

**BAŐKENT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
BİYOMEDİKAL MÜHENDİSLİĐİ ANABİLİM DALI
BİYOMEDİKAL MÜHENDİSLİĐİ DOKTORA PROGRAMI**

**TIKAYICI UYKU APNESİNİN KONUŐMA SESLERİNİN DOĐRUSAL
OLMAYAN ZAMAN SERİSİ ANALİZLERİ VE AKILLI KARAR
VERME YÖNTEMLERİ İLE TESPİTİ**

HAZIRLAYAN

TUĐE KANTAR UĐUR

DOKTORA TEZİ

ANKARA – 2023

**BAŐKENT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
BİYOMEDİKAL MÜHENDİSLİĐİ ANABİLİM DALI
BİYOMEDİKAL MÜHENDİSLİĐİ DOKTORA PROGRAMI**

**TIKAYICI UYKU APNESİNİN KONUŐMA SESLERİNİN DOĐRUSAL
OLMAYAN ZAMAN SERİSİ ANALİZLERİ VE AKILLI KARAR
VERME YÖNTEMLERİ İLE TESPİTİ**

HAZIRLAYAN

TUĐÇE KANTAR UĐUR

DOKTORA TEZİ

TEZ DANIŐMANI

DOĐ. DR. DERYA YILMAZ

TEZ ORTAK DANIŐMANI

DOĐ. DR. METİN YILDIZ

ANKARA – 2023

BAŞKENT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

Biyomedikal Mühendisliği Anabilim Dalı Biyomedikal Mühendisliği Doktora Programı çerçevesinde Tuğçe Kantar Uğur tarafından hazırlanan bu çalışma, aşağıdaki jüri tarafından Doktora Tezi olarak kabul edilmiştir.

Tez Savunma Tarihi: 17 / 10 / 2023

Tez Adı: Tıkayıcı Uyku Apnesinin Konuşma Seslerinin Doğrusal Olmayan Zaman Serisi Analizleri ve Akıllı Karar Verme Yöntemleri ile Tespiti

Tez Jüri Üyeleri (Unvanı, Adı - Soyadı, Kurumu)	İmza
Doç. Dr. Derya YILMAZ – Gazi Üniversitesi (Danışman)
Prof. Dr. Ziya TELATAR – Başkent Üniversitesi (Başkan)
Prof. Dr. Kerim DEMİRBAŞ – Başkent Üniversitesi
Doç. Dr. Mehmet Feyzi AKŞAHİN – Gazi Üniversitesi
Dr. Öğr. Üyesi Eda AKMAN AYDIN – Gazi Üniversitesi

ONAY

Prof. Dr. Faruk ELALDI
Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürü
Tarih: ... / ... / 2023

BAŐKENT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
DOKTORA TEZ ÇALIŐMASI ORİJİNALLİK RAPORU

Tarih: 25/11/2023

Öğrencinin Adı, Soyadı: Tuğçe Kantar Uğur

Öğrencinin Numarası: 21620161

Anabilim Dalı: Biyomedikal Mühendisliđi Anabilim Dalı

Programı: Biyomedikal Mühendisliđi Doktora Programı

Danışmanın Unvanı/Adı, Soyadı: Doç. Dr. Derya YILMAZ

Tez Başlıđı: Tıkayıcı Uyku Apnesinin Konuşma Seslerinin Doğrusal Olmayan Zaman Serisi Analizleri ve Akıllı Karar Verme Yöntemleri ile Tespiti

Yukarıda başlıđı belirtilen Doktora tez çalışmamın; Giriş, Ana Bölümler ve Sonuç Bölümünden oluşan, toplam 79 sayfalık kısmına ilişkin, 25/11/2023 tarihinde tez danışmanım tarafından Turnitin adlı intihal tespit programından aşağıda belirtilen filtrelemeler uygulanarak alınmış olan orijinallik raporuna göre, tezimin benzerlik oranı % 6'dır. 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 Esaslarını” inceledim ve bu uygulama esaslarında belirtilen azami benzerlik oranlarına tez çalışmamın herhangi bir intihal içermediđini; aksinin tespit edileceđi muhtemel durumda doğabilecek her türlü hukuki sorumluluđu kabul ettiđimi ve yukarıda vermiş olduğum bilgilerin doğru olduğunu beyan ederim.

Öğrenci İmzası:

ONAY

Tarih: 25/11/2023

Öğrenci Danışmanı

Doç. Dr. Derya YILMAZ

TEŞEKKÜR

Tez çalışmalarım süresince bana yol gösteren, akademik gelişimim için her türlü desteği sağlayan ve bilgilerini benimle paylaşmaktan çekinmeyen danışman hocam Sayın Doç. Dr. Derya Yılmaz'a ve eş danışmanım Sayın Doç. Dr. Metin Yıldız'a en derin şükranlarımı ve teşekkürlerimi sunarım.

Tez izleme komitemde ve tez savunma jürimde yer alarak görüşleri ve yapıcı eleştirileri ile araştırmanın şekillenmesini sağlayan tüm değerli hocalarıma katkılarından dolayı teşekkür ederim.

Akademik hayatımda her zaman yol gösterici olan, önerilerini ve desteğini hiçbir zaman esirgemeyen, bana her zaman güvenen ve inanan çok değerli hocam Sayın Prof. Dr. Faruk Elaldı'ya teşekkürlerimi sunarım.

Bu tez çalışması TÜBİTAK tarafından desteklenen 121E496 numaralı proje kapsamında gerçekleşmiştir. Araştırmalarımda katkı sağlayan TÜBİTAK'a teşekkür ederim.

Veri kümesinin oluşturulması sırasında her zaman yardımcı olan Gülhane Eğitim ve Araştırma Hastanesi Psikiyatri bölümü öğretim üyesi Sayın Prof. Dr. Sinan Yetkin'e ve birlikte çalıştığı uyku merkezi kliniğindeki ekibine teşekkürlerimi sunarım.

Çalışma hayatıma başladığım günden bu yana ilgi ve destekleri ile her zaman yanımda olan, bu sürecin daha kolay bir şekilde geçmesi için ellerinden geleni yapan çok kıymetli çalışma arkadaşlarıma en içten sevgi ve teşekkürlerimi sunarım.

Çok değerli dostlarıma ve tüm aileme bu süreçte gösterdikleri ilgi ve anlayış için teşekkür ederim. Her anımda yanımda olan, beni sevgiyle büyüten, her zaman motive eden, eğitim hayatım boyunca her türlü maddi ve manevi desteği sağlayan, hayattaki her türlü zorluğa rağmen pes etmemeyi öğreten canım annem Yasemin Kantar'a, babam Namık Kemal Kantar'a ve varlığıyla beni her zaman mutlu eden canım kardeşim Sedat Efe Kantar'a en derin sevgi ve teşekkürlerimi sunarım. Çalışmalarım sırasında beni motive eden, bana hep destek olan, gösterdiği sevgi, sabır ve anlayış için minnettar olduğum sevgili eşim Gencay Kumsal Uğur'a teşekkürlerimi sunarım.

ÖZET

Tuğçe KANTAR UĞUR

TIKAYICI UYKU APNESİNİN KONUŞMA SESLERİNİN DOĞRUSAL OLMAYAN ZAMAN SERİSİ ANALİZLERİ VE AKILLI KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE TESPİTİ

Başkent Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü

Biyomedikal Mühendisliği Anabilim Dalı

2023

Tıkayıcı uyku apnesi (TUA) yaygın görülen uyku bozukluklarından biridir. TUA'nın altın standart tanı yöntemi olan polisomnografi (PSG) tetkikinin uygulanmasında karşılaşılan zorluklar nedeniyle bu alandaki çalışmalar, PSG'ye alternatif olarak kullanılacak çeşitli yaklaşımların geliştirilmesi üzerine yoğunlaşmıştır. TUA'nın kişiler uyanık durumdayken kaydedilen konuşma/ses sinyalleri kullanılarak tespiti, son yıllarda önemli bir araştırma alanı haline gelmiştir. Yapılan çalışmalarda, genellikle ünlü sesler ve bazı geniz ünsüzleri klasik ses analizleri ile incelenmiş ancak sonuçlar klinik uygulamaya aktarılacak başarı seviyelerine ulaşamamıştır. Bu tez çalışması, sesin doğasında var olan kaotik davranışın doğrusal olmayan analiz yaklaşımlarıyla incelenmesi, klasik ses analizlerinin layıkıyla ortaya çıkaramadığı dinamiklerin eldesini sağlayarak TUA tespitinde etkili sonuçlar üretebilir düşüncesiyle planlanmıştır. Doğrusal olmayan zaman serisi analizi olarak bilinen ve temellerini kaos teorisinden alan yöntemler, çeşitli öznitelikler ve makine öğrenmesi kullanılarak, TUA'nın tespiti ve TUA derecesinin (hafif, orta, ağır apne) belirlenmesine yönelik çalışmalar gerçekleştirilmiştir. Çalışmada, TUA'lı olan kişilerin sesinde değişiklik oluşturma potansiyeli olan 32 ses belirlenerek, 141 denekten kayıt alınmıştır. Analiz sonuçları ünlü, ünsüz ve tüm sesler için değerlendirilerek sınıflandırma çalışmaları yapılmış ve en iyi sonuç ünsüz seslerde elde edilmiştir. Ünsüz sesler için yapılan incelemede her bir denek için 336 öznitelik (28 ses × 12 öznitelik) hesaplanmış, ANOVA özellik seçme yöntemi ile sağlıklı/TUA sınıflandırması için 5, apne derecesi sınıflandırması için 14 öznitelik seçilmiştir. K-en yakın komşuluk (K-EYK) ve destek vektör makineleri (DVM) sınıflandırıcılarının çeşitli konfigürasyonları kullanılarak, sağlıklı/TUA tespitinde %95,1, TUA derecelerinin sınıflandırılmasında ise %82 doğruluk elde edilmiştir. Gerçekleştirilen çalışmalar, TUA'nın varlığının ve TUA derecesinin, birkaç farklı ses örneğinden hesaplanan az sayıda doğrusal olmayan özelliklerle, PSG sonuçlarıyla tutarlı

olarak (basit horlama, hafif, orta ve ağır TUA) yaklaşık 15 dakika içinde belirlenebileceğini göstermiştir. Sonuç olarak literatürdeki en yüksek sağlıklı/TUA sınıflandırma doğruluk oranına ulaşılmıştır. Ayrıca, konuşma seslerinden TUA derecesinin belirlenmesi konusunda, literatürde bu alandaki ilk çalışma olup, oldukça yüksek bir doğruluk elde edilmiştir.

ANAHTAR KELİMELEER: Tıkayıcı Uyku Apnesi, Doğrusal Olmayan Analiz, Çok Sınıflı Sınıflandırma, TUA Derecesi, Konuşma.

