linear DVM" ve "Quadratic DVM" sınıflandırıcıları kullanılmış, elde edilen tüm öznitelikler ile sınıflandırıcı eğitimi tamamlanmıştır. Eğitim esnasında Temel Bileşen Analizi (PCA) modu aktif tutulmuştur. Eğitim başarısı ve eğitim başarısının kullanılan özniteliklere göre değişimi "5. Sonuçlar" bölümünde verilmiştir.

3.6.1. Temel Bileşen Analizi

Temel bileşen analizi (principle component analysis – PCA), birbiri ile ilişkili olan çok sayıda değişkenden oluşan bir veri kümesinin boyutunu azaltırken, veriler arasındaki varyasyonu mümkün olduğunca arttırmaktadır. Bu işlemi gerçekleştirirken verileri karıştırarak yeni bir veri seti oluşturur. Böylelikle, sınıflandırıcı eğitiminde, birbiri ile ilişkili verilerin sıralı halde olmasından

kaynaklanacak olan yanlış eğitimin önüne geçilebilmektedir [43].

3.7. Algoritma Başarısının Test Edilmesi (3. Kısım)

Sınıflandırma işleminin sonucunda elde edilen çıkış değerleri, gerçekleştirilen kör skorlama işlemi ile karşılaştırılarak algoritmanın başarısı test edilmiştir. Karşılaştırma sonucuna göre Doğru Pozitif Değerler (DPD), Yanlış Pozitif Değerler (YPD), Doğru Negatif Değerler (DND), Yanlış Negatif Değerler(YND) değerleri elde edilmiştir. Geliştirilen algoritmanın test edilmesi amacıyla, yüzde olarak özgülük, hassasiyet, doğruluk ve PÖD hesaplanmıştır (3.14)(3.15)(3.16)(3.17) [16].

$$\% \text{ Özgülük} = \text{DND} / (\text{DND} + \text{YPD}) \quad (3.14)$$

$$\% \text{ Hassasiyet} = \text{DPD} / (\text{DPD} + \text{YND}) \quad (3.15)$$

$$\% \text{ Doğruluk} = (\text{DPD} + \text{DND}) / (\text{DPD} + \text{YPD} + \text{DND} + \text{YND}) \quad (3.16)$$

$$\% \text{ PÖD} = \text{DPD} / (\text{DPD} + \text{YPD}) \quad (3.17)$$

4. ARAŞTIRMA BULGULARI

Materyal ve yöntemde belirtilen yöntemler kullanılarak alınan uyku sesi kayıtları analiz edilmiş ve araştırma bulguları elde edilmiştir. Bu bölümde elde edilen analiz sonuçları sınıflandırıcının eğitimi amacıyla öznitelik olarak kullanılmıştır.

4.1. Dalga Formu Analizleri Sonucunda Elde Edilen Araştırma Bulguları

Dalga formu analizleri tüm bölümler için ayrı ayrı gerçekleştirilmiştir. Analiz sonuçlarının öznitelik olarak kullanılabilmesi amacıyla her bir analiz sonucu bir vektör üzerine kaydedilmiştir. Ek 2'de farklı türde sesleri içeren örnek uyku sesi kaydının dalga formu analizleri sunulmuştur. Sırasıyla, "1" numaralı sinyal dubleks düşük frekans horlamayı, "2" numaralı sinyal dubleks yüksek frekans horlamayı, "3" numaralı sinyal tripleks horlamayı, "4" numaralı sinyal basit horlamayı, "5" numaralı sinyal öksürmeyi, boşlukta kalan sinyaller ise nefes vermeyi gösteren örnek sinyallerdir. Ek 2'nin (a) bölümünde örnek uyku sesi kaydı, (b) bölümünde enerji analizi, (c) bölümünde varyans analizi (d) bölümünde sıfır kesme oranı (e) bölümünde ÖF sonuçları sunulmuştur. Elde edilen grafikler incelendiğinde, görsel olarak sadece öksürme ve nefes verme sesleri kolay bir şekilde ayırt edilebilir. Horlama seslerinin türlerini grafiği inceleyerek ayırt etmek pratikte oldukça zordur. Enerji ve varyans seviyeleri incelendiğinde nefes verme ve öksürme sesleri haricinde, sadece tripleks horlamada önemli ölçüde değişim olduğu görülmektedir. Ancak, sinyalin enerji ve varyans değeri kayıt mesafesi, ortam gürültüleri, mikrofonun kazanç ayarı gibi dış etkenlerden etkilenebilir. Bu nedenle, sadece bu iki değer analizi ile sınıflandırma yapmak yanıltıcı olabilir. SKO'na bakıldığında ise, tüm sinyaller karakteristik olarak birbirinden ayrılabilir. Bunun en büyük sebebi SKO'nun frekans ile ilintili olmasıdır. Ancak spektral analiz gerçekleştirilmeden net bir frekans bilgisi elde edilemez. Ayrıca SKO sinyal üzerindeki gürültülerden de etkilenebilir. Bu nedenle, sınıflandırma işleminde yanıltıcı olabilmektedir. ÖF analiz sonucu incelendiğinde dubleks düşük frekans horlama ve basit horlama diğer ses türlerinden ayırt edilebilir. Ancak, sadece ÖF analiz sonucuna göre dubleks düşük frekans horlama ile basit horlamanın birbirinden ayırt edilmesi mümkün olmamaktadır.

Örnek uyku sesi kaydı üzerinde dalga formu analizleri sonucunda elde edilen ortalama değerler Çizelge 4.1'de sunulmuştur. Çizelgede görüldüğü gibi, nefes

verme sesi en düşük enerji değerine sahipken, öksürme sesi en yüksek enerji değerine sahiptir. Aynı şekilde, nefes verme sesi en düşük varyans değerine sahipken, öksürme sesi en yüksek varyans değerine sahiptir. Ancak, tripleks horlama sesi oldukça gürültülü bir horlama sesi olmasına karşın, düşük bir enerji seviyesine sahiptir. Bunun nedeni ise, horlamaya sebebiyet veren üç farklı dokunun enerjisi büyük oranda bölüşmesidir. Aynı zamanda, tripleks horlamanın en çok SKO'na sahip olduğu görülmektedir. SKO ile frekans ilintili olduğundan, en yüksek frekans bileşenlerinin tripleks horlama sesinde mevcut olduğu yorumu yapılabilir. Ayrıca, ÖF'na bakıldığında nefes verme, tripleks horlama ve öksürme esnasında benzerliğin oldukça azaldığı görülmektedir.

Çizelge 4.1 Örnek uyku sesi kaydı için gerçekleştirilen dalga formu analizleri sonucunda elde edilen ortalama değerler

Sesin Türü	Enerji	Varyans	SKO	ÖF
Nefes Verme	0.1617	0.0001	373	0.6566
Basit Horlama	13.5231	0.0085	101	0.9382
Dubleks Düşük Frekans Horlama	24.1437	0.0151	138	0.9403
Dubleks Yüksek Frekans Horlama	18.7895	0.0117	235	0.8348
Tripleks Horlama	4.2108	0.0026	409	0.5848
Öksürme	76.6465	0.0479	284	0.8038

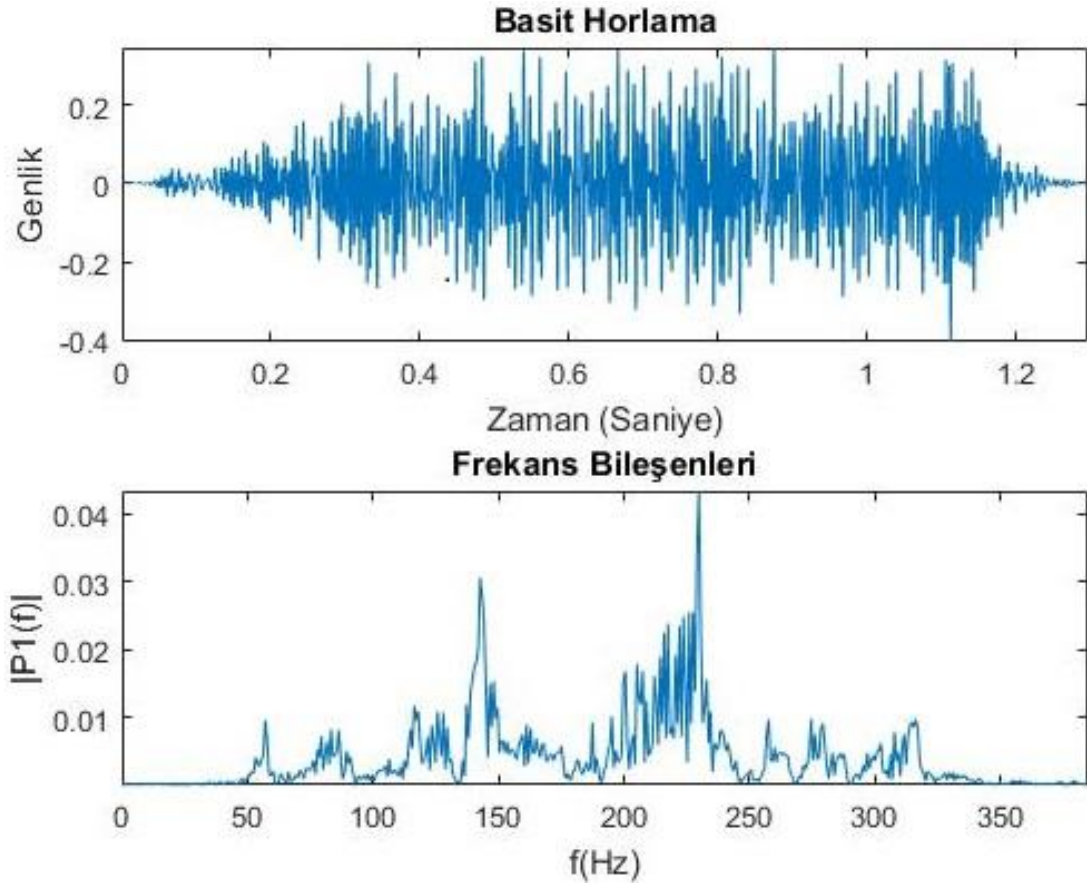
Dalga formu analizleri sonucunda elde edilen bulgular literatürdeki benzer çalışmalar doğrulanmıştır. Elde edilen bulgular sınıflandırıcının eğitilmesi amacıyla öznitelik olarak kullanılmıştır. Eğitim sonucunda elde edilen verilere göre, sadece bu öznitelikler kullanılarak, farklı seslerin yüksek doğruluk ve hassasiyet değeri ile sınıflandırılmasının mümkün olmadığı görülmüştür (Sınıflandırıcı eğitim başarısı ve test sonuçları “5. Sonuçlar” kısmında sunulmuştur). Sınıflandırıcı başarısının düşük olmasının nedeni ise, titreşen dokuların dejenerasyonuna göre dalga formu analizi sonuçlarının büyük ölçüde değişiklik göstermesidir.

Eğitim başarısının artırılması amacıyla, ses kayıtları üzerinde spektral analizler ile birlikte dalgacık analizleri de gerçekleştirilerek daha ayırt edici öznitelikler elde edilmiştir.

4.2. Spektral Analizler Sonucunda Elde Edilen Araştırma Bulguları

Bir sinyale ait spektral analizler sonucunda, sinyalin frekans bölgesindeki değişimler gözlemlenebilmektedir. Bu nedenle, her farklı ses türü için FD uygulanarak sonuçlar elde edilmiştir.