TÜBİTAK (Türkiye Bilimsel ve Teknolojik Araştırma Kurumu), Proje No: 121E496

ABSTRACT

Tuğçe KANTAR UĞUR

DETECTION OF OBSTRUCTIVE SLEEP APNEA USING NONLINEAR TIME SERIES ANALYSIS OF SPEECH SIGNALS AND INTELLIGENT DECISION MAKING METHODS

Başkent University Institute of Sciences

Department of Biomedical Engineering

2023

Obstructive sleep apnea (OSA) is a prevalent sleep disorder. Due to the challenges encountered in the application of polysomnography (PSG), which is the gold standard diagnostic method for OSA, research in this field has been focused on the development of various approaches that can be used as alternatives to PSG. Detection of OSA using speech/voice signals recorded while individuals are awake has become a significant area of research in recent years. In previous studies, typically vowels and some nasal consonants were examined with classical voice analysis, but the results did not reach success levels that could be translated into clinical practice. This thesis study was designed with the idea that exploring the chaotic behavior inherent in voice through nonlinear analysis approaches could yield effective results in detecting OSA by capturing dynamics that classical voice analyses cannot adequately reveal. Methods known as nonlinear time series analysis, based on chaos theory, were employed, incorporating various features and machine learning to detect OSA and determine its severity (mild, moderate, severe apnea). In this study, 32 voices with the potential to induce changes in the voices of individuals with OSA were identified, and recorded from 141 subjects. The analysis results were evaluated for vowels, consonants, and all voices, and classification studies were conducted, with the best results obtained for consonants. In the analysis of consonants, 336 features (28 voices \times 12 features) were calculated for each subject. Five features were selected for healthy/OSA classification, and 14 features were selected for apnea severity classification, using the ANOVA feature selection method. By employing various configurations of K-nearest neighbors (K-NN) and support vector machines (SVM) classifiers, the study achieved a 95.1% accuracy in detecting healthy/OSA and an 82% accuracy in classifying OSA severity. The studies demonstrated that the presence of OSA and the OSA severity could be determined within approximately 15 minutes, consistent with PSG results

(simple snoring, mild, moderate, and severe OSA), using a small number of nonlinear features calculated from various sound samples. As a result, the study achieved the highest healthy/OSA classification accuracy rate in the literature. Additionally, it is the first study in the literature to determine the OSA severity from speech, achieving a very high accuracy.

KEYWORDS: Obstructive Sleep Apnea, Nonlinear Analysis, Multi-Class Classification, OSA Severity, Speech.

TÜBİTAK (The Scientific and Technological Research Council of Turkey), Project No: 121E496

İÇİNDEKİLER

TEŞEKKÜR	i
ÖZET	ii
ABSTRACT.....	iv
İÇİNDEKİLER.....	vi
TABLolar LİSTESİ.....	viii
ŞEKİLLER LİSTESİ.....	x
SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ	xiii
1. GİRİŞ.....	1
2. GENEL BİLGİLER.....	4
2.1. Uyku ve Uyku Bozuklukları	4
2.1.1. Uyku apnesi	5
2.1.1.a. Tıkayıcı uyku apnesi	5
2.1.1.b. Merkezi uyku apnesi.....	7
2.1.1.c. Mikst uyku apnesi	8
2.2. Uyku Apnesinde Tanı Yöntemleri	8
2.2.1. Klinik tanı	8
2.2.2. Radyolojik tanı	9
2.2.3. Endoskopik tanı	9
2.2.4. Polisomnografi.....	10
2.2.5. Polisomnografiye alternatif yöntemler.....	10
2.3. İnsan Sesi ve Apne	13
2.3.1. Literatür özeti.....	16
3. MATERYAL VE METOT	20
3.1. Veri Kümesinin Oluşturulması.....	21
3.1.1. Seslerin seçimi	21
3.1.2. Tasarlanan ses kayıt sistemi için mikrofon seçimi	22

3.1.3. Tasarılan kullanıcı arayüzü ve geliştirilen ses kayıt programı	23
3.1.4. Veri kümesinin özellikleri.....	25
3.1.5. Veri kümesinin analize hazır hale getirilmesi.....	31
3.2. Ön İşleme.....	32
3.3. Kaotik Sinyal Analizi.....	34
3.3.1. Çekerin durum uzayında oluşturulması.....	35
3.3.2. Zaman gecikmesi ve yerleştirme boyutu.....	35
3.3.3. En büyük Lyapunov üsteli.....	37
3.3.4. Fraktal boyutlar (İlinti, Kutu sayma, Higuchi).....	38
3.3.5. Zaman gecikmesine dayalı sinyal kopyalarının farklarının karekökü	39
3.3.6. Entropiler (Shannon, Yaklaşık, Örnek)	40
3.3.7. Yüksek dereceli istatistikler (YDİ)	41
3.3.8. Yineleme grafikleri (Recurrence Plots – RPs).....	42
3.4. Öznitelik Seçimi	45
3.4.1. ANOVA.....	45
3.5. Kullanılan Sınıflandırma Algoritmaları	46
3.5.1. K- en yakın komşuluk.....	46
3.5.2. Destek vektör makineleri.....	48
3.6. Sınıflandırma Performansında Kullanılan Metrikler	49
4. ARAŞTIRMA BULGULARI.....	51
4.1. Konuşma Seslerinin Doğrusal Olmayan Analizleri ile TUA Tespiti Çalışmaları ..	51
5. TARTIŞMA	73
5.1. Çalışmanın Sınırlılıkları.....	78
6. SONUÇ VE ÖNERİLER	79
KAYNAKLAR.....	80

EKLER

EK 1: Etik Kurul İzin Formu

EK 2: Bilgilendirilmiş Gönüllü Onam Formu

TABLolar LİSTESİ

	Sayfa
Tablo 2.1. AHİ'ye göre uyku apne derecesi.	7
Tablo 2.2. Ünlü seslerin sınıflandırılması.	15
Tablo 2.3. Ünsüz seslerin sınıflandırılması.	15
Tablo 3.1. Ses kayıtlarında kullanılan ünlü ve ünsüz harfler/heceler.	22
Tablo 3.2. 141 kişiye ait demografik bilgiler.....	26
Tablo 3.3. Katılımcıların demografik bilgilerinin gruplara göre dağılımı (sağlıklı /TUA).....	30
Tablo 3.4. Katılımcıların demografik bilgilerinin gruplara göre dağılımı (TUA dereceleri) ...	30
Tablo 3.5. Katılımcıların BKİ'ye göre apne derecesi dağılımları.	30
Tablo 4.1. Sağlıklı ve TUA'lı gruplarda istatistiksel olarak fark görülen sesler	53
Tablo 4.2. Sınıflandırma prosedürleri.....	54
Tablo 4.3. Her denekten 5'er tekrarla alınan tüm seslere göre sağlıklı/TUA'lı sınıflandırma sonucu. (12 x 32 = 384 öznitelik, tüm sesler).....	55
Tablo 4.4. Her denekten 5'er tekrarla alınan sessizlere göre sağlıklı/TUA'lı sınıflandırma sonucu. (12 x 28 = 336 öznitelik – (ünsüzler)).....	56
Tablo 4.5. Her denekten 5'er tekrarla alınan ünlülere göre sağlıklı/TUA'lı sınıflandırma sonucu. (12 x 4 = 48 öznitelik – (ünlüler))	57
Tablo 4.6. Sağlıklı ve TUA'lı gruplarda tüm sesler için hesaplanan ve seçilen öznitelikler (ortalama alınarak).....	58
Tablo 4.7. Seslere ait özelliklerin ortalamaları alınarak yapılan tüm seslere göre sağlıklı/TUA'lı sınıflandırma sonucu. (12 x 32 = 384 öznitelik – 9'a indirilmiştir, tüm sesler).....	58
Tablo 4.8. Sağlıklı ve TUA'lı gruplarda ünsüzler için hesaplanan ve seçilen öznitelikler (ortalama alınarak).....	59
Tablo 4.9. Seslere ait özelliklerin ortalamaları alınarak yapılan ünsüzlere göre sağlıklı/TUA'lı sınıflandırma sonucu. (12 x 32 = 384 öznitelik – 7'ye indirilmiştir, (ünsüzler)).....	60
Tablo 4.10. Sağlıklı ve TUA'lı gruplarda ünlüler için hesaplanan ve seçilen öznitelikler (ortalama alınarak).....	61

Tablo 4.11. Seslere ait özelliklerin ortalamaları alınarak yapılan ünlülere göre sağlıklı/TUA'lı sınıflandırma sonucu. (12 x 4 = 48 öznitelik – 4'e indirilmiştir, (ünlüler)).	61
Tablo 4.12. Demografik Bilgiler (61 kişiye ait).	62
Tablo 4.13. Sağlıklı ve TUA'lı gruplarda tüm sesler için hesaplanan ve seçilen öznitelikler. (ortalama alınarak – eşleşen grup ile).	62
Tablo 4.14. Seslere ait özelliklerin ortalamaları alınarak yapılan tüm seslere göre sağlıklı/TUA'lı sınıflandırma sonucu. (12 x 32 = 384 öznitelik – 6'ya indirilmiştir, tüm sesler)	63
Tablo 4.15. Sağlıklı ve TUA'lı gruplarda ünsüzler için hesaplanan ve seçilen öznitelikler (ortalama alınarak – eşleşen grup ile).	64
Tablo 4.16. Seslere ait özelliklerin ortalamaları alınarak yapılan sessizlere göre sağlıklı/TUA'lı sınıflandırma sonucu. (12 x 28 = 336 öznitelik – 6'ya indirilmiştir, (ünsüzler)).	64
Tablo 4.17. Sağlıklı ve TUA'lı gruplarda ünlüler için hesaplanan ve seçilen öznitelikler. (ortalama alınarak – eşleşen grup ile).	65
Tablo 4.18. Seslere ait özelliklerin ortalamaları alınarak yapılan ünlülere göre sağlıklı/TUA'lı sınıflandırma sonucu. (12 x 4 = 48 öznitelik – 5'e indirilmiştir, (ünlüler))	65
Tablo 4.19. Sağlıklı ve TUA'lı gruplarda ünsüzler için hesaplanan ve seçilen öznitelikler (ortalama alınarak – eşleşen grup ile – 19 x 28 = 532 öznitelikten seçilerek)	67
Tablo 4.20. Seslere ait özelliklerin ortalamaları alınarak yapılan sessizlere göre sağlıklı/TUA'lı sınıflandırma sonucu. (19 x 28 = 532 öznitelik – 7'ye indirilmiştir, (ünsüzler)).	67
Tablo 4.21. Sağlıklı ve TUA'lı gruplarda ünsüzler için hesaplanan ve seçilen öznitelikler (ortalama alınarak – eşleşen grup ile).	68
Tablo 4.22. Seslere ait özelliklerin ortalamaları alınarak yapılan ünsüzlere göre sağlıklı/TUA derecesi sınıflandırma sonuçları. (12 x 28 = 336 öznitelik – 14'e indirilmiştir, (ünsüzler)).	69
Tablo 4.23. Sağlıklı ve TUA'lı gruplarda ünsüzler için hesaplanan ve seçilen öznitelikler (ortalama alınarak – eşleşen grup ile).	71
Tablo 4.24. Seslere ait özelliklerin ortalamaları alınarak yapılan ünsüzlere göre sağlıklı/TUA derecesi sınıflandırma sonuçları. (19 x 28 = 532 öznitelik – 13'e indirilmiştir, (ünsüzler)).	71
Tablo 5.1. İkili ve çok sınıflı sınıflandırmalar için uygulanan tüm prosedürlerde çıkan en iyi sonuçlar.	74
Tablo 5.2. Konuşmayla ilgili önceki TUA tespit çalışmaları ([79]'dan değiştirilerek).	74