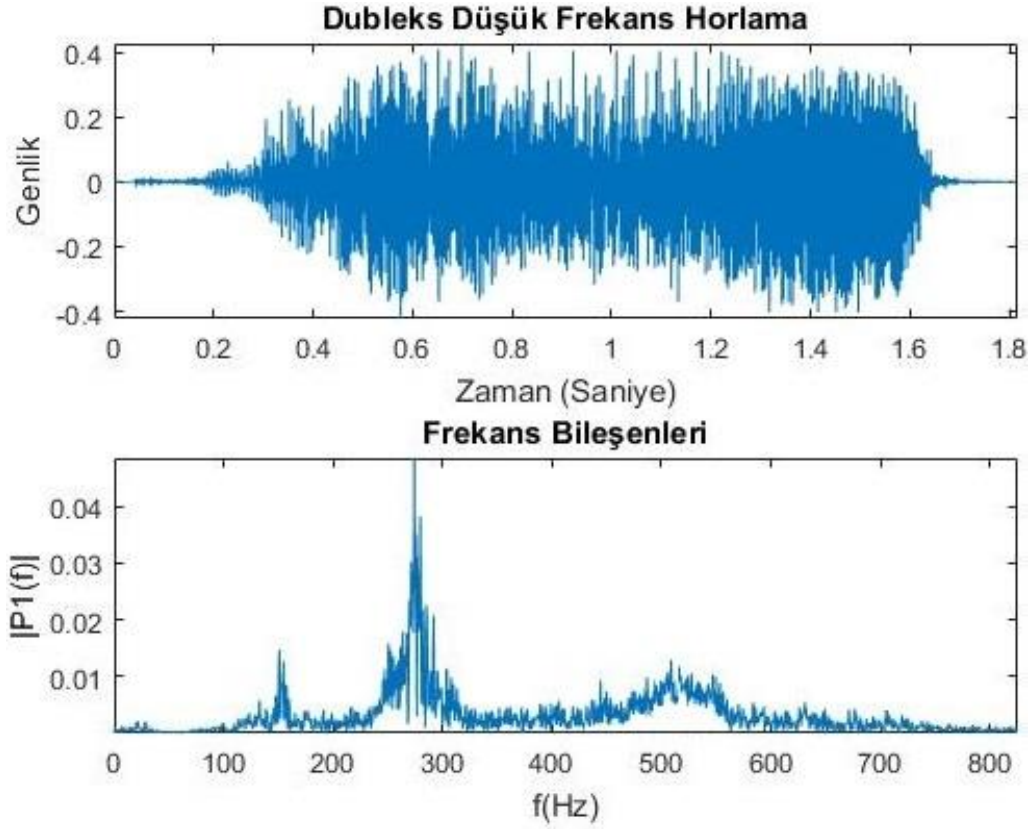
Şekil 4.1'de Basit Horlama sesine ait FD uygulaması sonuçları sunulmuştur. Elde edilen grafiğe göre; basit horlamanın 145 Hz ve 230 Hz'de iki ayrı tepe noktasına ve 100 – 300 Hz aralığında frekans bileşenlerine sahip olduğu görülmüştür. Bu değer literatür ile karşılaştırılmış ve Li-Ang Lee 2012'nin gerçekleştirdiği çalışmadaki değer ile uyum sağladığı görülmüştür [22].



Şekil 4.1 Basit horlama sesi için sinyal analizi

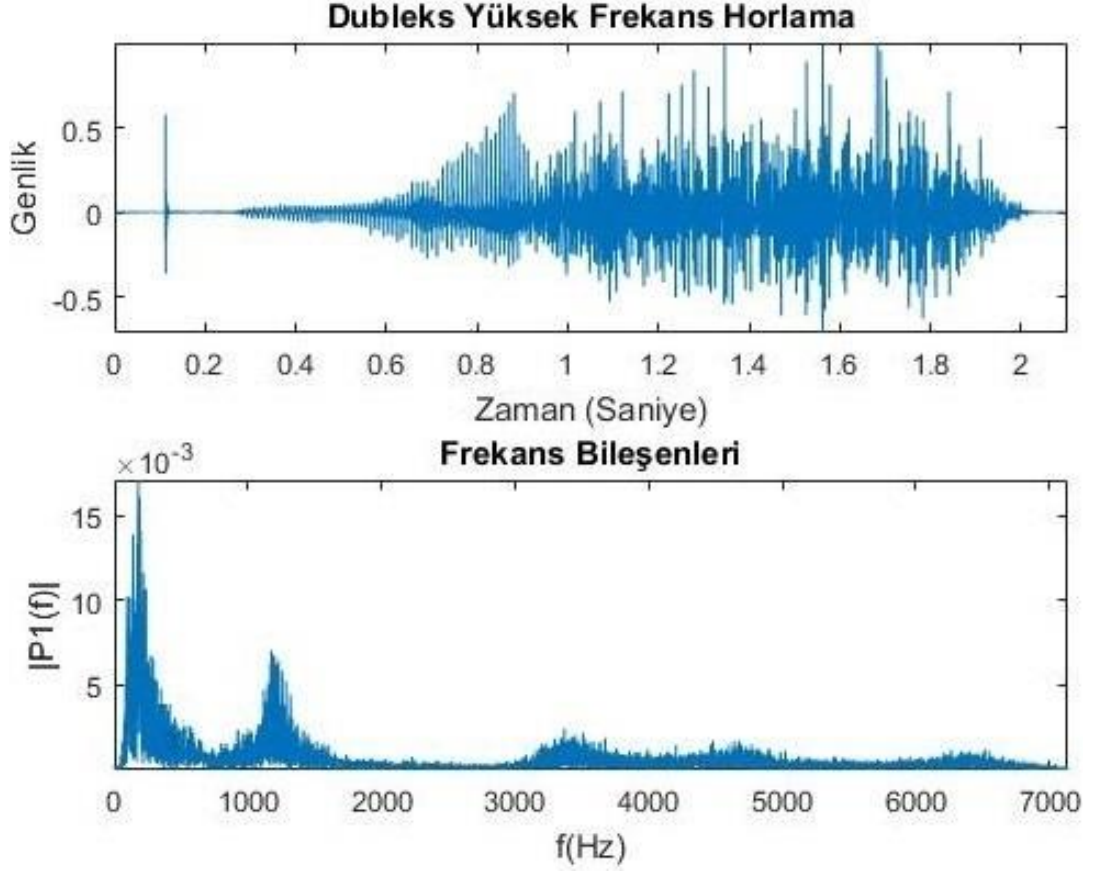
Dubleks Düşük Frekans Horlama sinyali için FD uygulaması sonuçları Şekil 4.2'de sunulmuştur. Dupleks Düşük Frekans Horlama sesinin, 160 Hz ve 280 Hz iki farklı tepe noktasına sahip olduğu ve basit horlamada olduğu gibi 100 – 300 Hz aralığında frekans bileşenlerine sahip olduğu gözlemlenmiştir. Ayrıca, 450 Hz – 580 Hz aralığında frekans bileşenlerinin de mevcut olduğu görülmüştür. Elde

edilen bu değerler ile literatür karşılaştırılmış ve Li-Ang Lee 2012'nin gerçekleştirdiği çalışmadaki değerler ile uyum sağladığı görülmüştür [22].



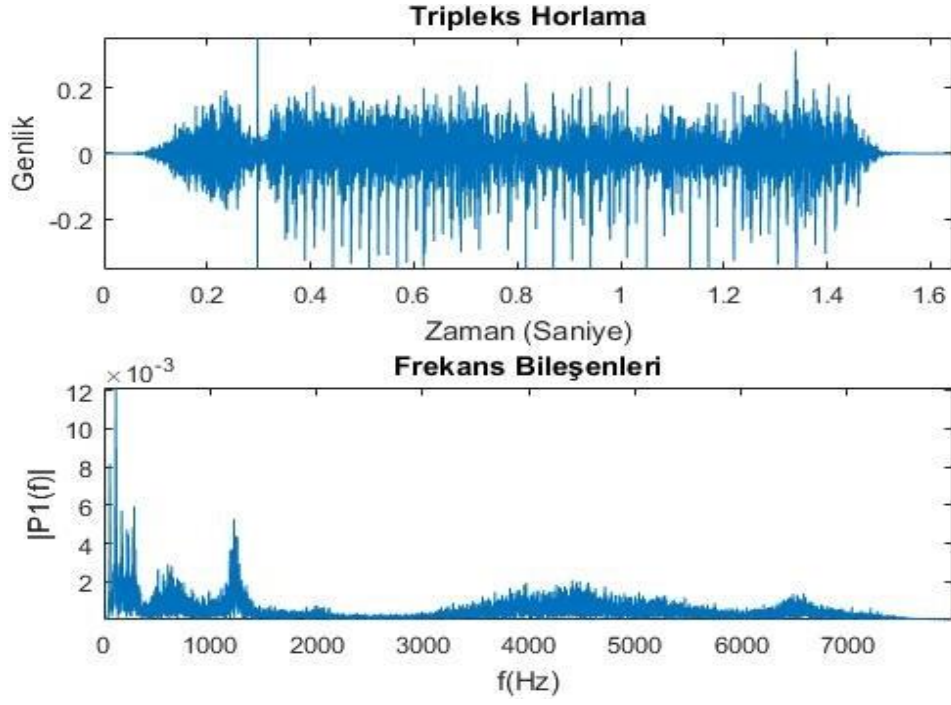
Şekil 4.2 Dupleks düşük frekans horlama sesi sinyal analizi

Dubleks Yüksek Frekans Horlama sesine ait FD uygulaması sonuçları Şekil 4.3'te sunulmuştur. Dupleks Yüksek Frekans Horlama sesinin, basit horlamada olduğu gibi 100 – 300 Hz aralığında bir frekans bileşenlerin olduğu, bu bileşenlere ilaveten 1100 – 1300 Hz aralığında farklı bir frekans bileşenin olduğu görülmüştür. Bu değerler literatür ile karşılaştırılmış ve Li-Ang Lee 2012'nin gerçekleştirdiği çalışmadaki değerler ile uyum sağladığı görülmüştür [22]. Ayrıca, 2000 – 7000 Hz aralığında harmoniklere ait frekans bileşenleri bulunmuştur. Bu bileşenler SDD yöntemi kullanılarak çıkartılıp ses kaydı tekrar derlenmiş ve dinlenmiştir. Bileşenlerin çıkarılması sonucunda sesin yüksek oranda bozulduğu görülmüştür. Literatürden farklı olarak 2000 – 7000 Hz frekans bileşenlerinin de duyulan seste önemli olduğu hususu tespit edilmiştir.



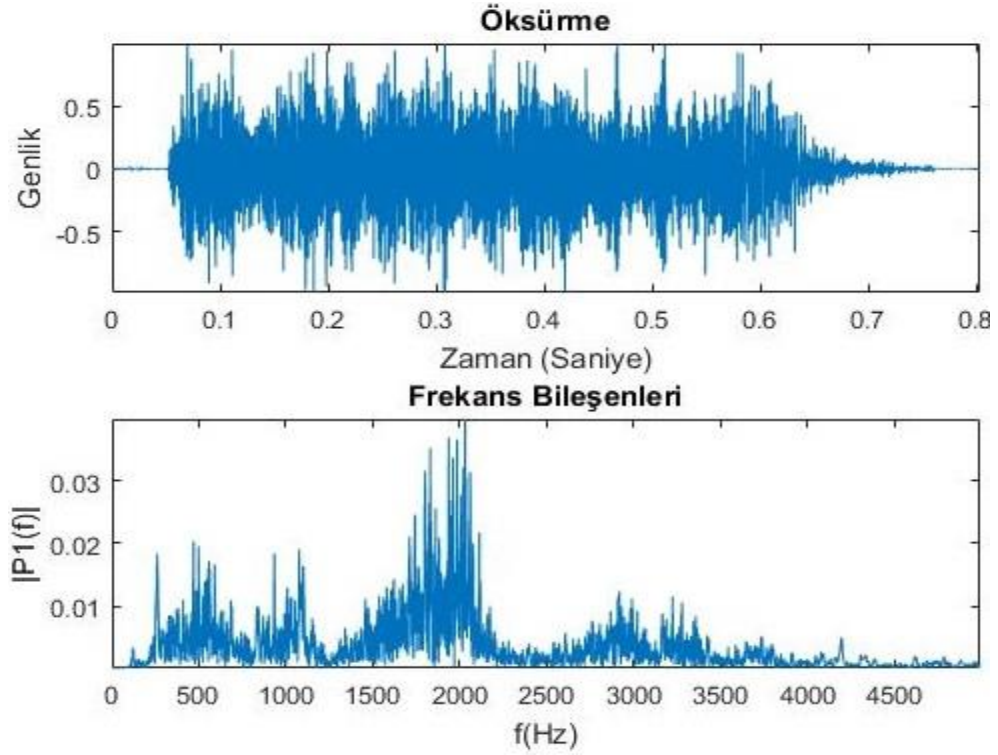
Şekil 4.3 Dupleks yüksek frekans horlama sesi sinyal analizi

Tripleks Horlama sesine ait FD uygulaması sonuçları Şekil 4.4'te sunulmuştur. Tripleks horlamanın, basit horlamada olduğu gibi 100 – 300 Hz aralığında frekans bileşenlerinin olduğu, bu bileşenlere ilaveten 500 – 700 Hz aralığında ve 1100 – 1300 Hz aralığında farklı frekans bileşenlerinin olduğu görülmüştür. Bu değerler literatür ile karşılaştırılmış ve Li-Ang Lee 2012'nin gerçekleştirdiği çalışmadaki değerler ile uyum sağladığı görülmüştür [22]. Ayrıca, harmoniklerin oluşturduğu 3000 – 7500 Hz aralığındaki frekans bandının da yoğun şekilde frekans bileşenleri içerdiği görülmektedir. Bu bileşenler SDD yöntemi kullanılarak çıkartılıp ses kaydı tekrar derlenmiş ve dinlenmiştir. Bileşenlerin çıkarılması sonucunda sesin yüksek oranda bozulduğu görülmüştür. Literatürden farklı olarak 3000 – 7500 Hz frekans bileşenlerinin de duyulan seste önemli olduğu hususu tespit edilmiştir.