ŞEKİLLER LİSTESİ

Sayfa

Şekil 2.1. a) Normal solunum, b) Hipopne, c) TUA sırasında solunum yolu bileşenlerinin durumu (Haddad, [42]'dan değiştirilerek).....	6
Şekil 2.2. TUA hava akışı ve solunum eforu (Rundo [43]'dan değiştirilerek).	6
Şekil 2.3. Merkezi uyku apnesi hava akışı ve solunum eforu (Rundo [43]'dan değiştirilerek). 7	
Şekil 2.4. Mikst uyku apnesi hava akışı ve solunum eforu (Rundo [43]'dan değiştirilerek)....	8
Şekil 2.5. Sefalometri ile havayolu genişliğinin gözlemlenmesi (Uçar [46]'dan değiştirilerek).	9
Şekil 2.6. Ses yolu bileşenleri [48].....	14
Şekil 3.1. TUA/Sağlıklı ve TUA derecelerinin tespiti için yapılan çalışmanın blok diyagramı.	20
Şekil 3.2. Çalışmada kullanılan kardioid kondenser mikrofon (Behringer C-1U).....	23
Şekil 3.3. Tasarlanan kullanıcı arayüzü.....	24
Şekil 3.4. Hasta bilgilerinin kaydedilerek ses kayıt ekranının aktif hale getirilmesi.	24
Şekil 3.5. Ses kayıtlarının tamamlanması.	25
Şekil 3.6. Kaydet butonu ile tüm ses kayıtlarının kaydedilmesi ve kayıt prosedürünün tamamlanması.	25
Şekil 3.7. Ses kaydının alınması.....	26
Şekil 3.8. a) Bir kişiden kaydedilen 5 adet /sa/ sesi, b) /sa/ sesinin ayrıştırılması, c) /sa/ sesinden kısa /s/ sesinin ayrıştırılması	31
Şekil 3.9. Dalgacık ayrıştırma ağacı.....	33
Şekil 3.10. a) Filtrelenmemiş /a/ sesi, b) Filtrelenmiş /a/ sesi, c) a ve b'deki sinyallerinin belirli bir zaman aralığında bir arada gösterimi.....	33
Şekil 3.11. /gı/ sesi için zaman gecikmesine karşılık OKB eğrisi.....	36
Şekil 3.12. /gı/ sesi için yerleştirme boyutuna karşılık EYYK(%) eğrisi.....	37
Şekil 3.13. a) TUA'lı kişinin /sa_s/ sesine ait YG, b) Sağlıklı kişinin /sa_s/ sesine ait YG.	45

Şekil 3.14. K-EYK algoritması ile sınıflandırma	47
Şekil 3.15. a) Doğrusal ayrılabilme durumunda optimum ayırıcı düzlem, b) Doğrusal olarak ayrılamayan veriler	48
Şekil 3.16. Karışıklık matrisi.....	49
Şekil 4.1. a) sağlıklı, b) TUA'lı kişinin /i/ sesi sinyalleri ve 3 boyutlu durum uzayındaki çekerleri.	51
Şekil 4.2. a) sağlıklı, b) TUA'lı kişinin /su_s/ sesi sinyaller ve üç boyutlu durum uzayındaki çekerleri.	52
Şekil 4.3. Her denekten 5'er tekrarla alınan tüm seslere göre K-EYK (Doğrusal 1-YK) ile elde edilen en iyi sınıflandırma sonucunun a) karışıklık matrisi (örnek sayısı) b) başarı yüzdeleri.....	55
Şekil 4.4. Her denekten 5'er tekrarla alınan ünsüzlere göre K-EYK (Doğrusal 1-YK) ile elde edilen en iyi sınıflandırma sonucunun a) karışıklık matrisi (örnek sayısı) b) başarı yüzdeleri.....	56
Şekil 4.5. Her denekten 5'er tekrarla alınan ünlülere göre K-EYK (Doğrusal 1-YK) ile elde edilen en iyi sınıflandırma sonucunun a) karışıklık matrisi (örnek sayısı) b) başarı yüzdeleri.....	57
Şekil 4.6. Seslere ait özelliklerin ortalamaları kullanılarak tüm seslere göre DVM (Doğrusal) ile elde edilen en iyi sınıflandırma sonucunun a) karışıklık matrisi (örnek sayısı) b) başarı yüzdeleri.	59
Şekil 4.7. Ünsüzlere ait özelliklerin ortalamaları kullanılarak K-EYK (Kosinüs 10-YK) ile elde edilen en iyi sınıflandırma sonucunun a) karışıklık matrisi (örnek sayısı) b) başarı yüzdeleri.	60
Şekil 4.8. Ünlülere ait özelliklerin ortalamaları kullanılarak DVM (Gauss) ile elde edilen en iyi sınıflandırma sonucunun a) karışıklık matrisi (örnek sayısı) b) başarı yüzdeleri.	61
Şekil 4.9. Seslere ait özelliklerin ortalamaları kullanılarak (eşleşen gruplar ile) DVM (Kübik) ile elde edilen en iyi sınıflandırma sonucunun a) karışıklık matrisi (örnek sayısı) b) başarı yüzdeleri.	63
Şekil 4.10. Ünsüzlere ait özelliklerin ortalamaları kullanılarak (eşleşen gruplar ile) DVM (Kuatratik) ile elde edilen en iyi sınıflandırma sonucunun a) karışıklık matrisi (örnek sayısı) b) başarı yüzdeleri.....	64

- Şekil 4.11. Ünlülere ait özelliklerin ortalamaları kullanılarak (eşleşen gruplar ile) K-EYK (10 YK) ile elde edilen en iyi sınıflandırma sonucunun a) karışıklık matrisi (örnek sayısı) b) başarı yüzdeleri..... 66
- Şekil 4.12. Ünsüzlere ait özelliklerin ortalamaları kullanılarak (eşleşen gruplar ile) DVM ile elde edilen en iyi sınıflandırma sonucunun a) karışıklık matrisi (örnek sayısı) b) başarı yüzdeleri..... 67
- Şekil 4.13. Sessizlere ait özelliklerin ortalamaları kullanılarak yapılan DVM (bire karşı hepsi - Gauss) ile TUA derecesi sınıflandırmasının en iyi sonucuna ait a) karışıklık matrisi (örnek sayısı) b) başarı yüzdeleri. (eşleşen gruplar ile – 0:sağlıklı, 1:hafif, 2:orta, 3:ağır)..... 70
- Şekil 4.14. Sessizlere ait özelliklerin ortalamaları kullanılarak yapılan DVM (bire karşı hepsi - Doğrusal) ile TUA derecesi sınıflandırmasının en iyi sonucuna ait a) karışıklık matrisi (örnek sayısı) b) başarı yüzdeleri. (eşleşen gruplar ile – 0:sağlıklı, 1:hafif, 2:orta, 3:ağır)..... 72
- Şekil 5.1. Ortalama±standart sapma değerlerinin grafiksel gösterimi. a) LLERos /nı/ (ikili sınıflandırma) b) İB /ra/ (çok sınıflı sınıflandırma) c)Kurt /ha/ (çok sınıflı sınıflandırma) [79]..... 78

SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ

AİK	Alıcı İşlem Karakteristiği
AEn	Yaklaşık Entropi
AHİ	Apne-Hipopne İndeksi
BKİ	Beden Kitle İndeksi
BT	Bilgisayarlı Tomografi
C	Başlangıç Sapma Değeri
DDA	Doğrusal Diskriminant Analizi
DET	Determinizm
DVM	Destek Vektör Makineleri
d(t)	t zamanında iki bitişik eğri üzerindeki noktaların ortalama farklılığı
EEG	Elektroensefalografi
EKG	Elektrokardiyografi
Elog	Log Enerjisinin Entropisi
EMG	Elektromiyografi
ENT	Entropi
EOG	Elektrookülografi
EYYK	En Yakın Yanlış Komşular
GABA	Gama Aminobütürik Asit
GKM	Gauss Karışım Modeli
HB	Higuchi Boyutu
İB	İlinti Boyutu
KAH	Kalp Atım Hızı
KB	Kutu Sayma Boyutu
K-EYK	K-En Yakın Komşuluk
Kurt	Kurtosis - Basıklık
LAM	Laminarite
LLERos	Rosenstein'in algoritmasına göre en büyük Lyapunov üsteli
Lmaks	Maksimum Uzunluk
l_{min}	Bir Çapraz Çizginin Minimum Uzunluğu
m	Yerleştirme Boyutu
MFKK	Mel-Frekansı Kepstral Katsayıları
MR	Manyetik Rezonans
NREM	Non Rapid Eye Movement
OKB	Ortalama Karşılıklı Bilgi
P_i	Sistemin i. durumdaki olasılığı
$p(l)$	l uzunluğundaki çapraz çizgilerin histogramı
PSG	Polisomnografi
$p(v)$	v uzunluğundaki dikey çizgilerin histogramı
REM	Rapid Eye Movement
$R_m(i)$	Vektörler Arası m boyutta Öklid fark
R_T	Eşik Değeri
SEn	Örnek Entropi
Shn	Shannon Entropi
Skew	Skewness - Çarpıklık
T	Zaman Gecikmesi
TBA	Temel Bileşen Analizi
TND	Trend

TUA	Tıkayıcı Uykü Apnesi
TÜBİTAK	Türkiye Bilimsel ve Teknolojik Araştırma Kurumu
V_{min}	Dikey bir çizgi için minimum uzunluk
YG	Yineleme Grafiği
YNA	Yineleme Niceleme Analizi
YO	Yineleme Oranı
YS	Yineleme Süresi
ZGDiff	Zaman Gecikmesine Dayalı Sinyal Kopyalarının Farklarının Karekökü
λ_1	En Büyük Lyapunov Üsteli

1. GİRİŞ

Tıkayıcı uyku apnesi (TUA), uykuda üst solunum yolunun tıkanması nedeniyle 10 saniye veya daha fazla süren solunum duraklamaları ile karakterize bir uyku bozukluğudur. TUA prevalansının yetişkinlerde %9 ila %38 (erkeklerde %13 ila %33 ve kadınlarda %6 ila %19) arasında değişmekle birlikte, ileri yaştaki gruplarda çok daha yüksek olduğu belirtilmiştir [1]. Görülme sıklığı değerlendirildiğinde, erkeklerde kadınlara oranla birkaç kat daha fazla ortaya çıktığı belirtilmektedir. Uyku apnesi, gece boyunca solunumun durması ile sıkça uyanan veya kaliteli bir uyku uyuyamayan hastalar için uyku kalitesinin yanı sıra yaşam kalitesini de büyük oranda etkilemektedir. Hastalarda görülen horlama, kardiyovasküler problemler, gündüz aşırı uykululuk hali, yorgunluk ve bunların neden olduğu trafik kazaları gibi hem kronik hem de akut durumlar birer risk faktörüdür [2]. İleri derecede ağır TUA vakalarında sonuç ölüme kadar gidebilir.

Belirtilen problemler ile göğüs hastalıkları ve kulak burun boğaz gibi polikliniklere başvuran hastalar gerek görüldüğünde uzmanlar tarafından uyku laboratuvarlarına yönlendirilmektedir. TUA teşhisi için bu birimlerde klinik muayene, radyolojik görüntüleme, endoskopik görüntüleme yöntemleri kullanılsa da altın standart tanı yöntemi polisomnografi (PSG) olup tüm gece uykusu sırasında beyin aktivitesi, göz hareketleri, kas tonusu, kalp atış hızı ve solunum fonksiyonları dahil olmak üzere çeşitli fizyolojik parametrelerin eşzamanlı olarak izlenmesini içeren kapsamlı bir uyku testine gerek duyulmaktadır [3]. Tüm gece alınan uyku kaydı, konuda uzman hekimler tarafından değerlendirilmektedir. Ülkemizde, uyku laboratuvarlarının sayısının yetersiz olması sebebiyle oluşan uzun bekleme süreleri, hastanın çok sayıda elektrot ve sensör bağlantısı nedeniyle hastane ortamında uyumakta zorlanması, gerekli bağlantıların yapılması ve tüm gece hastanın takibi için mutlaka uzman personele ihtiyaç duyulması PSG çalışmalarının zorlukları arasında yer almaktadır.

Literatürde, PSG ile teşhis yönteminin hastane ve hasta için meydana getirdiği zorlukların giderilmesi amacıyla yapılmış olan çeşitli çalışmalar bulunmaktadır [3-30]. Bu çalışmalar daha az sinyal kaydıyla TUA tanısının kişinin kendi evinde kendisi tarafından alınacak kayıtların değerlendirilmesi üzerine yoğunlaşmıştır. Bu amaçla yapılan çalışmalarda elektrokardiyografi (EKG), solunum sinyalleri, SpO2 ve horlama/solunum sesleri kullanılarak TUA saptanmaya çalışılmıştır [4-16]. TUA tespit başarımları %90 üzerinde bir seviyeye ulaşmıştır. Kişilerin bu sistemi evde kullanırken bir takım bağlantı problemleri ile karşılaşması, batarya düşüklüğünü

göz önünde bulundurmadan kayıt almak istemesi gibi ortaya çıkan durumlar sonucunda verilerde önemli kayıplar gözlemlenmiştir [4]. En önemli apne belirtilerinden biri olan horlamayı kullanan çalışmalar kablo bağlantısı gerektirmemesi, hastaya rahatsızlık vermemesi gibi avantajlar sebebiyle ufuk açıcı olmuştur [17-20]. Bu çalışmalarda da yüksek başarıma ulaşılmış ancak horlama seslerinin analizinden apne teşhisi ümit verici olsa da gece boyunca kayıt yapılma ihtiyacını gideremediği için farklı yöntemler araştırılmıştır.

Solunum yolunu tıkayan doku ve kasların ses tellerinin bulunduğu bölgede olması, apneli kişilerin sesinde farklılıklar olabileceği fikrini doğurmuştur. İlk olarak Fox et al., anormal rezonans, artikülasyon ve fonasyon analizine göre TUA'nın tanımlanabileceğini veya patolojisine dair bir fikir verebileceğini ortaya koyan bir çalışma gerçekleştirmiştir. Daha sonra bu çalışmalar yıllar içerisinde artmış ve son zamanlarda TUA'nın tanı maliyetini (tanı süresinin kısalması ve uygulamanın kolay olması) azaltmaya yönelik çalışmalar konuşma/ses analizi üzerinde yoğunlaşmaya başlamıştır [3,21-34].

Konuşma/ses sinyalleri üzerinde yapılan çalışmalarda, klasik ses analiz yöntemleri ve çeşitli sınıflandırıcılar kullanılarak TUA tespiti gerçekleştirilmiştir. Ağırlıklı olarak doğrusal analiz yöntemlerinin kullanıldığı bu çalışmalarda, üretiminde ses tellerinin birinci derecede etkin olduğu ünlü harfler ve apne sırasında tıkanan geniz bölgesi dikkate alınarak n ve m gibi geniz ünsüzleri kullanılmıştır. Bu çalışmalarda TUA tespiti %80'lerin üzerinde bir başarıyla gerçekleştirilmiştir [3,22-23,25-26,28,31,33-34].

Öte yandan, TUA'lı kişilerde deformasyon sonucu gevşeyip sarkarak solunum yolunu tıkayan kaslar tarafından üretilen sesler ünsüz seslerdir. Bu seslerin çoğunluğu ses telleri açıkken oluşturulmaktadır. Ünsüzlerin üretiminde ses yolu üzerindeki organların (damak, ağız, diş, dudak, burun) aldığı şekiller etkili olmaktadır. Ağız ve burun boşluğundaki bu organların ses üretilirken uyguladığı kuvvetlerle hava, türbülanslar yaparak ağızdan çıkar. Türbülans, yapısı gereği doğrusal olmayan bileşenler içerdiğinden, bu sesler klasik ses analiz yöntemleri ile layıkıyla analiz edilemezler. Ses sinyalleri doğrusal olmayan (kaotik) dinamikler içermektedir ve bunlar doğrusal olmayan analiz yöntemleri kullanılarak ortaya çıkarılabilir [35].

Bu çalışma, üretiminde ses tellerinin etkin olmadığı ünsüz seslerin doğrusal olmayan analiz yöntemleri kullanılarak incelenmesinin TUA'nın ve TUA derecelerinin tespitinde yararlı sonuçlar verebileceği hipotezi üzerine kurgulanmıştır. Bu çalışmada, PSG ile klinik durumları belirlenmiş (basit horlama, hafif TUA, orta TUA, ağır TUA) kişilerden uyanırken alınan birkaç

dakikalık ses kayıtları doğrusal olmayan analiz yöntemlerinden elde edilen öznelikler ve çeşitli makine öğrenmesi yöntemleri ile sınıflandırarak TUA ve TUA derecesi tespiti gerçekleştirilmiştir.

Bu çalışmanın ikinci bölümünde, uyku ve uyku bozukluklarının patofizyolojisi, insan fizyolojisi üzerindeki etkisi ve önemi anlatılarak uyku apnesinin insan sesi ile olan ilişkisine değinilmiştir. Uyku apnesinin tespitinde altın standart tanı yöntemi olan PSG hakkında bilgi verilerek dezavantajları değerlendirilmiş ve yıllar içerisinde PSG'ye alternatif olarak yapılan çalışmalar anlatılmıştır. Ses ile uyku apnesinin tespiti konusunda bugüne kadar yapılmış olan çalışmalara ve bu çalışmalardan elde edilen sonuçlara da yer verilmiştir.

Üçüncü bölümde, araştırmanın genel kurgusu ortaya konmuş ve araştırmada kullanılan yöntemler ayrıntılarıyla verilmiştir. Veri kümesinin nasıl oluşturulduğu ve detayları, verilerin ön işleme sürecinde gürültüyü azaltmak için kullanılan dalgacık dönüşümü yöntemi anlatılmıştır. Kaotik sinyal analizinin nasıl yapılacağı, kullanılan yöntemler verilerek sağlıklı/TUA ve TUA derecelendirmesinde öznelik seçimi, sınıflandırma algoritmaları ve sınıflandırma performansında kullanılan metrikler açıklanmıştır.

Dördüncü bölümde, üçüncü bölümde açıklanan kaotik zaman serisi analiz yöntemlerinin oluşturduğum veri tabanındaki ses sinyalleri üzerindeki uygulama sonuçları verilmiştir. Sağlıklı/TUA tespiti, tüm ünlü ve ünsüz seslerden hesaplanan tüm öznelikler ile hem de öznelik seçimi yapılarak K-EYK ve DVM sınıflandırıcıları ile sınıflandırılmış ve elde edilen sonuçlar sunulmuştur. Dördüncü bölümdeki bir diğer alt başlıkta ise tezin üzerine kurulduğu hipotezi destekleyen ünsüz sesler üzerinden yapılan kliniğe uygun TUA derecelendirmesi (basit horlama/sağlıklı, hafif TUA, orta TUA, ağır TUA) sınıflandırma sonuçları verilmiştir.

Beşinci bölümde analiz sonuçları ve literatürdeki çalışmaların sonuçları referans alınarak tartışılmış ve çalışmanın sınırlılıkları açıklanmıştır.

Altıncı ve son bölümde sonuçlar özetlenmiş, sağlıklı/TUA tespiti ve TUA derecelendirmesinde çalışmanın katkısı ve başarımı belirtilmiş ve gelecek çalışmalar ile ilgili önerilerde bulunulmuştur.

2. GENEL BİLGİLER

2.1. Uyku ve Uyku Bozuklukları

Uyku, insan varoluşunun gerekli ve evrensel bir parçası olup vücudumuzun enerji topladığı ve zihinsel olarak dinlendiği fizyolojik bir süreçtir. Hem kişinin bu süreçteki davranışlarına hem de uyku sırasında beynin elektriksel ritimlerinde meydana gelen fizyolojik değişimlere göre tanımlanır [36]. Uykuda davranışsal kriterler, hafif hareketlilik veya hareketin eksik olması, yavaş göz hareketleri, dış uyaranlara karşı yanıtın azalması, bilişsel işlevin bozulması ve tersinir bilinçdışı bir durum olarak belirtilir. Fizyolojik kriterler ise elektro elektroensefalografi (EEG), elektrookülografi (EOG) ve elektromiyografi (EMG) gibi nörofizyolojik ölçümlerden elde edilen bulgulara dayanmaktadır. Bu ölçümlere dayanarak uyku, bağımsız işlevlere ve kontrollere sahip iki duruma ayrılır: hızlı olmayan göz hareketi NREM (non rapid eye movement) ve döngüsel bir şekilde değişen hızlı göz hareketlerinin olduğu REM (rapid eye movement) uykusu. Uyku evrelerinin tanımı, Rechtschaffen ve Kales tarafından derlenmiş ve uyku tıbbında halen kabul edilmektedir [37]. Uyanıklık, baskın beta ve alfa dalgaları ile, NREM-1 (evre 1) daha az alfa dalgaları, hızlı olmayan göz hareketleri ile, NREM-2 (evre 2) uyku içcikleri, k-kompleksler, bazı teta dalgaları, bazı delta dalgaları ile karakterizedir. NREM-3 (evre 3) %50'ye kadar delta dalgaları ile, NREM-4 (evre 4) %50'den fazla delta dalgaları ve düşük EMG genliği ile tanımlanır [37]. REM uykusu sırasında ise EMG genliği en düşük değerlerine düşer ve EEG olası testere dişi dalgaları ile uyanıklık benzeridir ancak alfa dalgası yoktur. Uyanıklık, REM ve NREM'den oluşan uyku döngüsü, hipotalamusun suprakiazmatik çekirdeği tarafından yönlendirilen sirkadiyen ritim tarafından düzenlenir. Gama aminobütirik asit (GABA), merkezi sinir sisteminin birincil inhibitör nörotransmitteridir ve GABA-a reseptörlerinin aktivasyonunun uykuyu kolaylaştırdığı bilinmektedir. GABAerjik uykuyu teşvik eden çekirdekler beyin sapı, lateral hipotalamus ve preoptik bölgede bulunur. Uykuda geçirilen süre, hipotalamusun ventrolateral preoptik bölgesindeki GABA üreten nöronların aktivitesiyle orantılıdır. Uyku bozuklukları gibi sorunlar bu doğal döngü sürecini bozabilir [38].