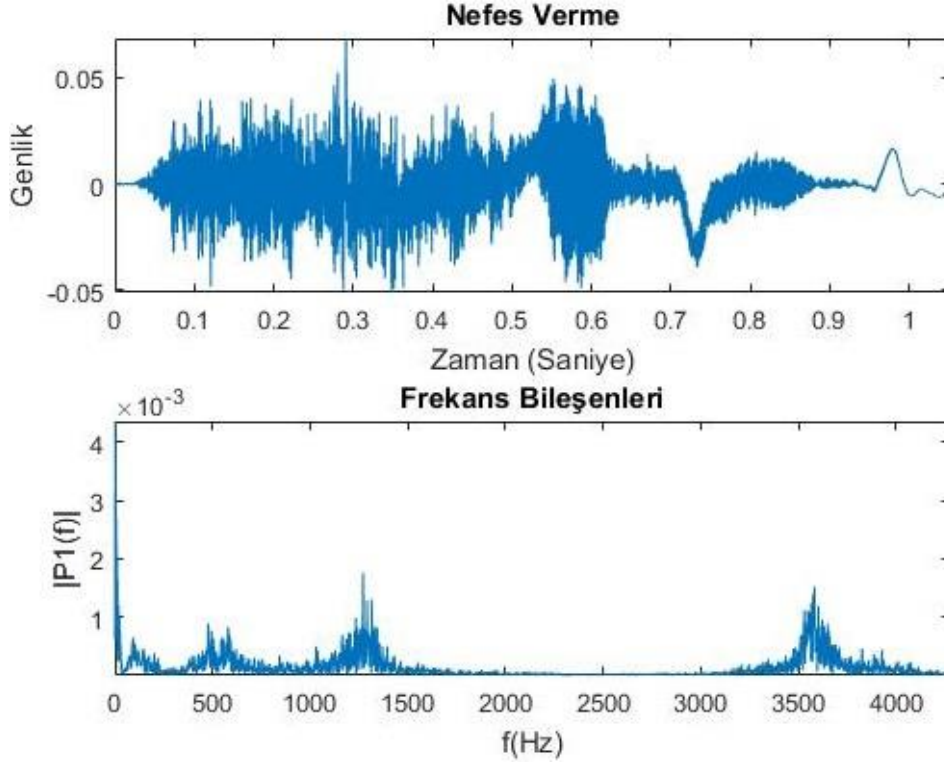
Şekil 4.4 Tripleks horlama sesi sinyal analizi

Öksürme sesine ait FD uygulaması sonuçları Şekil 4.5'te sunulmuştur. Öksürme sesinin 350 – 4000 Hz aralığında frekans bileşeni içerdiği ve 1700 - 2000 Hz aralığında tepe noktasına sahip olduğu gözlemlenmiştir.



Şekil 4.5 Öksürme sesi sinyal analizi

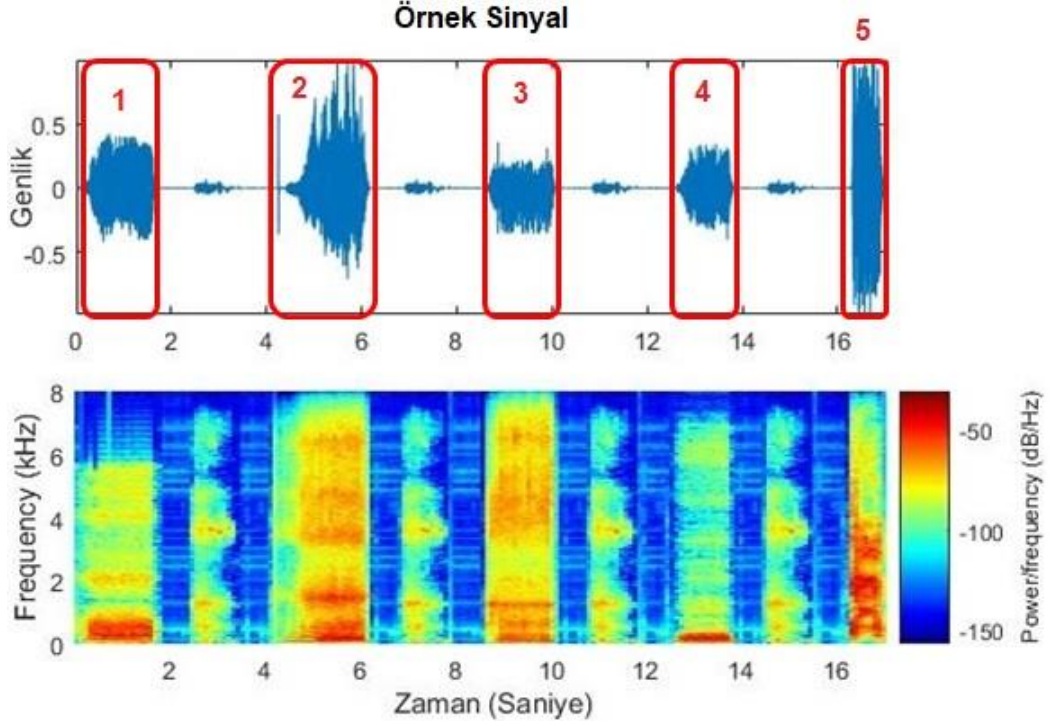
Nefes verme sesine ait FD uygulaması sonuçları Şekil 4.6'da sunulmuştur. Nefes verme sesinin 210 – 230 Hz aralığında, 480 – 520 Hz aralığında, 1200 – 1400 Hz aralığında ve 3500 – 3700 Hz aralığında frekans bileşenleri olduğu görülmüştür.



Şekil 4.6 Nefes verme sesi sinyal analizi

FD yöntemi sonucunda elde edilen grafikler skorlama yapmak amacıyla kullanılmıştır. Elde edilen bu grafikler, içerdiği frekans bileşenlerine göre, Li-Ang Lee 2012'nin gerçekleştirdiği çalışma baz alınarak yorumlanmış ve skorlama işlemi gerçekleştirilmiştir [22].

Uyku sesi kaydının zaman – frekans düzlemindeki değişimi hakkında fikir edinilebilmesi ve SDD uygulaması için frekans aralıklarının belirlenebilmesi amacıyla tüm sinyal üzerine spektrogram yöntemi uygulanmıştır. Şekil 4.7'de, incelenen seslere ait spektrogram örneği verilmiştir. Bu örnekte “1” numara dubleks düşük frekans horlamayı, “2” numara dubleks yüksek frekans horlamayı, “3” numara tripleks horlamayı, “4” numara basit horlamayı, “5” numara öksürme sesini, boşlukta kalan kısımlar ise nefes verme sesini göstermektedir. Oluşan grafiğe bakıldığında, “1” numara için 1000 Hz altında, “2” numara için 2000 Hz altında, “3” numara için 1500 Hz altında, “4” numara için 500 Hz altında, “5” numara için 4000 Hz altında frekans yoğunluğu gözlemlenmektedir.



Şekil 4.7 Örnek spektrogram uygulaması

Spektral analizler sonucunda elde edilen ilk bulgulara dayanarak, SDD uygulaması için frekans aralıkları, tüm frekans bölgesini kapsayacak şekilde belirlenmiştir. Çizelge 4.2’de SDD uygulaması için belirlenen frekans aralıkları sunulmuştur.

Çizelge 4.2 SDD uygulaması için belirlenen frekans aralıkları

Bölge	Frekans Aralığı
A	1 Hz – 500 Hz
B	500 Hz – 1000 Hz
C	1000 Hz – 2000 Hz
D	2000 Hz – 8000 Hz

4.3. Dalgacık Analizi Sonucunda Elde Edilen Araştırma Bulguları

Çizelge 4.2’de sunulan frekans bölgeleri kullanılarak SDD uygulaması gerçekleştirilmiştir. Her bir ses türü için, belirlenen bu frekans bölgelerinde ayrı ayrı SDD uygulaması sonucunda elde edilen skalogramlar Ek 3,4,5,6,7,8’de sunulmuştur. Böylelikle, ses türlerine ait özneliklerin bulunduğu frekans bölgeleri görülmektedir.

Ek 3'te bulunan şekilde Basit Horlama için belirlenen tüm frekans aralıklarında SDD uygulaması sonucunda elde edilen skalogramlar sunulmuştur. Şekilde sırasıyla, basit horlama sinyali ve "D,C,B,A" frekans bölgelerine ait skalogramlar bulunmaktadır. Skalogramlar incelendiğinde, basit horlamanın sadece "A" bölgesinde ayırt edici öznitelik içerdiği görülmektedir.

Ek 4'te bulunan şekilde dubleks düşük frekans horlama için belirlenen tüm frekans aralıklarında SDD uygulaması sonucunda elde edilen skalogramlar sunulmuştur. Şekilde sırasıyla, dubleks düşük frekans horlama sinyali ve "D,C,B,A" frekans bölgelerine ait skalogramlar bulunmaktadır. Skalogramlar incelendiğinde, dubleks düşük frekans horlamanın "A" ve "B" bölgelerinde ayırt edici öznitelik içerdiği görülmektedir.

Ek 5'te bulunan şekilde dubleks yüksek frekans horlama için belirlenen tüm frekans aralıklarında SDD uygulaması sonucunda elde edilen skalogramlar sunulmuştur. Şekilde sırasıyla, dubleks yüksek frekans horlama sinyali ve "D,C,B,A" frekans bölgelerine ait skalogramlar bulunmaktadır. Skalogramlar incelendiğinde, dubleks yüksek frekans horlamanın "A" ve "C" bölgelerinde ayırt edici öznitelik içerdiği görülmektedir.

Ek 6'da bulunan şekilde tripleks horlama için belirlenen tüm frekans aralıklarında SDD uygulaması sonucunda elde edilen skalogramlar sunulmuştur. Şekilde sırasıyla, tripleks horlama sinyali ve "D,C,B,A" frekans bölgelerine ait skalogramlar bulunmaktadır. Skalogramlar incelendiğinde, tripleks horlamanın "A", "B" ve "C" bölgelerinde ayırt edici öznitelik içerdiği görülmektedir.

Ek 7'de bulunan şekilde nefes verme sesi için belirlenen tüm frekans aralıklarında SDD uygulaması sonucunda elde edilen skalogramlar sunulmuştur. Şekilde sırasıyla, nefes verme sesi sinyali ve "D,C,B,A" frekans bölgelerine ait skalogramlar bulunmaktadır. Skalogramlar incelendiğinde, nefes verme sesinin tüm frekans bölgelerinde ayırt edici öznitelik içerdiği görülmektedir.

Ek 8'de bulunan şekilde öksürme sesi için belirlenen tüm frekans aralıklarında SDD uygulaması sonucunda elde edilen skalogramlar sunulmuştur. Şekilde sırasıyla, öksürme sesi sinyali ve "D,C,B,A" frekans bölgelerine ait skalogramlar bulunmaktadır. Skalogramlar incelendiğinde, öksürme sesinin tüm frekans

bölgelerinde ayırt edici öznitelik içerdiği görülmektedir.

Sınıflandırılacak her bir sesin ayırt edici özelliklerinin bulunduğu frekans bölgeleri Çizelge 4.3'te sunulmuştur. Çizelgeye bakıldığında, sınıflandırılacak her sesin ayırt edici özniteliklerinin farklı frekans bölgelerinde bulunduğu görülmektedir. Ancak, öksürme sesinin temelinde bir nefes verme sesi olmasından dolayı, nefes verme sesi ile aynı frekans bölgesinde öznitelik içerdiği görülmüştür. SDD uygulaması sonucunda her bir frekans bölgesi için elde edilen katsayıların ortalama değerleri öznitelik olarak alınmış ve sınıflandırıcı eğitiminde kullanılmıştır.

Çizelge 4.3 Ses türlerinin özniteliklerinin elde edildiği frekans bölgeleri

Ses Türü	Bulunduğu Bölge
Nefes Verme	A, B, C, D
Basit Horlama	A
Dubleks Düşük Frekans Horlama	A, B
Dubleks Yüksek Frekans Horlama	A, C
Tripleks Horlama	A, B, C
Öksürme	A, B, C, D

5. SONUÇLAR

Bu çalışmada, nefes verme, basit horlama, dubleks düşük frekans horlama, dubleks yüksek frekans horlama, tripleks horlama ve öksürme sesi olmak üzere uyku esnasında çıkan altı farklı ses DVM kullanılarak sınıflandırılmıştır. Sınıflandırma işleminde, 390 bölüt içeren bir ses kaydı eğitim amacıyla ve 449 bölüt içeren farklı bir ses kaydı algoritma başarısının değerlendirilmesi amacıyla kullanılmıştır. Eğitim esnasında, "PCA" modu aktif halde tutulmuş ve "5 katmanlı çapraz doğrulama" işlemi gerçekleştirilmiştir. Böylelikle, eğitim başarılarının, sınıflandırma başarılarına yakın değerler çıktığı görülmüştür.