Uyku bozuklukları, yetersiz uyku, aşırı uykululuk hali ya da uyku sırasında anormal hareketler şikayetleri olarak ortaya çıkabilir. Uykusuzluk, sirkadiyen ritim bozuklukları, uykuda solunum bozukluğu, hipersomni/narkolepsi, parasomniler ve huzursuz bacak sendromu

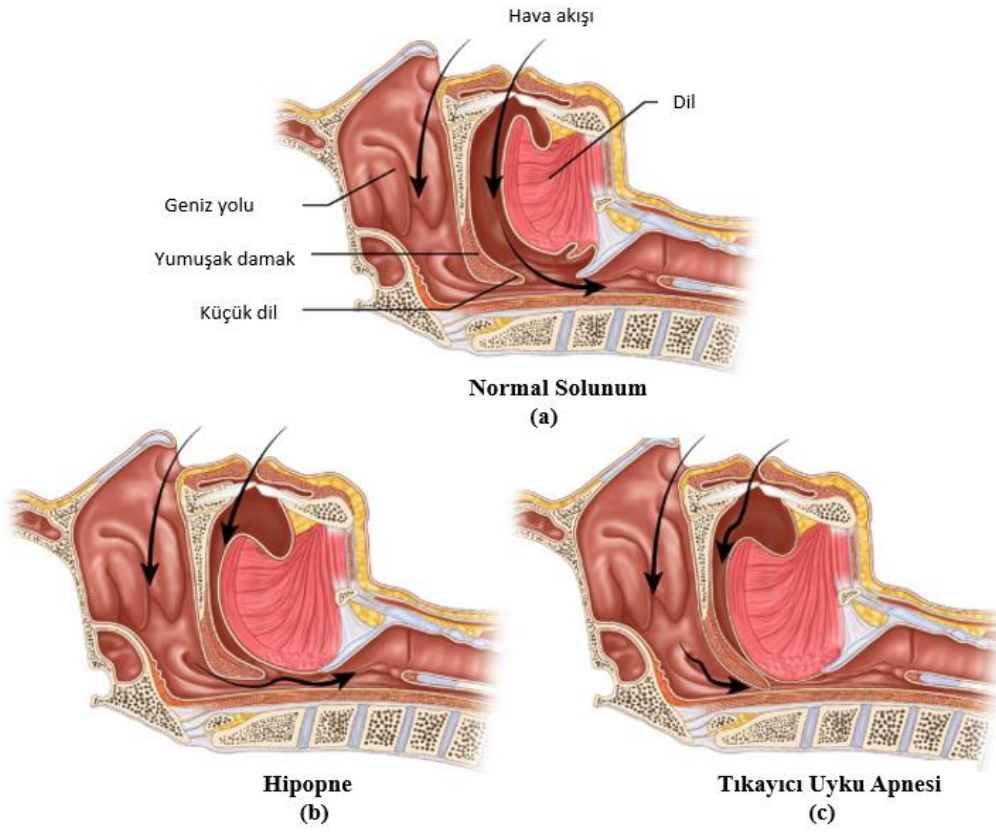
bu bozukluklardan bazılarıdır. Bu uyku bozuklukları içerisindeki en yaygın görüleni olan uyku apnesi bu çalışmanın ana konusunu oluşturmaktadır.

2.1.1. Uyku apnesi

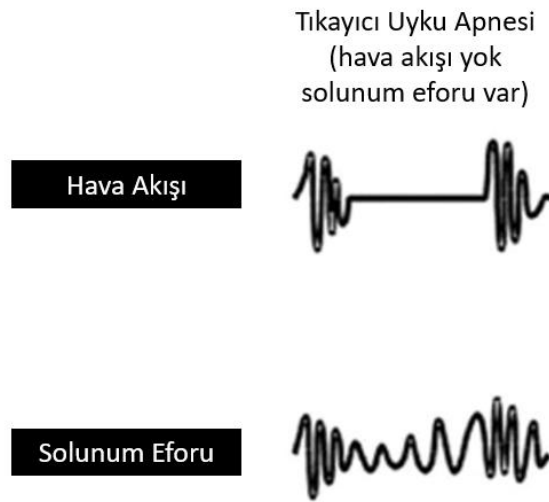
Toplumda en yaygın görülen uyku bozukluklarından biri olan uyku apnesi, görülme sıklığı hızla artmakta olan, insanın yaşam kalitesini düşüren, uykuda ani ölüme sebep olabilen bir bozukluktur. Uyku apnesi, solunumun uyku sırasında tamamen veya kısmen kesilmesiyle karakterize edilir ve uyku apnesinin üç temel türü mevcuttur: tıkaçıcı (obstrüktif) uyku apnesi, merkezi uyku apnesi ve mikst uyku apnesi. Tıkaçıcı apne, hava akışının en az 10 saniye boyunca durduğu ve üst hava yollarının daralması veya tıkanması nedeniyle meydana gelen bir apne türüdür. Diğer yandan, merkezi apnede, nefes alma çabasının eksik olduğu durumlarda hava akışının durması söz konusu olur. Bu genellikle solunumu kontrol eden beyin merkezlerinden kaslara kadar olan iletişim eksikliği nedeniyle meydana gelir. Bazı hastalarda ise hem tıkaçıcı hem de merkezi apnenin bir araya geldiği mikst uyku apnesi görülmektedir [39].

2.1.1.a. Tıkaçıcı uyku apnesi

Tıkaçıcı uyku apnesi, uyku sırasında solunumun düzensizleştiği, en az 10 saniye süre ile ağız ve burunda hava akımının olmadığı, tüm apne olgularının yaklaşık %90'ını oluşturan en yaygın uyku bozukluklarından biridir. Hava akışının 10 saniye veya daha fazla süreyle en az %50 azalması ile birlikte oksijen saturasyonunda da (SpO₂) %3'lük düşme meydana gelmesine ise "hipopne" denilmektedir [40]. Şekil 2.1.'de TUA'lı hastanın üst solunum yolunda normal solunum yapan bir kişiye göre tıkanıklık meydana geldiği görülmektedir. Kişi nefes almayı geçici olarak durdurabilir veya düzensiz nefes alabilir. Bu durum, uyku kalitesini ciddi şekilde etkileyebilir ve uzun vadede ciddi sağlık problemlerine yol açabilir. Bu sendromda, uyku sırasında farinksin çökmesi sonucu hava yolunun tamamen veya kısmen tıkanması nedeniyle yüksek sesli horlama, boğulma hissi, sık uyanmalar, uykunun bölünmesi ve aşırı gündüz uykululuk halinin meydana gelmesine neden olur. Hava yolunun tıkanması durumunda, inspirasyon sırasındaki hava akımı ya azalır (hipopne) ya da tamamen kesilir (apne). Şekil 2.2.'de TUA'da hava akışı yokken solunum eforunun devam ettiği gösterilmektedir. Bu rahatsızlığın tedavi edilmesi önemlidir, çünkü tedavi edilmediğinde uyku apnesi, sistemik hipertansiyon, diyabet, kalp hastalıkları ve diğer ciddi sağlık sorunlarına zemin hazırlayabilmektedir [39].



Şekil 2.1. a) Normal solunum, b) Hipopne, c) TUA sırasında solunum yolu bileşenlerinin durumu (Haddad, [42]'dan değiştirilerek).



Şekil 2.2. TUA hava akışı ve solunum eforu (Rundo [43]'dan değiştirilerek).

Uyku sırasında meydana gelen olayların (apne ve hipopnelerin) toplam sayısının, uykuda geçen süreye (saat olarak) bölünmesiyle Apne-Hipopne İndeksi (AHİ) bulunur. Uyku apnesinin derecesi bu indeks ile belirlenmektedir [23]. Tablo 2.1.'e göre klinikte uyku apnesi AHİ'si 5'ten küçük olan kişiler için basit horlama (sağlıklı), AHİ'si 5 ile 15 arasında ise hafif TUA, AHİ'si 16 ile 30 arasında ise orta TUA, AHİ'si 30'dan büyük ise ağır TUA olmak üzere skorlanmaktadır.

Tablo 2.1. AHİ'ye göre uyku apne derecesi.

AHİ	<5	5-15	16-30	>30
Derece	Sağlıklı (Basit Horlama)	Hafif TUA	Orta TUA	Ağır TUA

2.1.1.b. Merkezi uyku apnesi

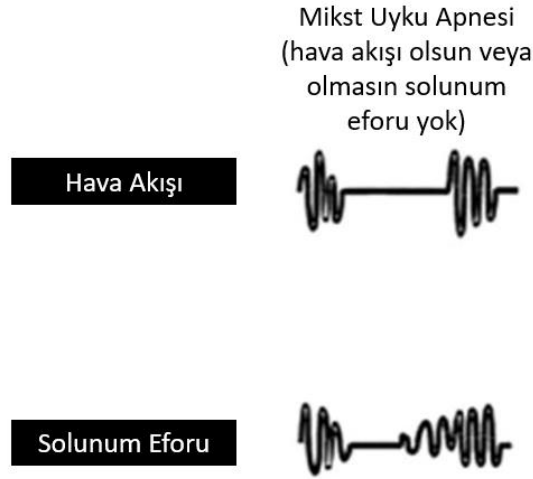
Merkezi uyku apnesi, uyku sırasında nefes alma dürtüsünün eksikliği ile karakterize edilir, bu da tekrarlayan yetersiz hava akışına ve gaz değişiminin bozulmasına neden olur. Şekil 2.3.'te merkezi uyku apnesindeki hava akışı yokken solunum eforunun da olmadığı gösterilmiştir. Solunuma bağlı bu uyku bozukluğu, olumsuz kardiyovasküler hastalık riskinin artmasına yol açabilir. Sıklıkla, kalp yetmezliği olan hastalarda görülen ciddi bir durumdur. Kalp yetmezliği olan hastaların %30-80'inde merkezi uyku apnesi mevcuttur [39].



Şekil 2.3. Merkezi uyku apnesi hava akışı ve solunum eforu (Rundo [43]'dan değiştirilerek).

2.1.1.c. Mikst uyku apnesi

Mikst uyku apnesi, apne veya hipopnenin başlangıcında ağız ve burundaki hava akışının durması ve solunum eforunun olmadığı merkezi bir bileşen ile başlar, hava akışının durmaya devam etmesi ardından solunum eforunun başladığı obstrüktif bileşen ile sona erer (Şekil 2.4.). Özetle, ilk olarak merkezi türde olan apnenin, daha sonra tıkaçıcı apne halini almasıdır [44].



Şekil 2.4. Mikst uyku apnesi hava akışı ve solunum eforu (Rundo [43]'dan değiştirilerek).

2.2. Uyku Apnesinde Tanı Yöntemleri

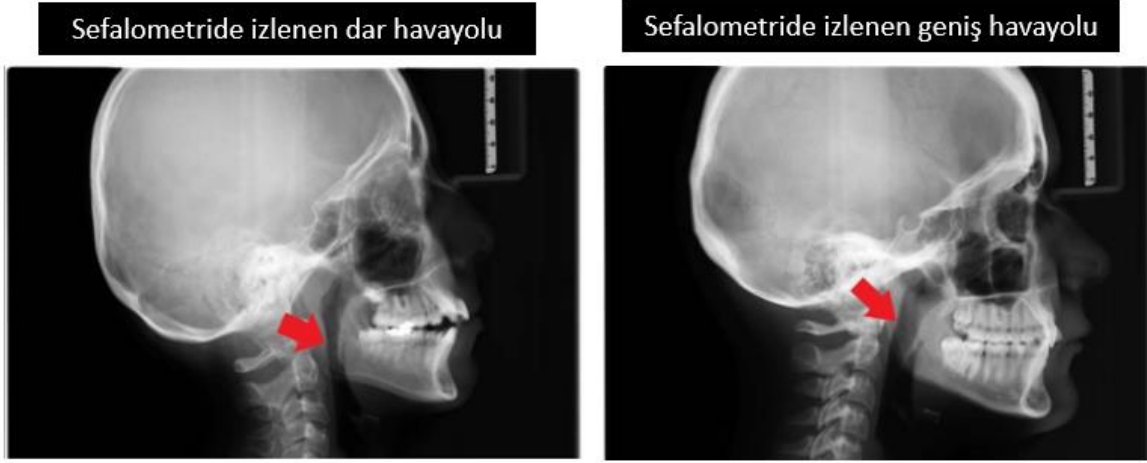
Uyku apne sendromunun tanısında klinik tanı, radyolojik tanı, endoskopik tanı ve polisomnografi (PSG) yöntemleri kullanılmaktadır. Bu yöntemler içerisinde PSG, uyku apnesi tespitinde altın standart tanı yöntemi olarak kabul edilmektedir.

2.2.1. Klinik tanı

Tıkaçıcı uyku apneli kişilerde fiziki muayenenin amacı, kişinin yaşam alışkanlıkları, uyku devamlılığı, uyku anı öncesi ve sonrası, psikolojik durumu gibi hastalığın gelişimine katkı sağlayan etkenleri de tespit etmek amacı ile sorular sorarak muayene edip tedavide doğru bir yol izleyebilmektir. Fiziki olarak yapılan üst solunum yolu muayenesi, burundan trakeaya kadar olan bölümü kapsamaktadır [45].

2.2.2. Radyolojik tanı

Üst solunum yolunun görüntülenmesi ile genişliğinin değerlendirilmesi, TUA patofizyolojisinin anlaşılmasını ve izlenecek tedavi yönteminin belirlenmesini kolaylaştırmaktadır ancak rutin olarak yapılan bir uygulama değildir. Sefalometri, bilgisayarlı tomografi (BT), manyetik rezonans (MR), floroskopi gibi radyolojik görüntüleme yöntemleri üst solunum yollarını görüntülemeye kullanılabilir. Sefalometri, iskelet yapı ile ilgili bilgiye ulaşılmasını, kemik ve yumuşak dokularda farklı alan, açı ve mesafe ölçümlerine imkân sağlaması sebebiyle TUA tespitinde en çok tercih edilen radyolojik tanı yöntemidir. Şekil 2.5.'te görüldüğü üzere hava yolunun daralan kısmı bu görüntüleme yöntemi ile kolayca takip edilebilmektedir. BT, daha hassas ölçüm sağlamasına rağmen radyasyon maruziyeti ve maliyeti göz önüne alındığında avantajlı olarak değerlendirilememektedir. MR'da ise radyasyon maruziyetinin olmaması çocuk hastalarda uygulanabilirliği yönünden avantajlar sunmaktadır.



Şekil 2.5. Sefalometri ile havayolu genişliğinin gözlemlenmesi (Uçar [46]'dan değiştirilerek).

2.2.3. Endoskopik tanı

Farenksi değerlendirebilmek için kullanılan, radyasyon maruziyeti olmayan, uygulaması kolay, düşük maliyetli olması bakımından avantajlı bir yöntemdir. Dinamik havayolu değişiklikleri incelenebilir, farenks bu muayenede fonksiyonları açısından değerlendirilebilir ancak yumuşak doku hakkında bilgi verememektedir.

2.2.4. Polisomnografi

PSG, uykuda EEG, EOG, EMG, EKG, vücut pozisyonu gibi pek çok farklı fizyolojik parametrenin en az 6 saat kaydedilmesini, bu kayıtların uzman bir hekim tarafından değerlendirilip raporlanmasını gerektiren bir sistemdir. Uyku çalışmaları, uyku laboratuvarlarında tüm gece boyunca süren hasta uyurken PSG kayıtlarının alındığı çalışmalardır. Alınan PSG kaydının uzman hekim tarafından incelenebilmesi için hastanın gece boyunca sağlıklı bir uyku uyuması gerekmektedir. Bunun için gerekli ön bilgilendirmeler hasta uyku çalışmasına başlamadan yapılmaktadır. PSG kaydı için uyku laboratuvarlarında konuda uzman teknik elemanlara gereksinim olması, tam kapasiteli uyku laboratuvarlarının sayıca az olması nedeniyle randevu alınamaması, kayıtların gece boyunca ve en az 6 saat süre ile yapılması nedeniyle teknik personelin ve cihazların tüm gece boyunca çalışmasının gerekmesi ve testin maliyetli olması yöntemin dezavantajlarından [47].

2.2.5. Polisomnografiye alternatif yöntemler

PSG'nin dezavantajları göz önünde bulundurularak önerilen alternatif yöntemlerle ilgili literatür incelenerek aşağıda özetlenmiştir. Bu çalışmaların ortak amacı hastayı rahatsız etmeden, daha az parametreyle çalışmak şeklinde yönelmiştir. Bu da sistemin eve kurulması veya taşınabilir olması ile mümkün olmaktadır.

Taşınabilir PSG cihazları, bağımsız sinyal analizi gerçekleştirebilir ve hasta evine götürüp ev ortamında kullanabilir. Garg et al., TUA riski taşıyan kentsel bir popülasyonda evde cihaz kullanımının (WatchPAT200) fizibilitesini PSG'ye kıyasla test etmişlerdir, Berlin anketi ile tanımlanan, TUA olasılığı yüksek olan 75 kişi evde (WatchPAT200) ve laboratuvar da teste tabi tutulmuştur. Ev için alıcı işlem karakteristiği (AİK) eğrisinin altındaki alanlar $AHI \geq 5$ için 0,90, $AHI \geq 10$ için 0,95 ve $AHI \geq 15$ için 0,92 şeklinde iken katılımcıların %82'si laboratuvar testi yerine evi tercih etmişlerdir. Uyku merkezlerindeki uzmanlar için doğru hasta için doğru teknolojiyi seçmek bu çalışmanın zorluklarından biridir. Ayrıca, PSG'ye kıyasla maliyet etkin olan evde testin teknolojisini ve süresini (tek gece veya birden fazla gece) belirlemek için ileriye dönük çalışmalara ihtiyaç vardır [5].

Evde kullanımda da tüm gece uykusu süresince çok kanallı sinyal kaydı gerekmektedir. PSG'de alınan çok kanallı sinyal kaydı, EEG, EKG, EMG, EOG, oronazal hava akışı, oksijen

satürasyonu, solunum çabası ve nabız kayıtlarından oluşmaktadır. İlk paragrafta değinilen daha az parametre ifadesindeki vurgu bugüne kadar yapılan çalışmalarda PSG'deki tüm sinyal kayıtları aksine sadece EKG'den, sadece EEG'den, sadece solunum parametreleri gibi daha az sinyal kaydı alınarak çalışmalar yapılmasıdır. Varady et al., yalnızca solunum sinyallerini kullanarak apne ve hipopne olaylarının çevrimiçi tespiti için yenilikçi bir yaklaşım ortaya koymuşlardır. Solunum sinyallerindeki üç farklı örüntünün (normal solunum, hipopne ve apne) tanınması için dört farklı yapay sinir ağı sunulmuştur. Ağlar, dokuz farklı hastanın polisomnografik kayıtlarından elde edilen eğitim setleri temel alınarak geliştirilmiştir. 16 farklı hastadan alınan eğitimsiz solunum modelleri kullanılarak test edilmiş ve karşılaştırılmıştır. Önceden işlenmiş solunum sinyallerini sınıflandıran ağlar ile %90'ın üzerinde başarı elde edilmiştir [6].

Ng et al., torasik ve abdominal sinyallerin ortalama mutlak genliklerinin duyarlılığını değerlendirmişlerdir. Çalışma, tıkaçıcı uyku apnesi veya merkezi uyku apnesi tanısı alan 18-65 yaş aralığındaki 26 denek ile gerçekleştirilmiştir. PSG ile nazal ve oral hava akımı, torasik ve abdominal efor ve nabız oksimetre düzeyine ilişkin sinyaller kaydedilmiştir. Ortalama mutlak genlik analizini kullanan bu çalışmanın sonuçları, torasik ve abdominal sinyallerin kombinasyonunun, torasik sinyal ve abdominal sinyalle ayrı ayrı karşılaştırıldığında en iyi genel ve bireysel performanslara ulaştığını göstermiş, %80'den yüksek (duyarlılık ve özgüllük) bir performansa sahip olduğu belirtilmiştir [7].

Quiceno-Manrique et al., tıkaçıcı uyku apnesinin tespitini kalp atış hızı değişkenliği analizi yapmışlardır. Bu çalışmada uyku sırasında kaydedilen EKG sinyallerinden tıkaçıcı uyku apnesini tespit etmek amacıyla zaman frekans dağılımlarından dinamik özellikler çıkarılmıştır. Ayrıca, normal ve patolojik sinyalleri tanımak için kullanılan K-EYK sınıflandırıcısının uygulanmasından önce, her dinamik özelliğin uygunluğunu ölçmek için bir metodoloji uygulanmıştır. Sonuç olarak, önerilen yöntemin TUA için basit bir tanı aracı olarak bir dakikalık aralıklarla yüksek doğrulukla (%92,67'ye kadar) uygulanabileceği ifade edilmiştir [8].