Çalışmada ilk olarak sadece dalga formu analizleri sonucunda elde edilen öznitelikler kullanılarak sınıflandırma işlemi gerçekleştirilmiştir. Sınıflandırıcının eğitim aşaması, kullanılan parametreler ve eğitimin başarısına ait "Classification Learner" uygulamasının ekran görüntüsü Ek 9'da sunulmuştur. Ekteki şekilde enerji, varyans, SKO ve ÖF'nundan elde edilen özniteliklerin kullanıldığı ve eğitim doğruluğunun %91,8 olduğu görülmektedir. Eğitilmiş sınıflandırıcı test edilmiş ve test sonucunda elde edilen özgüllük, hassasiyet, doğruluk ve PÖD değerleri Çizelge 5.1'de sunulmuştur. Çalışmanın başında öngörüldüğü gibi sadece dalga formu analizlerinden elde edilen öznitelikler kullanılarak sınıflandırma işlemi yapıldığında, hassasiyet ve PÖD değerlerinin oldukça düşük olduğu görülmektedir.

Çizelge 5.1 Algoritma başarısı (Dalga formu analizleri öznitelikleri)

Sesin Türü	Özgüllük	Hassasiyet	Doğruluk	PÖD
Nefes Verme	% 99.11	% 100	% 99.55	% 99.12
Basit Horlama	% 99.20	% 27.03	% 87.31	% 86.96
Dubleks Düşük Frekans Horlama	% 96.72	% 38.55	% 85.97	% 72.73
Dubleks Yüksek Frekans Horlama	% 77.65	% 60.00	% 77.06	% 8.49
Tripleks Horlama	% 99.28	% 86.67	% 98.44	% 86.67
Öksürme	% 96.49	% 22.73	% 92.87	% 25.00
Ortalama	% 94.74	% 55.83	% 90.20	% 63.16

Bir sonraki aşamada sadece dalgacık analizleri sonucunda elde edilen öznitelikler kullanılarak sınıflandırma işlemi gerçekleştirilmiştir. Sınıflandırıcının eğitim aşaması, kullanılan parametreler ve eğitimin başarısına ait “Classification Learner” uygulamasının ekran görüntüsü Ek 10’da sunulmuştur. Ekteki şekilde, “A, B, C ve D” bölgelerinde SDD uygulaması sonucu elde edilen özniteliklerin kullanıldığı ve eğitim doğruluğunun %97.4 olduğu görülmektedir. Eğitilmiş sınıflandırıcı test edilmiş ve test sonucunda elde edilen özgüllük, hassasiyet, doğruluk ve PÖD değerleri Çizelge 5.2’de sunulmuştur. Sadece dalgacık analizleri sonucunda elde edilen öznitelikler kullanılarak eğitilmiş sınıflandırıcının, sadece dalga formu analizleri sonucu elde edilen öznitelikler kullanılarak eğitilmiş sınıflandırıcıya göre çok daha yüksek bir başarı oranı ile sınıflandırma işlemini gerçekleştirdiği görülmüştür. Ancak, dubleks yüksek frekans horlama için ve öksürme sesi için sınıflandırıcı hassasiyetinin yine düşük olduğu görülmüştür.

Çizelge 5.2 Algoritma başarısı (Dalgacık analizleri öznitelikleri)

Sesin Türü	Özgüllük	Hassasiyet	Doğruluk	PÖD
Nefes Verme	% 97.77	% 100	% 98.89	% 97.83
Basit Horlama	% 96.27	% 93.24	% 95.77	% 83.13
Dubleks Düşük Frekans Horlama	% 98.63	% 69.88	% 93.32	% 92.06
Dubleks Yüksek Frekans Horlama	% 99.77	% 46.67	% 98.00	% 87.50
Tripleks Horlama	% 93.79	% 93.33	% 93.76	% 51.85
Öksürme	% 100	% 50	% 97.55	% 100
Ortalama	% 97.71	% 75.52	% 96.22	% 85.40

Bir sonraki aşamada dalga formu analizleri ve dalgacık analizleri sonucunda elde edilen öznitelikler birlikte kullanılarak sınıflandırma işlemi gerçekleştirilmiştir. Sınıflandırıcının eğitim aşaması, kullanılan parametreler ve eğitimin başarısına ait “Classification Learner” uygulamasının ekran görüntüsü Ek 11’de sunulmuştur. Ekteki şekilde enerji, varyans, SKO, ÖF ve “A, B, C, D” bölgelerinde SDD uygulaması sonucu elde edilen özniteliklerin kullanıldığı ve eğitim doğruluğunun

%97.4 olduğu görülmektedir. Eğitilmiş sınıflandırıcı test edilmiş ve test sonucunda elde edilen özgüllük, hassasiyet, doğruluk ve PÖD değerleri Çizelge 5.3'te sunulmuştur. Dalga formu analizleri ve dalgacık analizleri kullanılarak elde edilen öznitelikler birlikte kullanıldığında, sınıflandırıcı eğitim başarısının yaklaşık olarak aynı kaldığı görülmüştür. Tüm öznitelikler kullanıldığında, horlama türlerinin sınıflandırma başarısının arttığı gözlemlenmiştir. Ancak öksürme sesi için hassasiyet değeri düşüktür. Algoritma, bölüt içerisinde öksürme sesi mevcut olmadığında öksürme değil olarak sınıflandırma yaparken, bölüt içerisinde öksürme sesi mevcut olduğunda %50 hassasiyet ile sınıflandırma yapmıştır. Bunun nedeni, öksürme sesinin bir nefes verme sesi olması ve tüm frekans bölgelerinde öznitelik içermesidir. Dupleks yüksek frekans horlama için ve tripleks horlama için PÖD değeri düşüktür. Dupleks yüksek frekans horlamanın karakteristik olarak tripleks horlamaya oldukça yakın bir yapıya sahip olmasından dolayı bu değerler elde edilmiştir.

Çizelge 5.3 Algoritma başarısı (Dalga formu ve dalgacık analizleri öznitelikleri)

Sesin Türü	Özgüllük	Hassasiyet	Doğruluk	PÖD
Nefes Verme	% 99.11	% 100	% 99.55	% 99.12
Basit Horlama	% 97.87	% 83.78	% 95.55	% 88.57
Dupleks Düşük Frekans Horlama	% 96.99	% 75.90	% 93.10	% 85.14
Dupleks Yüksek Frekans Horlama	% 97.00	% 80.00	% 96.44	% 48.00
Tripleks Horlama	% 96.66	% 93.33	% 96.44	% 66.67
Öksürme	% 97.87	% 50	% 97.55	% 100
Ortalama	% 97.58	% 80.50	% 96.44	% 81.25

Bir sonraki aşamada dupleks horlama türleri birleştirilmiş, dalga formu analizleri ve dalgacık analizleri sonucunda elde edilen öznitelikler birlikte kullanılarak sınıflandırma işlemi gerçekleştirilmiştir. Böylelikle, dupleks yüksek frekans horlamanın ve tripleks horlamanın benzer karakteristiğinden kaynaklanan başarı düşüşünün olmaması hedeflenmiştir. Sınıflandırıcının eğitim aşaması, kullanılan

parametreler ve eğitimin başarısına ait “Classification Learner” uygulamasının ekran görüntüsü Ek 12’de sunulmuştur. Ekteki şekilde SKO ve “A, B, C, D” bölgelerinde SDD uygulaması sonucu elde edilen özniteliklerin kullanıldığı ve eğitim doğruluğunun %96.7 olduğu görülmektedir. Eğitilmiş sınıflandırıcı test edilmiş ve test sonucunda elde edilen özgüllük, hassasiyet, doğruluk ve PÖD değerleri Çizelge 5.4’te sunulmuştur. Dupleks horlama türleri birleştirildiğinde, sınıflandırıcı başarısının bir miktar daha arttığı görülmüştür.

Çizelge 5.4 Algoritma başarısı (Dupleks horlama türlerinin birleştirilmesi)

Sesin Türü	Özgüllük	Hassasiyet	Doğruluk	PÖD
Nefes Verme	% 99.11	%100	% 99.55	% 99.12
Basit Horlama	% 98.67	% 77.03	% 95.10	% 91.94
Dupleks Horlama	% 95.73	% 89.80	% 94.43	% 85.44
Tripleks Horlama	% 96.18	% 86.67	% 95.55	% 61.90
Öksürme	% 100	% 68.18	% 98.44	% 100
Ortalama	% 97.92	% 84.86	% 96.61	% 83.03

Sınıflandırma işleminin son aşamasında horlama türleri birleştirilmiş, sadece nefes verme, horlama ve öksürme sesleri sınıflandırılmıştır. Dalga formu analizleri ve dalgacık analizleri sonucunda elde edilen öznitelikler birlikte kullanılarak sınıflandırma işlemi gerçekleştirilmiştir. Sınıflandırıcının eğitim aşaması, kullanılan parametreler ve eğitimin başarısına ait “Classification Learner” uygulamasının ekran görüntüsü Ek 13’te sunulmuştur. Ekteki şekilde enerji, varyans, SKO, ÖF ve “A, B, C, D” bölgelerinde SDD uygulaması sonucu elde edilen özniteliklerin kullanıldığı ve eğitim doğruluğunun %100 olduğu görülmektedir. Eğitilmiş sınıflandırıcı test edilmiş ve test sonucunda %100 oranında özgüllük, hassasiyet, doğruluk ve PÖD değerleri elde edilmiştir.

6. TARTIŞMA VE ÖNERİLER

Literatürde uyku esnasında çıkan seslerin sınıflandırılması ile ilgili oldukça az sayıda çalışma bulunmaktadır. Bu çalışmaların büyük bir çoğunluğu ses kaydı içerisinde horlama tespiti üzerine yoğunlaşmıştır. Horlama tespiti amacıyla genellikle dalga formu analizleri yapılmış ve analiz sonuçlarına göre sınıflandırma işlemi gerçekleştirilmiştir. Bu tez çalışmasında, literatürden farklı olarak nefes vermenin, öksürmenin ve 3 farklı horlama türünün yüksek doğruluk oranıyla sınıflandırılması hedeflenmiştir. Bu hedef doğrultusunda dalga formu analizlerinden elde edilen öznitelikler ile beraber, zaman – frekans öznitelikleri de sınıflandırıcı eğitiminde kullanılmıştır. En ayırt edici özniteliklerin elde edilmesi amacıyla, zaman – frekans analizinin en iyi şekilde gerçekleştirilebileceği SDD yöntemi tercih edilmiştir. Elde edilen öznitelikler altı farklı ses türünün sınıflandırılmasında kullanılmıştır. Sınıflandırıcı olarak DVM kullanılmış ve farklı bir ses kaydı ile gerçekleştirilen test işleminde sınıflandırma doğruluk oranı %96.44 olarak elde edilmiştir. Ayrıca, bu çalışmada geliştirilen algoritma, ses kaydı üzerinden horlama tespiti yapacak şekilde tasarlanmıştır ve horlama tespitini %100 doğruluk oranı ile gerçekleştirmiştir. Böylelikle, literatürdeki horlama tespiti konusundaki bir çok çalışmaya [13, 14, 16] göre çok daha yüksek başarı oranına sahip olan ve çoklu sınıflandırma işlemi gerçekleştiren diğer çalışmalardan [2, 6] farklı olarak horlama türlerini sınıflandırabilen bir karar destek algoritması geliştirilmiştir.

Geliştirilen ABF, bütün bir ses kaydını, %100 başarı oranı ile her bir bölütte tek çeşit ses olacak şekilde bölütlere ayırmıştır. Uyku esnasında alınan bir ses kaydının hızlı, efektif ve doğru şekilde bölütlere ayrılmasını sağlayan yeni bir yöntem sunulmuştur.

Bu tez çalışmasının gerçekleştirilmesi için, açık erişimli herhangi bir uyku sesi kaydı veri tabanı bulunamamıştır. İnternet ortamında kısıtlı miktarda bulunan açık erişimli ses kayıtları ve kendi imkanlarımızla elde edilen ses kayıtları kullanılmıştır. Bu ses kayıtları farklı kişiler tarafından, farklı kayıt cihazları ile elde edilmiştir. Ayrıca, bu kayıtlar belirli bir standart dahilinde elde edilmediğinden dolayı, çeşitli gürültüler içermektedir. Bu hususa ilaveten kayıt mesafesinden kaynaklanan kazanç farklılıkları ortaya çıkmaktadır. Bu çalışmada sunulan algoritma, alınan ses

kayıtlarının belirlenmiş standartlar dahilinde elde edilmesi ile geliştirilebilir. Böylelikle, özneliklerin elde edilmesi esnasında, gürültülerden ve kazanç farklılıklarından kaynaklanan hataların önüne geçilebilir. Ayrıca, alınan ses kayıtlarının skorlama işlemi Li-Ang Lee 2012'nin gerçekleştirdiği çalışma baz alınarak gerçekleştirilmiştir [22]. Skorlama işleminin uzman hekim tarafından gerçekleştirilmesi ile hatalı skorlama yapılmasının önüne geçilebilir. İleride gerçekleştirilebilecek bir çalışmada, standardize edilmiş ses kayıtları ile uyku sesi veri tabanı oluşturulabilir. Bu veri tabanında bulunan seslerin skorlama işlemi uzman hekimler tarafından gerçekleştirilebilir. Böylelikle, gerçekleştirilecek çalışmaların başarı yüzdeleri önemli ölçüde arttırılabilir.

Ülkemizde uyku esnasında çıkan seslerin otomatik sınıflandırılması konusunda kısıtlı sayıda çalışma mevcuttur. Özellikle çoklu sınıflandırma işlemi ile ilgili bir çalışmaya rastlanılmamıştır. Bu çalışmada sunulan yöntemler ve geliştirilen algoritma, ileride gerçekleştirilecek çalışmalara ışık tutacak niteliktedir. Sunulan yöntemler ve geliştirilen algoritma kullanılarak, PSG ile senkronize çalışan ve uzman doktora uyku esnasındaki sesler hakkında fikir verebilecek karar destek mekanizması içeren modüller tasarlanabilir. Hastanın kendi uyku ortamında ses kaydı almasını ve analiz etmesini sağlayacak sistemler tasarlanabilir. Teknolojik gelişimin en hızlı olduğu cep telefonları için bu algoritma uyarlanabilir.

Sunulan karar destek mekanizmasının en büyük avantajı ise, tekrarlanabilirliğinin ve başarı yüzdesinin yüksek olmasıdır. Böylelikle, bu algoritma uzman doktora hem zaman kazandırabilir, hem de teşhis koymasında yardımcı bir parametre sunabilir. Ayrıca, horlama türlerindeki frekans özelliklerinin titreşen farklı dokulardan ortaya çıktığı düşünüldüğünde, ileride gerçekleştirilecek çalışmalar ile titreşen dokular kesin olarak tespit edilebilir. Bu çalışmanın bu yönde geliştirilmesi ile uzman doktorun uygun tedavi yöntemine karar vermesi kolaylaştırılabilir.

KAYNAKLAR LİSTESİ

- [1] DOUKAS, Charalampos, ve ark., Automated sleep breath disorders detection utilizing patient sound analysis. *Biomedical Signal Processing and Control*. 7(3): s. 256-264. 2012
- [2] DAFNA, Eliran, TARASIUK, Ariel, ve ZIGEL, Yaniv, Automatic Detection of Whole Night Snoring Events Using Non-Contact Microphone. *PLoS ONE*. 8(12): s. e84139. 2013
- [3] COUNTER, Paulve WILSON, Janet A., The management of simple snoring. *Sleep Medicine Reviews*. 8(6): s. 433-441. 2004
- [4] IBER, Conrad, Respiratory Rules. The AASM manual for the scoring of sleep and associated events: rules, terminology and technical specifications. s. 45-50. 2007
- [5] JONES, T. M., Acoustic analysis of snoring before and after palatal surgery. *European Respiratory Journal*. 25(6): s. 1044-1049. 2005
- [6] ALSHAER, Hisham, ve ark. Subject independent identification of breath sounds components using multiple classifiers. in *Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2014 IEEE International Conference on*. 2014. IEEE.
- [7] FIZ, J. A., ve ark., Acoustic analysis of snoring sound in patients with simple snoring and obstructive sleep apnoea. *European Respiratory Journal*. 9(11): s. 2365-2370. 1996
- [8] DELLER, John R, HANSEN, John HL, ve PROAKIS, John G, *Discrete-Time Processing of Speech Signals* IEEE Press. Seconded. 2000
- [9] WILSON, Kent, ve ark., The snoring spectrum: acoustic assessment of snoring sound intensity in 1,139 individuals undergoing polysomnography. *CHEST Journal*. 115(3): s. 762-770. 1999
- [10] JANÉ, R, ve ark. Automatic snoring signal analysis in sleep studies. in *Engineering in medicine and biology society, 2003. Proceedings of the 25th annual international conference of the IEEE*. 2003. IEEE.
- [11] JONES, TM, ve ark., Acoustic analysis of snoring before and after palatal surgery. *European Respiratory Journal*. 25(6): s. 1044-1049. 2005
- [12] DUCKITT, W. D., TUOMI, S. K., ve NIESLER, T. R., Automatic detection, segmentation and assessment of snoring from ambient acoustic data. *Physiological Measurement*. 27(10): s. 1047-1056. 2006
- [13] CAVUSOGLU, M., ve ark., An efficient method for snore/nonsnore classification of sleep sounds. *Physiological Measurement*. 28(8): s. 841-853. 2007
- [14] KARUNAJEEWA, Asela S, ABEYRATNE, Udantha R, ve HUKINS, Craig, Silence–breathing–snore classification from snore-related sounds.

- Physiological Measurement. 29(2): s. 227. 2008
- [15] PEVERNAGIE, D., AARTS, R. M., ve DE MEYER, M., The acoustics of snoring. *Sleep Med Rev.* 14(2): s. 131-44. 2010
- [16] AZARBARZIN, Alive MOUSSAVI, Zahra MK, Automatic and unsupervised snore sound extraction from respiratory sound signals. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering.* 58(5): s. 1156-1162. 2011
- [17] ALENCAR, Adriano M., ve ark., Dynamics of snoring sounds and its connection with obstructive sleep apnea. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications.* 392(1): s. 271-277. 2013
- [18] QIAN, Kun, ve ark., Classification of the Excitation Location of Snore Sounds in the Upper Airway by Acoustic Multifeature Analysis. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering.* 64(8): s. 1731-1741. 2017
- [19] EROĞUL, Osman, Konuşma Sinyallerinin Zaman Ölçeği ve Ses Tonunun Dalgacık Dönüşümüne Dayalı Olarak Çok Çözünürlüklü Değiştirilmesi. Doktora Tezi, Ankara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektronik Mühendisliği A.B.D. Ankara. 1997
- [20] ERDAMAR, Aykut, Uyku Apnesinin Öngörülmesi ve Dil Kasının Uyarılması İçin Model Geliştirilmesi. Doktora Tezi, Hacettepe Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Biyomühendislik A.B.D. Ankara. 2007
- [21] QIAN, Kun, ve ark., Automatic detection, segmentation and classification of snore related signals from overnight audio recording. *IET Signal Processing.* 9(1): s. 21-29. 2015
- [22] LEE, Li-Ang, ve ark., Energy types of snoring sounds in patients with obstructive sleep apnea syndrome: a preliminary observation. *PLoS One.* 7(12): s. e53481. 2012
- [23] LUMB, Andrew B, Nunn's Applied Respiratory Physiology eBook. 2016: Elsevier Health Sciences.
- [24] <http://tunahanhelvacı.weebly.com>, 24 Ağustos 2016.
- [25] GRAY, Henry, Anatomy of the human body. 1918: Lea & Febiger.
- [26] CARSKADON, Mary Ave DEMENT, William C, Normal human sleep: an overview. *Principles and practice of sleep medicine.* 4: s. 13-23. 2005
- [27] İnternet: Breathing, Britannica Online Ansiklopedisi. <https://www.britannica.com/science/breathing>, 24 Ağustos 2017.
- [28] İnternet: Cough, 2016, Britannica Online Ansiklopedisi. <https://www.britannica.com/science/cough>, 24 Ağustos 2017.
- [29] İnternet: Snoring, 2014, Britannica Online Ansiklopedisi. <https://www.britannica.com/science/snoring>, 24 Ağustos 2017.
- [30] <https://www.news-medical.net> 24 Ağustos 2017.

- [31] YU, J-F, CHEN, Y-S, ve LI, H-Y, The characteristics of snoring at pharyngeal anatomy in natural sleep: snoring duration. *Journal of Mechanics*. 28(1): s. 91-95. 2012
- [32] RANGAYYAN, Rangaraj M, *Biomedical signal analysis*. Vol. 33. 2015: John Wiley & Sons.
- [33] PROAKIS, John Gve MANOLAKIS, Dimitris G, *Digital signal processing 3 rd edition*, 1996, Prentice Hall. PROAKIS, John Gve MANOLAKIS, Dimitris G Adress.
- [34] AKŞAHİN, Mehmet Feyzi, *Uyku Apnesi Türlerinin Sınıflandırılması*. Doktora Tezi, Başkent Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektrik Elektronik Mühendisliği A.B.D. Ankara. 2010
- [35] LIN, Chun, *A Tutorial of the Wavelet Transform*. s. 72. 2010
- [36] MISITI, Michel, ve ark., *Wavelet toolbox*. The MathWorks Inc., Natick, MA. 15: s. 21. 1996
- [37] *Matlab 2015b Help, Time-Frequency Analysis of Modulated Signals*.
- [38] OBERLIN, Thomas, MEIGNEN, Sylvain, ve PERRIER, Valerie, *Synchrosqueezing transform, reassignment and ridge analysis*. 2012
- [39] THAKUR, Gaurav, ve ark., *The synchrosqueezing algorithm for time-varying spectral analysis: Robustness properties and new paleoclimate applications*. *Signal Processing*. 93(5): s. 1079-1094. 2013
- [40] AYHAN, Sevgive ERDOĞMUŞ, Şenol, *Destek vektör makineleriyle sınıflandırma problemlerinin çözümü için çekirdek fonksiyonu seçimi*. *Eskişehir Osmangazi Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*. 9(1). 2014
- [41] BAZZANI, Armando , ve ark., *An SVM Classifier to seperate false signals from microcalcifications in digital mammograms*. 2001
- [42] SARIKAYA, Başak, *Lung Mass Classification Using Wavelets and Support Vector Machines*. Yüksek Lisans Tezi, Bahçeşehir Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Bilgisayar Mühendisliği A.B.D. İstanbul. 2009
- [43] JOLLIFFE, Ian Tve CADIMA, Jorge, *Principal component analysis: a review and recent developments*. *Phil. Trans. R. Soc. A*. 374(2065): s. 20150202. 2016