Khandoker et al., çalışmalarında TUA türlerinin gece EKG kayıtlarından otomatik olarak tanınması için bir makine öğrenme tekniği (DVM) uygulamışlardır. Sağlıklı kişilerden ve TUA'lı kişilerden alınan, her biri yaklaşık 8 saat süren toplam 125 set gece EKG kaydı analiz edilmiştir. Kalp atım hızı değişkenliği ve EKG'den türetilen solunum (QRS genliklerinin R dalgalarından) gibi dalgacık ayrıştırmasından sonra ardışık dalgacık katsayısı seviyelerinden

çıkarılan özellikler, kişinin sağlıklı/TUA sınıflandırması yapmak için DVM'lere girdi olarak kullanılmıştır. Çalışmadan elde edilen sonuçlar, EKG tabanlı bir tarama cihazı kullanılmak istendiğinde TUA şüphesi olan hastaların ilk değerlendirmesinde bir uyku uzmanına yardımcı olabilecek potansiyeli olduğunu göstermektedir [9].

Babaeizadeh et al., tarafından yapılan başka bir çalışmada ise uyku apnesi atakları sırasında hastanın uyku-uyanıklık döngüsünün kalp atım hızı (KAH) salınımlarını modüle ettiği hipotezi ortaya konmuştur. Tasarladıkları algoritma ile veri tabanından alınan 6 dakikalık pencerelerin ortasındaki 1 dakikalık dönemlerin %84,7'sini doğru şekilde sınıflandırmışlardır [10].

Bsoul et al., tıkaçıcı uyku apnesi yüksek doğrulukla tanımak için düşük maliyetli, gerçek zamanlı bir uyku apnesi izleme sistemi olan 'Apnea MedAssist'i geliştirmişlerdir. Bu sistem, öznelikleri çıkarmak için hastanın tek kanallı gece EKG'sini kullanmıştır. "Apnea MedAssist", Android işletim sistemi tabanlı akıllı telefonlarda uygulanmış, %90'lık bir sınıflandırma F-ölçümü ve %96'lık bir hassasiyete ulaşmıştır [11].

Almazaydeh et al., EKG verilerinin kısa süreli dönemlerini işleyen otomatik bir sınıflandırma algoritması sunmuştur. Sağlıklı ve TUA'lı kişilerin kayıtları alınarak DVM ile eğitilmiş ve test edilmiştir. Sonuçlar, bu sistemin uyku bozuklukları dönemlerini yaklaşık %96,5 gibi bir doğrulukla tanıyabildiğini göstermektedir [12].

Tagluk et al., EEG sinyalinin bispektral özelliklerini ve yapay sinir ağı (YSA) kullanarak TUA'lı hastaları teşhis etmeye yönelik farklı bir yaklaşım üzerinde durmuşlar, sağlıklı/TUA sınıflandırmasında %96,15'lik doğruluk elde etmişlerdir [13]. Deng et al., KAH'ın TUA teşhisindeki potansiyelini araştırmış ve TUA'nın tespitinde, sayısal titrasyon tekniği kullanılarak %72,2'lik bir özgüllük ve %81,3'lük bir duyarlılık elde etmişlerdir [14]. Series ve ark. (1999), nazal basınç kaydı ile uykuda solunum bozukluklarının basit ve güvenilir bir ölçümünü gerçekleştirmek üzerine bir çalışma yapmışlardır [15].

Yılmaz et al., yalnızca tek derivasyonlu EKG sinyalinden elde edilen öznelikleri kullanarak uyku evrelerinin sınıflandırılması ve TUA'nın otomatik olarak tespitinin uygulanabilirliğini araştırmak üzere bir çalışma gerçekleştirmişlerdir. NREM evre-2 dışındaki evreler için sınıflandırma doğruluk oranları %80 ile %90 arasında olup, evre-2 için %60 veya

%70 şeklinde olmuştur. Beş TUA hastasında, TUA tespit oranlarının ise %89'un üzerinde olduğu belirtilmiştir [16].

Yapılan tüm bu çalışmalar değerlendirildiğinde başarılı sonuçlara ulaşılmış ancak, evde kurulan ve/veya daha az parametreyle/sinyal kaydı ile çalışılan sistemlerde de tam anlamıyla bir başarı elde edilememiştir. Bunun sebebi, hastanın bu sistemleri evde kullanırken bir takım bağlantı problemleri ile karşılaşması, batarya düşüklüğünü göz önünde bulundurmadan kayıt almak istemesi gibi ortaya çıkan durumlar sonucunda verilerde %16 oranında önemli bir kayıp gözlemlenmiştir [4]. Bunun yanı sıra, noninvaziv olsa da hasta ile yapılan kablo bağlantılarından vazgeçilememiş olması çeşitli dezavantajlara sebep olmuştur.

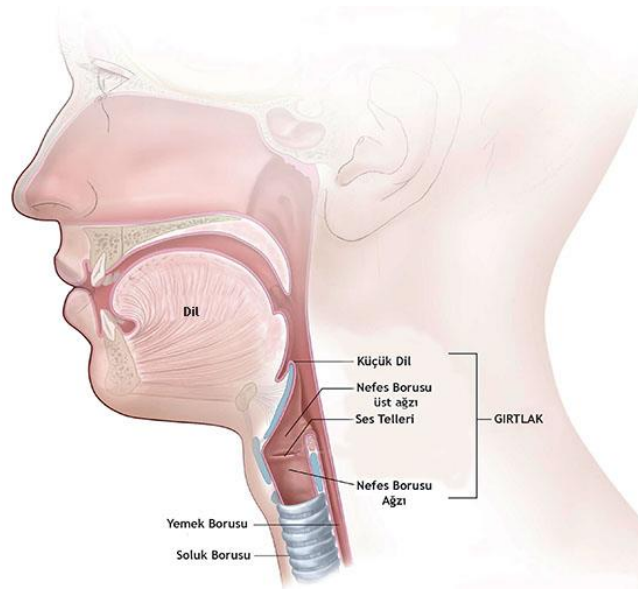
Horlama, yapılan araştırmalar sonucu en önemli apne belirtilerinden biridir. Hasta ile herhangi bir kablo bağlantısı gerektirmemesi ile de horlama seslerinden apne tespitinin avantajlı olabileceği yönünde araştırmalar yapılmıştır [17-20]. Nandakumar et al., akıllı telefonlarda uyku apnesi olaylarını tespit etmek için temassız çözüme dair bir çalışma yapmışlardır. Bunu başarmak için akıllı telefonlarda nefes almanın neden olduğu dakikadaki göğüs ve karın hareketlerini izleyen yeni bir sistem sunmuşlardır. Sistem, Harborview'deki UW Medicine uyku merkezi'ne yerleştirilmiş ve 37 hastayla toplam 296 saat boyunca klinik bir çalışma gerçekleştirilmiştir. Çalışma, sistem tarafından tanımlanan solunum olaylarının sayısının temel gerçeğe yüksek düzeyde ilişkili olduğunu ve merkezi apne, tıkaçıcı apne ve hipopne için sırasıyla 0,9957, 0,9860 ve 0,9533 korelasyon katsayısına sahip olduğunu göstermiştir [18]. Penzel et al., kalp atım hızı ve solunum/horlama seslerinin kaydedilmesine dayanan dijital bir cihaz geliştirmişlerdir [19]. Kızılkaya et al., horlama seslerinin kaotik yapısından yola çıkarak, horlama seslerinin sınıflandırılmasında doğrusal olmayan öznelikler hesaplamışlardır. İleri beslemeli bir sinir ağı kullanarak %96,58 başarımla TUA tespiti gerçekleştirilmiştir [20]. Elektriksel bir bağlantı olmadan, hastaya rahatsızlık vermeden mikrofon ile yapılan bu çalışmalarda da gece kayıt alınması sebebiyle farklı yöntemler araştırılmıştır. Bu araştırmalar, soluk yolunun ses ile aynı yolu kullanmasından yola çıkarak apneli ve sağlıklı kişiler arasındaki ses farklılıklarını incelemek üzerine olmuştur.

2.3. İnsan Sesi ve Apne

Ses, fiziksel olarak havanın titreşimiyle oluşan bir enerji formudur. Omurgalıların iç kulaklarındaki reseptörleri ve işitme merkezi, ses dalgalarını çeşitli özellikleri (şiddet, ton, tını)

bakımından karmaşık bir biçimde analiz eder. İnsan işitme aralığı, 16 Hz ile 20000 Hz arasındadır. Ses, fiziksel genliği ile ilgili olarak şiddet bakımından şiddetli veya zayıf olarak sınıflandırılabilir. Ses tonu, doğrudan frekansla bağlantılıdır ve genellikle ince veya kalın olarak tanımlanır. Sesin tınısı ise şiddet ve temel frekans aynı olduğunda harmoniklerin sayıları ve genliklerinin farklı olması durumu ile ifade edilmektedir.

İnsanda konuşma sesleri, herhangi bir anlamlı ses çıkarılmak istendiğinde göğüs kafesi ve diyaframın oluşturduğu kontrollü basınç ile ciğerlerden çıkan havanın ses yolu üzerinde herhangi bir engelle karşılaşp karşılaşmamasına bağlı olarak ünlü ve ünsüz olmak üzere ikiye ayrılır (Şekil 2.6). Ünlü ve ünsüz sesler konuşma dilinin simgeleridir ve fonem olarak adlandırılır. Ünlü harflerin sesleri, akciğerlerden üflenen basınçlı havanın ses yolundan geçerken tamamen kapanma bir engelle karşılaşmayp ses tellerinin titreşimleri ile oluşturulur. Ünlüler, ağırlıklı olarak ağız boşluğundaki darlık/genişlik, dudakların durumu ve dilin pozisyonuna (soluk geçişi açısından önemli) göre sınıflandırılmaktadır (Tablo 2.2.). Ortaya çıkan ünlü ses, bir temel frekansı olmasına rağmen sesin şekillendirilmesinde etkili olan organların uyguladığı filtrelemeler sebebi ile tamamen periyodik ve sabit genlikli değildir.



Şekil 2.6. Ses yolu bileşenleri [48].

Ünsüz seslerin ise, bir kısmı ses telleri yardımıyla oluşturulurken çoğunluğu ise ses telleri açıkken oluşturulmaktadır. Ses yolu üzerindeki organların (damak, ağız, diş, dudak, burun) aldığı şekillerle ortaya çıkmaktadır. Ünsüzler, çıkış biçimleri (patlamalı, geniz vb.), çıkış yerleri (çift dudak, dudak-diş vb.) ve ses tellerinin titreşimine göre sınıflandırılmaktadır (Tablo 2.3.).

Tablo 2.2. Ünlü seslerin sınıflandırılması.

Ünlüler	
Ön damak ünlüsü (ön ünlü)	/e/, /i/, /ö/, /ü/
Art damak ünlüsü (art ünlü)	/a/, /ı/, /o/, /u/
Düz ünlüler	/a/, /e/, /ı/, /i/
Yuvarlak ünlüler	/o/, /u/, /ö/, /ü/
Geniş ünlüler	/a/, /e/, /o/, /ö/
Dar ünlüler	/ı/, /i/, /u/, /ü/

Tablo 2.3. Ünsüz seslerin sınıflandırılması.