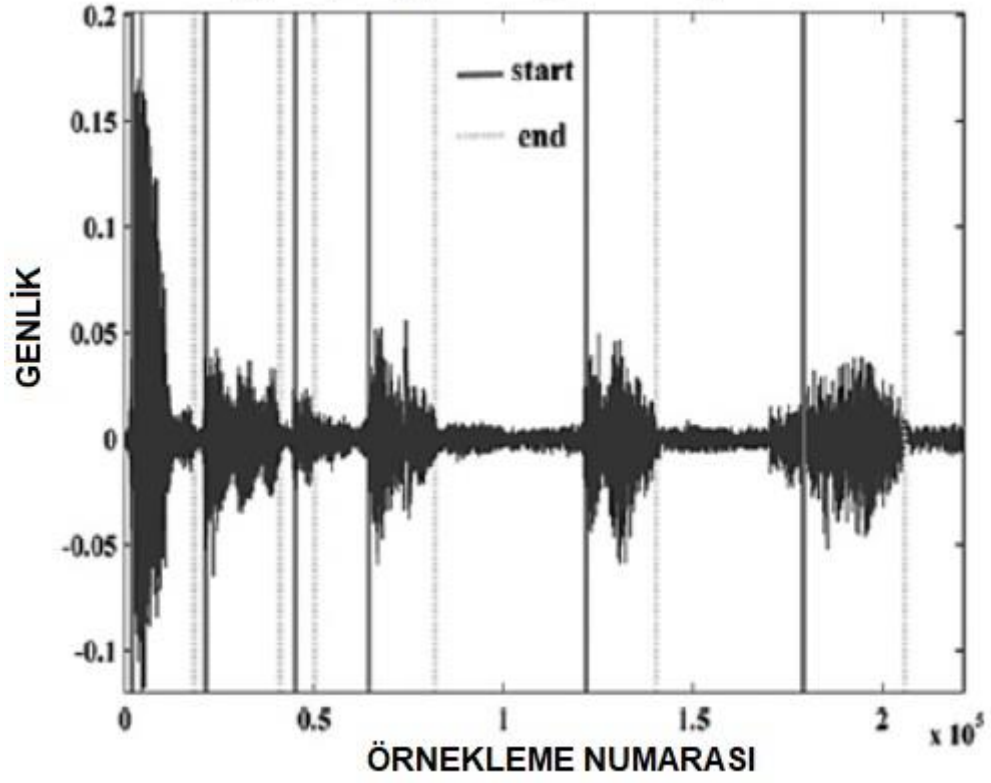
EKLER

EKLER LİSTESİ

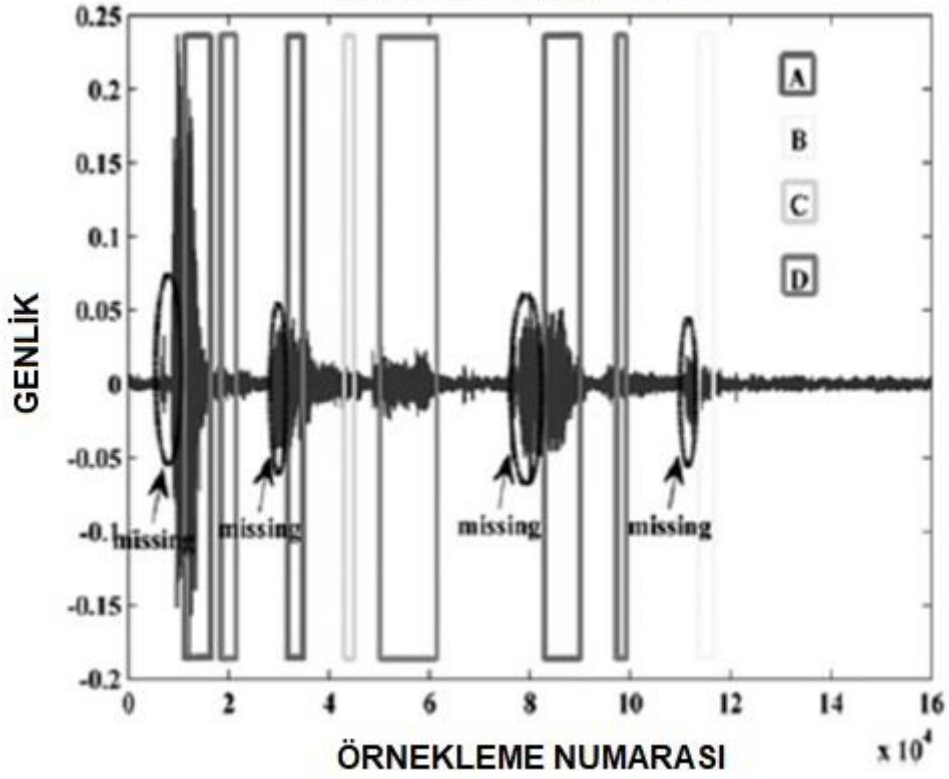
EK 1	Literatürdeki ABF örneği [21].	57
EK 2	Örnek uyku sesi kaydı için dalga formu analizleri	58
EK 3	Basit horlama için elde edilen skalogram.....	59
EK 4	Dubleks düşük frekans horlama için elde edilen skalogram	60
EK 5	Dubleks yüksek frekans horlama için elde edilen skalogram.....	61
EK 6	Tripleks horlama için elde edilen skalogram	62
EK 7	Nefes verme sesi için elde edilen skalogram.....	63
EK 8	Öksürme sesi için elde edilen skalogram.....	64
EK 9	Dalga formu analizlerinden elde edilen öznitelikler ile DVM eğitimi	65
EK 10	Dalgacık analizlerinden elde edilen öznitelikler ile DVM eğitimi.....	66
EK 11	Tüm öznitelikler kullanılarak DVM eğitimi	67
EK 12	Dubleks horlama türlerinin birleştirildiği DVM eğitimi	68
EK 13	Nefes verme / horlama / öksürme sınıflandırılması için DVM eğitimi	69

EK 1 Literatürdeki ABF örneği [21].

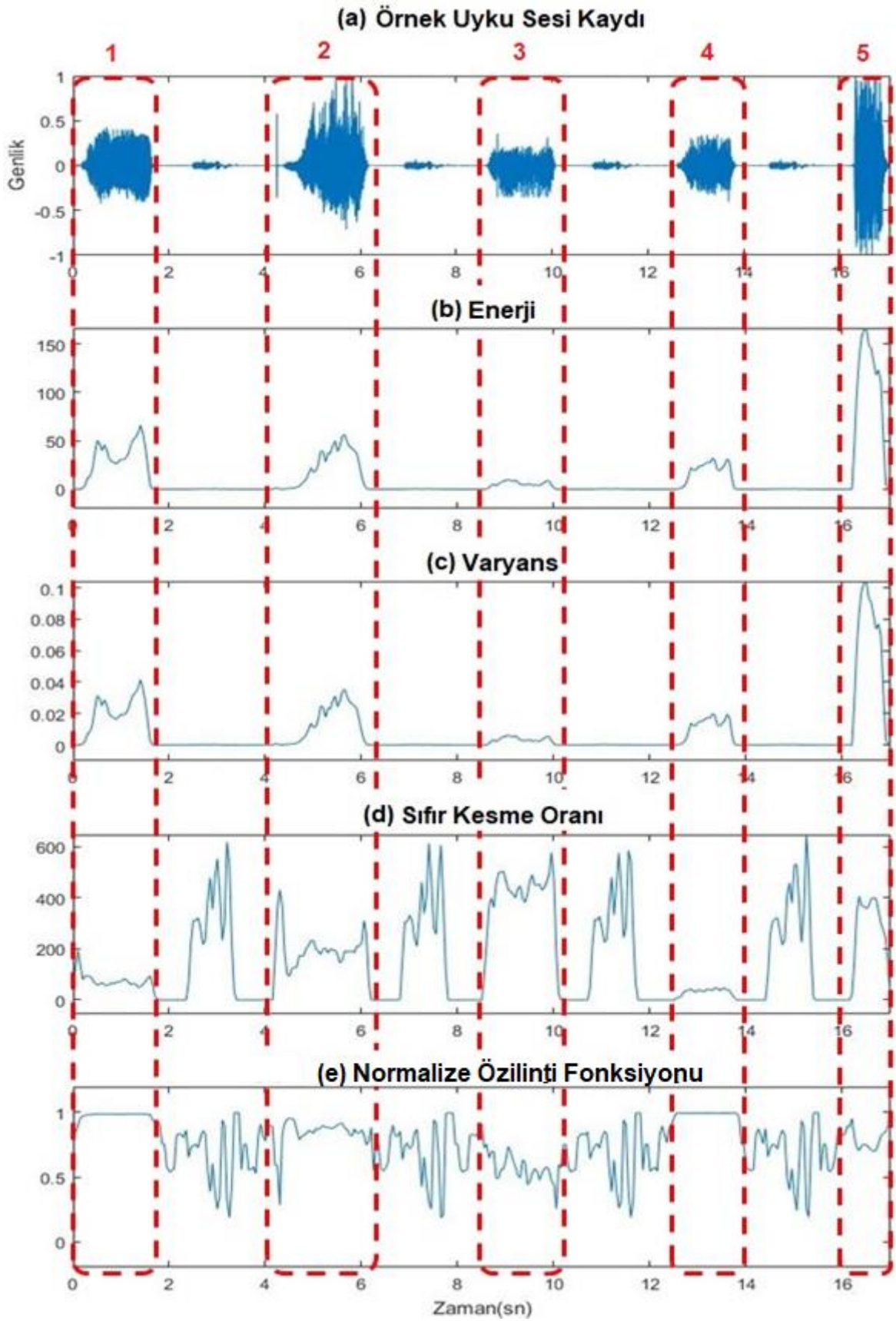
(a) Başlangıç ve Bitiş Noktası İşaretlenmesi



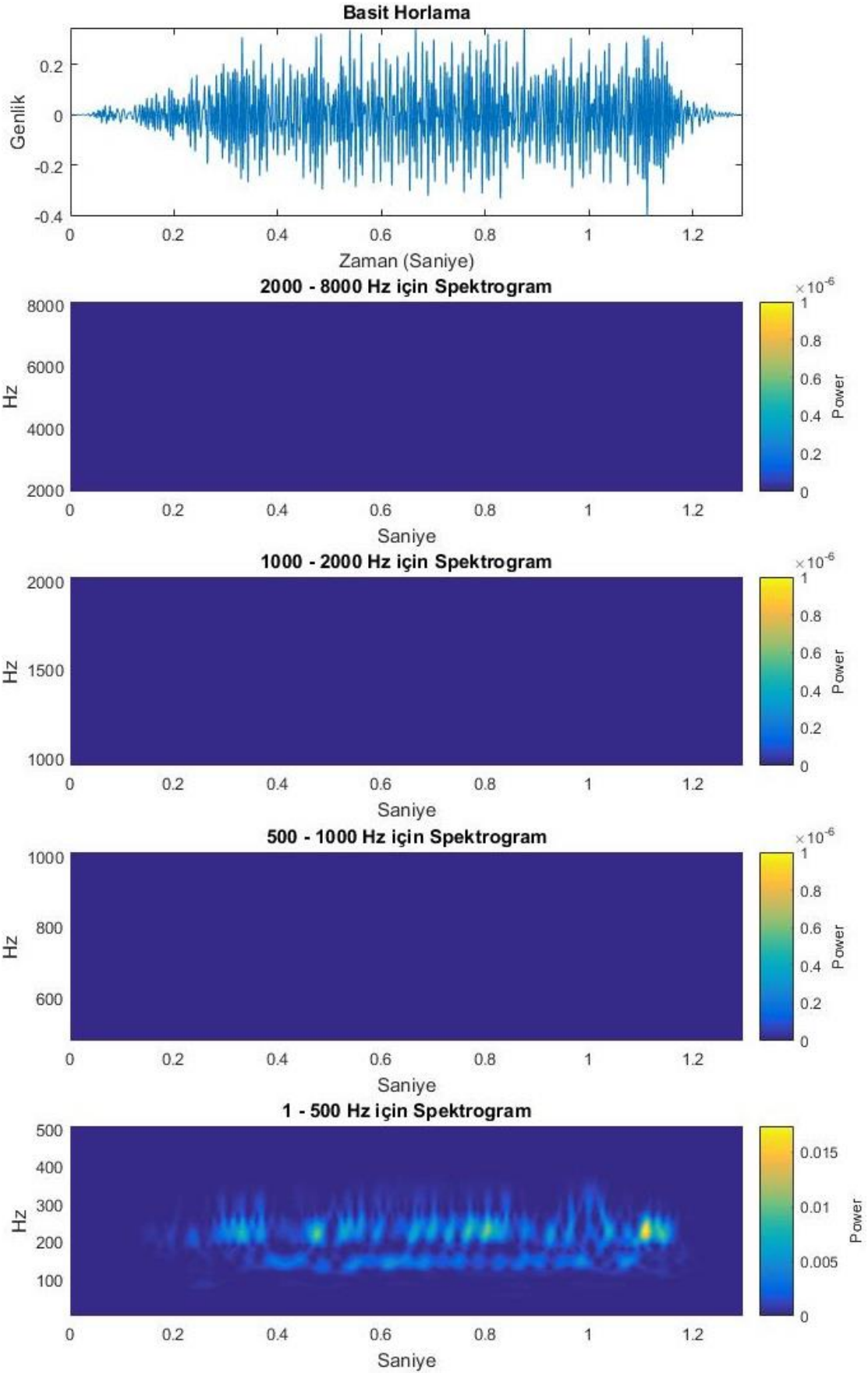
(b) Oluşan Kayıp Bölgeler



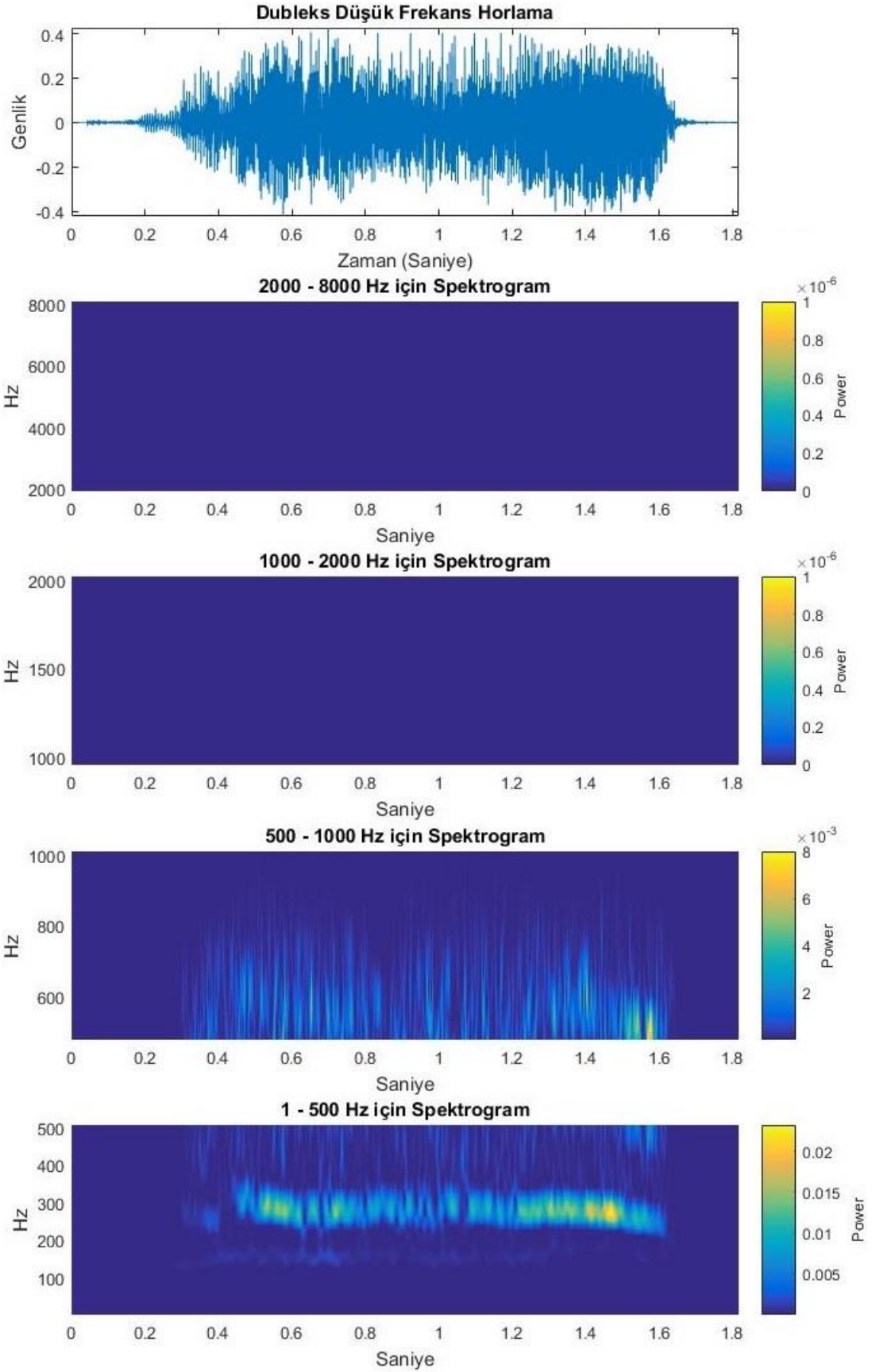
EK 2 Örnek uyku sesi kaydı için dalga formu analizleri



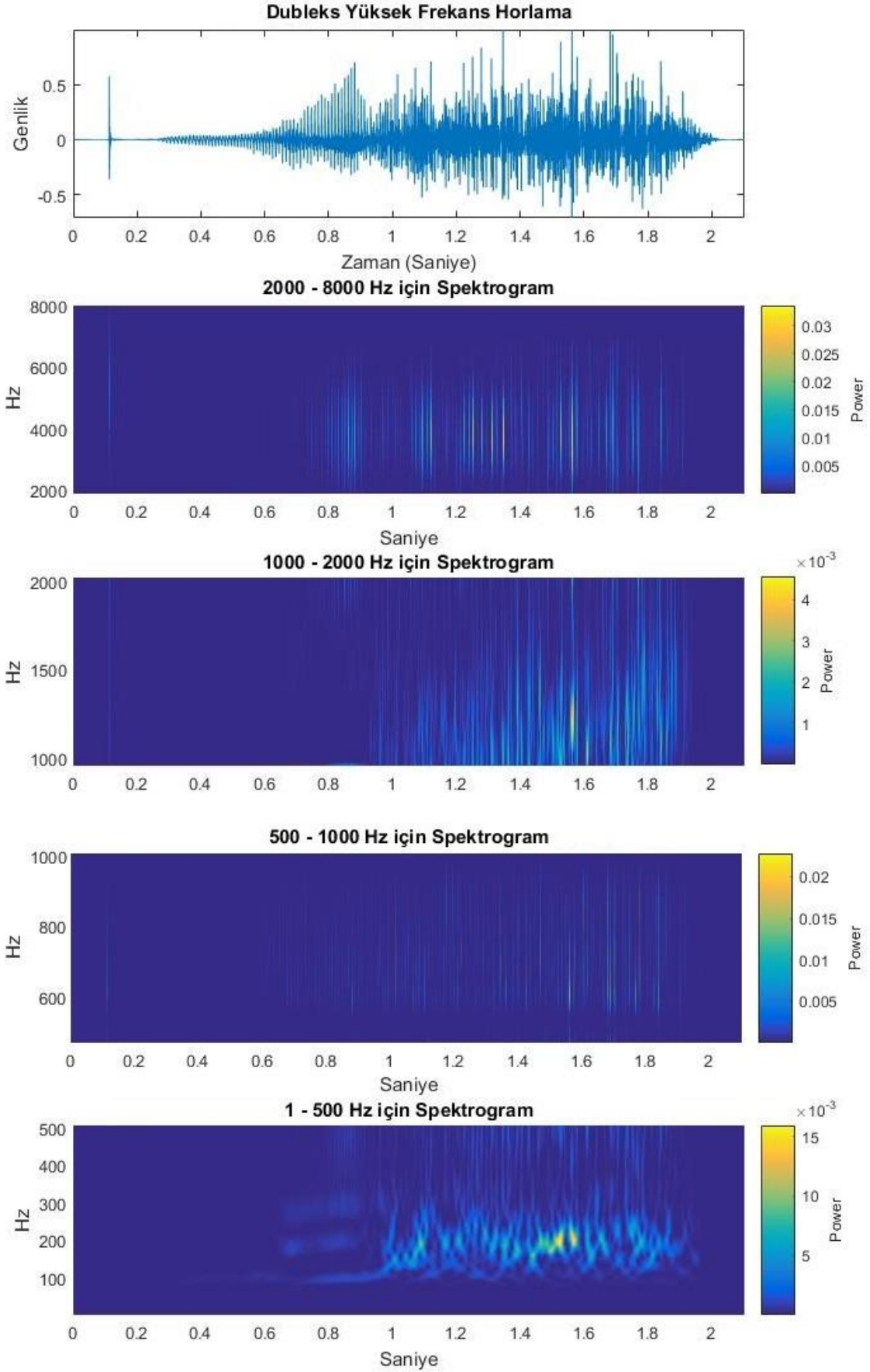
EK 3 Basit horlama için elde edilen skalogram



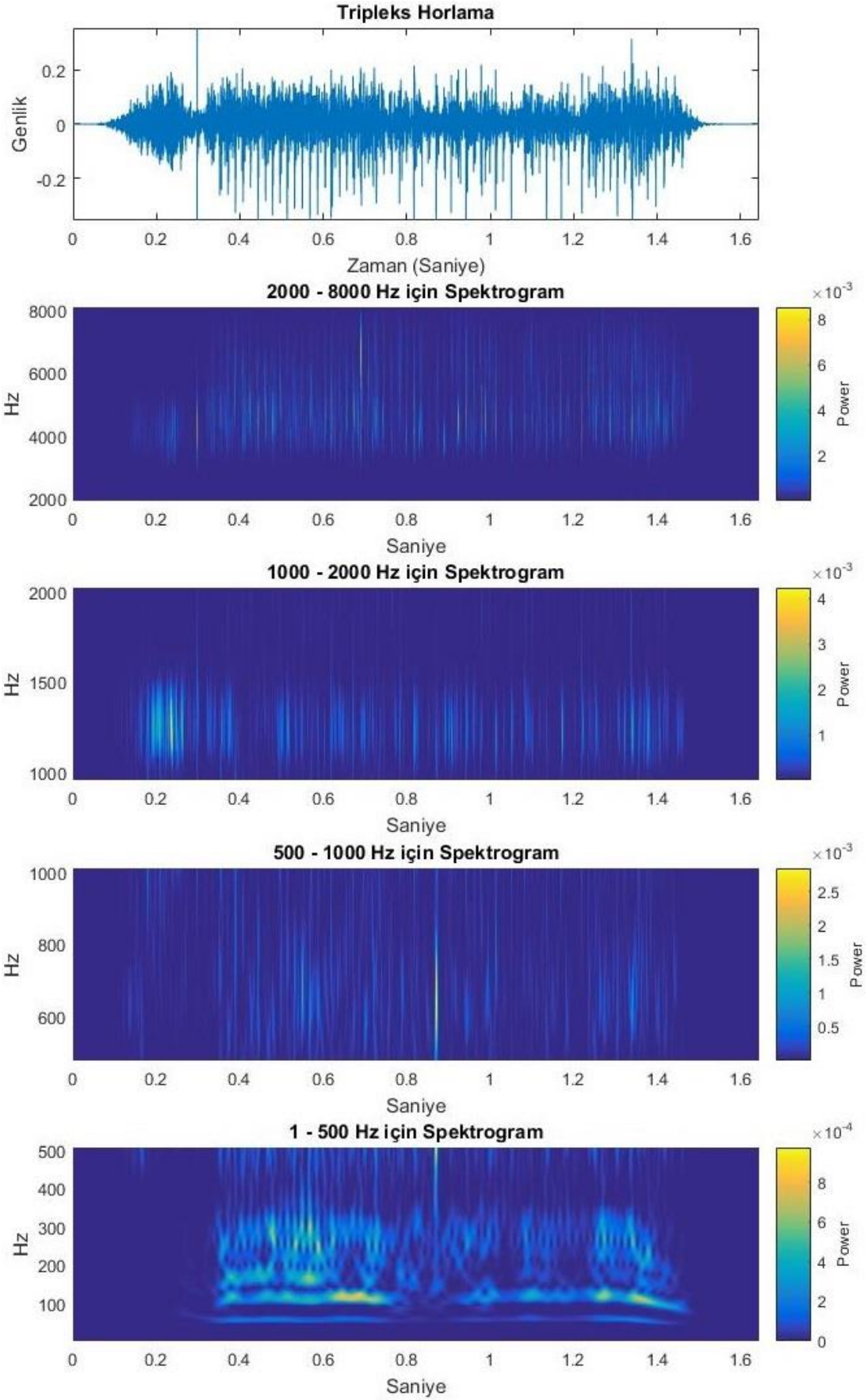
EK 4 Dupleks düşük frekans horlama için elde edilen skalogram



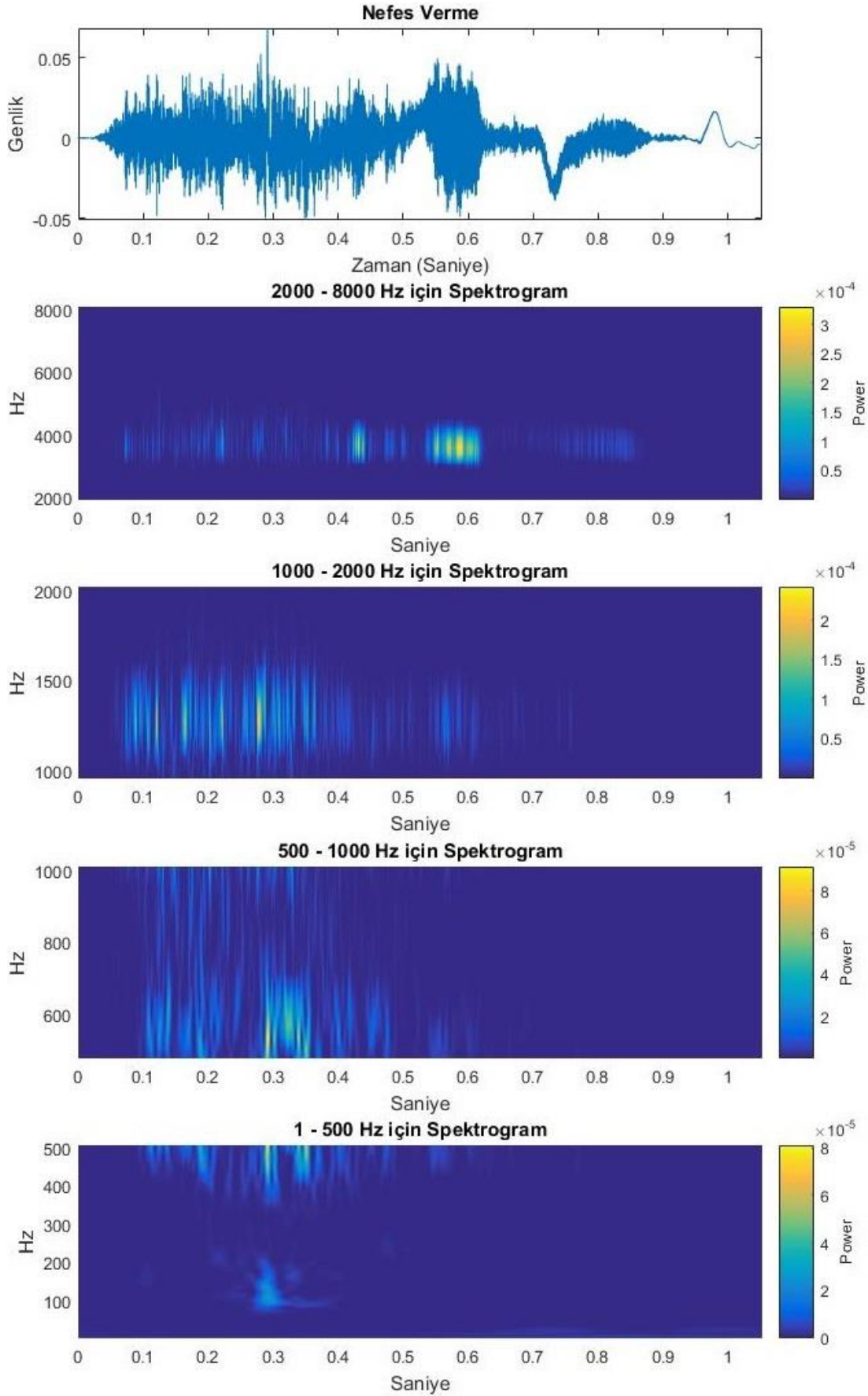
EK 5 Dupleks yüksek frekans horlama için elde edilen skalogram



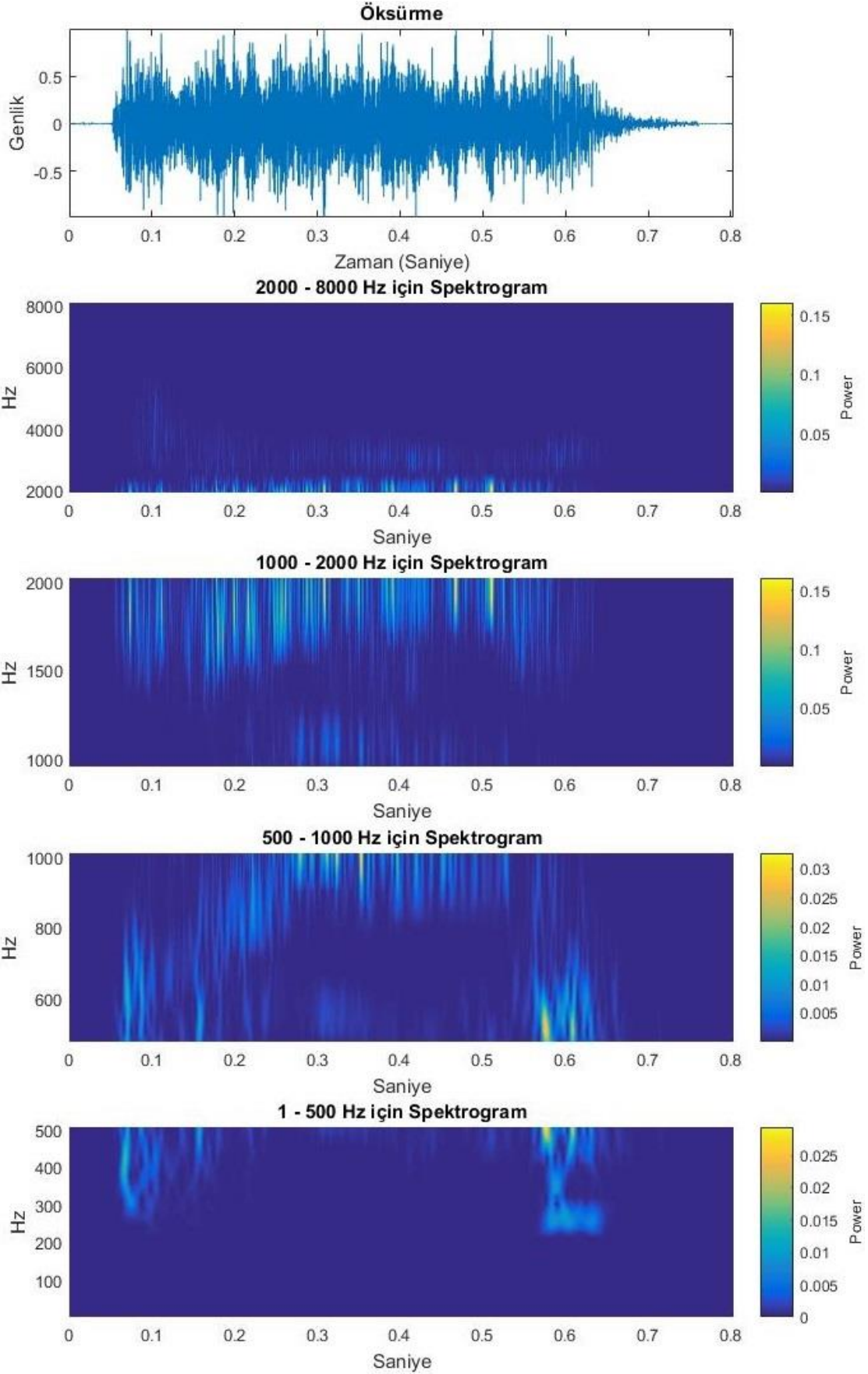
EK 6 Tripleks horlama için elde edilen skalogram



EK 7 Nefes verme sesi için elde edilen skalogram



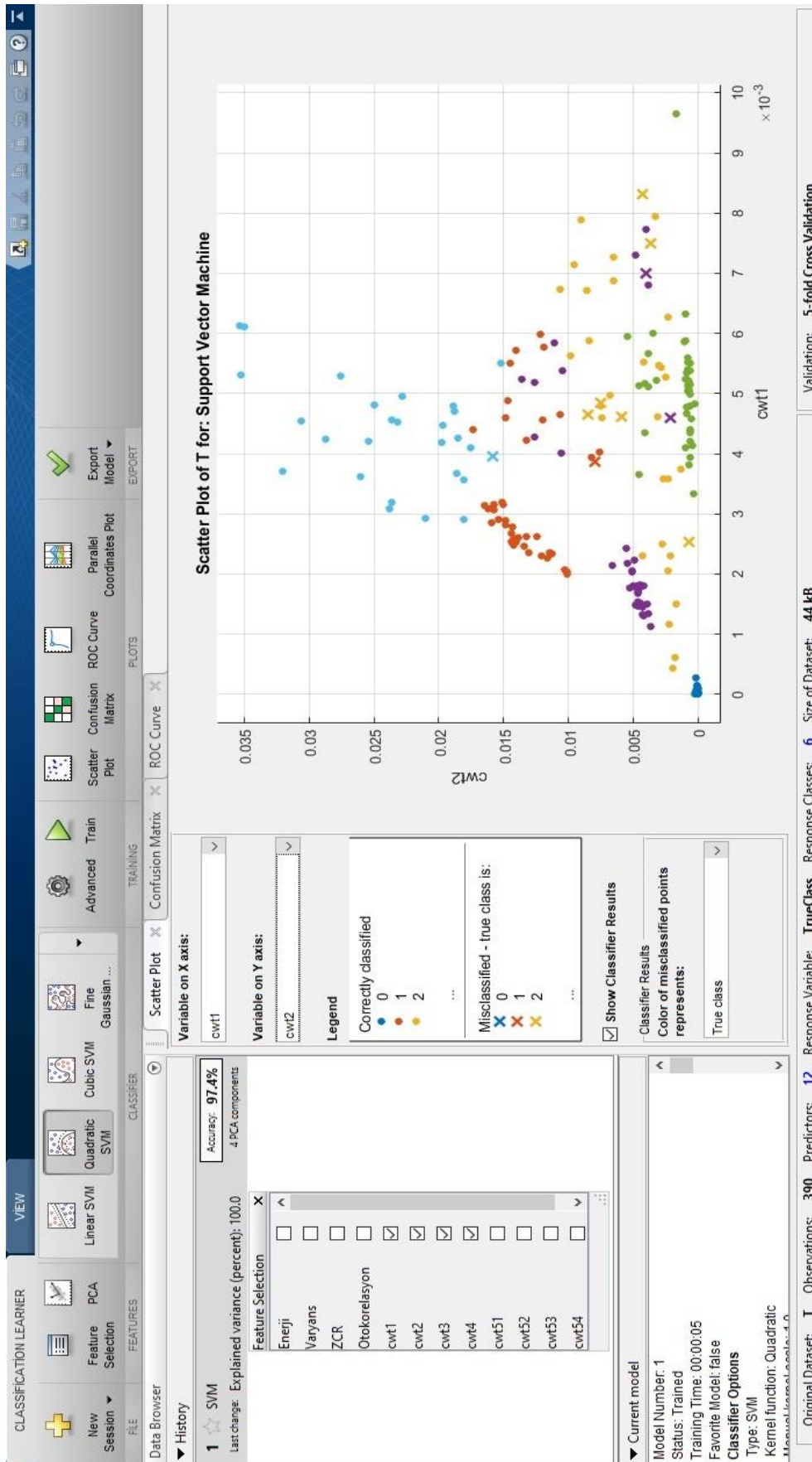
EK 8 Öksürme sesi için elde edilen skalogram



EK 9 Dalga formu analizlerinden elde edilen öznitelikler ile DVM eğitimi



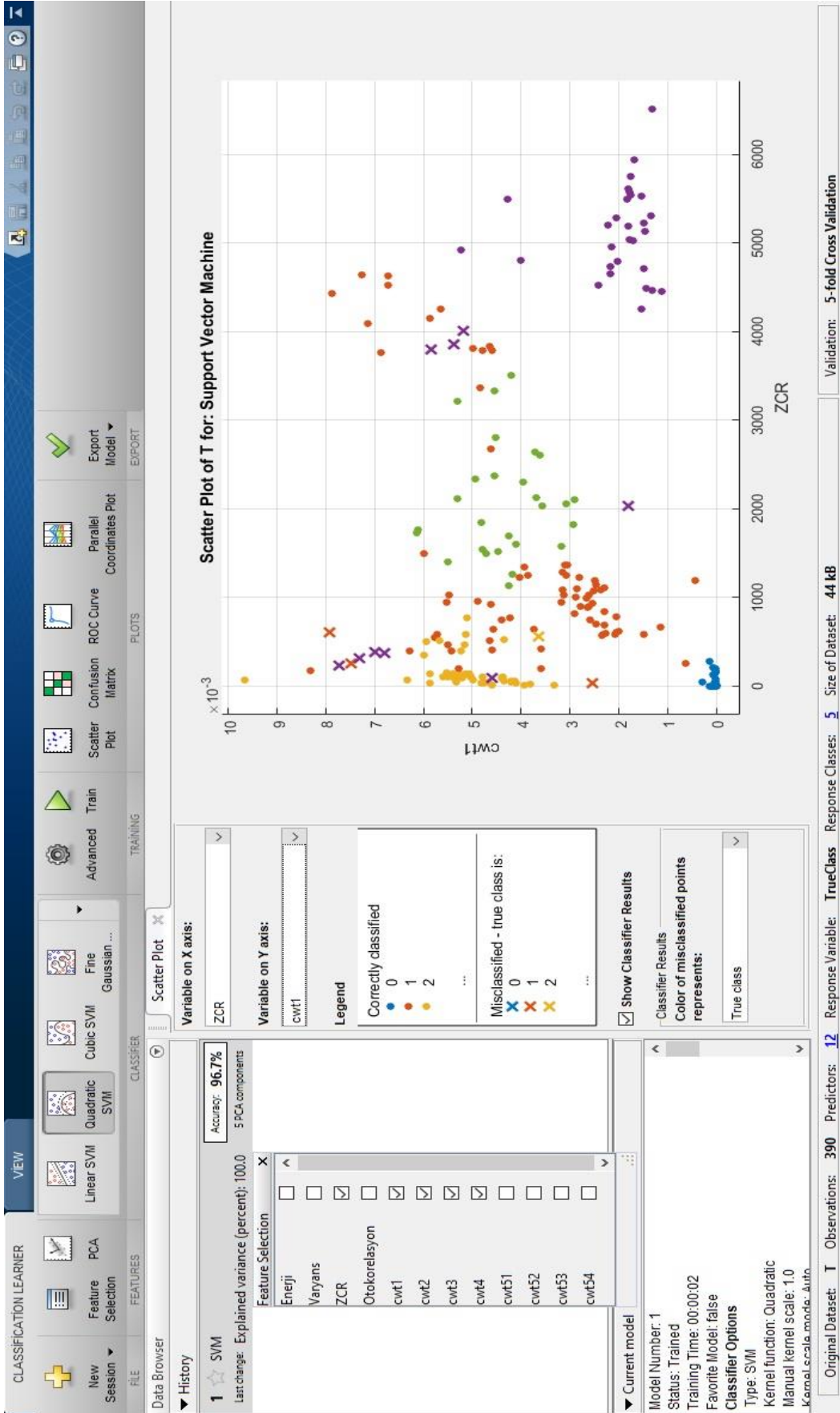
EK 10 Dalgacık analizlerinden elde edilen öznitelikler ile DVM eğitimi



EK 11 Tüm öz nitelikler kullanılarak DVM eğitimi



EK 12 Dupleks horlama türlerinin birleştirildiği DVM eğitimi



EK 13 Nefes verme / horlama / öksürme sınıflandırılması için DVM eğitimi