Ünsüzler	Sürtünme	Patlamalı	Geniz	Kaygan
Ötümlü	c, j, v, z	b, d, g	m, n	ğ, l, r, y
Ötümsüz	ç, f, h, s, ş	t, k, p	-	-

Ağız ve/veya burun boşluğundaki bileşenlerin uyguladığı kuvvetlerle hava, türbülanslar yaparak ağızdan çıkar. Türbülans yapısı gereği doğrusal olmayan bileşenler içerdiğinden, bu sesleri klasik ses analiz yöntemleri ile layıkıyla analiz etmek mümkün değildir.

TUA hastalarında ses üretiminde etkili olan dil kökü, küçük dil ve gırtlaktaki kaslarda gevşemeler olmaktadır. Bu sırada geniz hava yolunun kapanmasından dolayı normal dışı bir basınç altında kalmaktadır. Bu bölgelerdeki deformasyonlar hastaların harfleri seslendirmesinde sağlıklı kişilerden farklılıklar ortaya çıkarır [34].

TUA tespiti konusunda PSG'ye alternatif yöntemler geliştirilirken son yıllarda yukarıdaki durumlar göz önüne alınarak ses ile yapılan çalışmalara yoğunlaşmıştır. Bu alanda yapılan çalışmalarda, ağırlıklı olarak temelde ses telleri tarafından üretilen ünlü harfler veya üretiminde ses tellerinin de etkili olduğu ünsüz harfler kullanılmıştır. Ses analizinde ise genellikle temel frekans, jimmer, jitter, harmoniklerin gürültüye oranı, formantlar, mel frekansı kepsral katsayıları (MFKK) gibi temel ses analiz parametreleri kullanılmıştır.

2.3.1. Literatür özeti

İlk olarak Fox et al., anormal rezonans, artikülasyon ve fonasyon analizine göre TUA'nın tanımlanabileceğini veya patolojisine dair bir fikir verebileceğini ortaya koyan bir çalışma gerçekleştirmiştir [21]. Daha sonra bu çalışmalar yıllar içerisinde artmış ve son zamanlarda TUA'nın tanı maliyetini (tanı süresinin kısalması ve uygulamanın kolay olması) azaltmaya yönelik çalışmalar konuşma/ses analizi üzerinde yoğunlaşmaya başlamıştır [3,21-34].

Benavides et al., 40 sağlıklı ve 42 ağır apneden şikayetçi kişi tarafından okunan dikkatle tasarlanmış dört cümlenin üç tekrarını içeren bir veri tabanı oluşturmuşlardır. Apneyle ilişkili olabilecek bir dizi ses özelliği (Jitter, Shimmer vb.) kullanarak analizin sonucunda, sekiz özellikten oluşan bir alt kümeyi içeren doğrusal bir diskriminant analiz modeli tanımlanmıştır. Bu model, 20 sağlıklı ve 20 apneli denekten oluşan ayrı bir veri tabanında test edilmiş ve %81'lik bir F1-skoru ölçümüyle %85'lik bir duyarlılık ve %75'lik bir özgüllük elde edilmiştir [22].

Solé-Casals et al., çeşitli derecelerde TUA'lı hastalardan ve sağlıklı kontrollerden geniş kapsamlı ses öznitelikleri elde etmişlerdir. Çeşitli öznitelik seçme ve azaltma yöntemleri (istatistiksel sıralama, genetik algoritmalar, temel bileşen analizi (TBA), doğrusal diskriminant analizi (DDA)) uygulanmış ve çeşitli sınıflandırıcılar (Bayes Sınıflandırıcıları, K-EYK, destek vektör makineleri, sinir ağları, Adaboost) karşılaştırılmıştır. 248 denek üzerinde gerçekleştirilen S-katlı çapraz doğrulama, aşırı durumlarda (127 kontrol ve ağır TUA'lı 121 hasta), sesin tek başına TUA'nın varlığı ve yokluğu arasında oldukça iyi bir ayırım yapabildiğini göstermiştir. Ancak hafif TUA ve sesin ikincil bir rol oynadığı basit horlama hastalarında durumun böyle olmadığı ifade edilmiştir [23].

Fiz et al., TUA'lı olan 18 erkek ve kontrol grubu olarak 10 sağlıklı erkek ile çalışma gerçekleştirilmiştir. Harmoniklerin maksimum frekansı, harmoniklerin ortalama frekansı ve harmonik sayısı özellikleri analiz edilerek /i/ sesinin hasta ve sağlıklı kişileri ayırt edebileceği sonucuna varılmıştır [24].

Fernández-Pozo et al., sağlıklı ve apneli deneklerden oluşan bir konuşma veri tabanıyla çalışarak, apnenin ayırt edici ses özelliklerine yönelik bir çalışma yapmışlardır. Konuşma spektrumları üzerinde Gauss Karışım Modeli (GKM) örüntü tanımayı kullanarak nazal ve nazal olmayan fonetik bağlamlardaki ünlü harfleri modelleyerek TUA hastalarında anormal nazalizasyon üzerinde çalışılmıştır. Ağır uyku apnesi tespitinde uygulanan GKM'lerin ayırt

edici gücüne ilişkin deneysel bulgular sunularak %81'lik bir doğru sınıflandırma oranına ulaşılmıştır [25].

Goldshtein et al., polisomnografi çalışmasından hemen önce metne bağlı konuşma protokolü ve dijital ses kayıt cihazı kullanılarak kaydedilen 93 deneğin akustik konuşma özelliklerini araştırmışlardır. Çalışmanın analizinin ardından denekler TUA (67 kişi) ve TUA olmayan (26 kişi) gruplara ayrılmıştır. Gruplar arasında modelleme ve sınıflandırma yapmak için GKM'ye dayalı bir sistem geliştirilmiştir; ses yolu uzunluğu ve doğrusal tahmin katsayıları gibi ayırt edici öznitelikler, öznitelik seçme tekniği kullanılarak seçilmiştir. Erkeklerde, TUA tespitinde %83 ve %79, kadın TUA hastalarında ise sırasıyla %86 ve %84 özgüllük ve duyarlılığa ulaşılmıştır [26].

Kriboy et al., vücut pozisyonundan etkilenen konuşmanın akustik özelliklerinin TUA'lı ve TUA'sız hastalar arasında ayırım yapılmasına yardımcı olabileceğini üzerine bir çalışma yapmışlardır. Dik oturma ve sırtüstü pozisyonlarda konuşma sinyallerinin akustik özelliklerini analiz ederek TUA'lı ve TUA'sız hastaları ayırt etme olasılığı araştırılmıştır. 35 uyanık hasta dik oturma ve sırtüstü pozisyonlarda sesli harfleri telaffuz ederken kaydedilmiş, TUA tespitinde DDA kullanılarak %84,6 doğruluk, %92,7 duyarlılık ve %80 özgüllük elde edilmiştir [28].

Simply et. al, TUA'nın, üst solunum yolunun anatomik ve fonksiyonel anormallikleri ile ilişkilendirilerek konuşmanın akustik parametrelerini etkilediği varsayımı üzerine kurulmuştur. Sistem, sürekli konuşma sinyalleri içindeki nefes bölümlerinden elde edilen özelliklere, evrişimli bir sinir ağı kullanılarak sürekli sesli harflerden elde edilen bilgilere ve yinelenen bir sinir ağı kullanılarak sürekli konuşma sinyallerindeki doğal bilgilere dayalı olarak üç farklı alt sistemi birleştirmektedir. Örneklem 398 kişiden oluşmuştur. Bileşik sistemin yanı sıra her bir alt sistemin performansı ayrı ayrı incelenmiştir. TUA'lı ve TUA'lı olmayan denekler arasında ayırım yapmak için, saatte 15 olaylık AHİ eşiği kullanılarak bir sınıflandırma yapılmıştır. Sonuç olarak, %77,14 doğruluk, %75 duyarlılık ve %79 özgüllük elde edilmiştir [29].

Espinoza-Cuadros et al., TUA'lı olduğundan şüphelenilen ve uyku merkezine sevk edilen 285 İspanyol erkekte oluşan bir popülasyon üzerinde AHİ'yi tahmin etmek için hem görüntü hem de konuşma işlemenin kullanımını araştırmıştır. Fotoğraflar ve ses kayıtları, akıllı telefon veya tablet gibi mobil cihazlarda çalışan bir TUA değerlendirme uygulamasına yakın bir senaryoyu test etmeye çalışarak, denetimli ancak çok kontrollü olmayan bir şekilde toplanmıştır. Konuşma ifadelerindeki spektral bilgi, i-vektör adı verilen düşük boyutlu akustik

temsil ile modellenmiştir. TUA ile ilgili bir dizi yerel kraniyofasiyal özellik, aktif görünüm modelleri kullanılarak yüz işaretlerinin tespit edilmesinden sonra görüntülerden çıkarılmıştır. AHİ'yi tahmin etmek için yüz özelliklerine ve i-vektörlere destek vektör regresyonu uygulanmış AHİ tahminine dayanan TUA tespitinde %79,4 doğruluk elde edilmiştir [30]. Yine başka bir çalışmada Espinoza-Cuadros et al., TUA'dan muzdarip olduğundan şüphelenilen ve bir uyku bozuklukları biriminden elde edilen 426 İspanyol erkeği içeren geniş bir konuşma veri tabanı oluşturularak AHİ tahmin etmek veya bireyleri buna göre sınıflandırmak için makine öğrenmesi tekniklerini kullanılmışlardır. Konuşma spektral bilgileri süpervektörler veya i-vektör teknikleri kullanılarak modellenmiş ve AHİ, destek vektör regresyonu aracılığıyla tahmin edilmiştir. Daha sonra aynı veri tabanını kullanarak daha önce önerilen çeşitli TUA sınıflandırma yaklaşımları incelenmiştir. Süpervektörler veya i-vektörler ve ardından destek vektör regresyonu kullanılarak AHİ tahmin edilirken elde edilen zayıf sonuçların, önceki araştırmalarda bildirilen olumlu sonuçlarla çeliştiğine çalışmada yer verilmiş, sınırlamalar ve eksiklikler tespit edilmiştir [3].

Blanco et al., ağır TUA'nın saptanması için, sürekli konuşma dinamiklerini tanımlamak üzere doğrusal olmayan ölçümler sunan, hastaların seslerine dayalı bir yaklaşım sunmuşlardır. Doğrusal olmayan özellikler konuşma için kepsral parametreleştirme (MFKK) üzerinden istatistiksel modelleme teknikleri (GKM'ler) kullanılarak konuşma tanıma sistemleriyle birleştirilmiştir. 40 sağlıklı erkek konuşmacıdan ve ileri derecede TUA'lı 40 erkek hastadan oluşan seçilmiş gruptan, bir uzmanın gözetiminde, belirli bir ritmik yapıya sahip dört cümlelerin her birinden üçer kez okumaları istenmiştir. %88,5 doğruluğa ulaşarak sistemin TUA erken tespitinde kullanılmasına olanak sağlayabileceği belirtilmiştir [31].

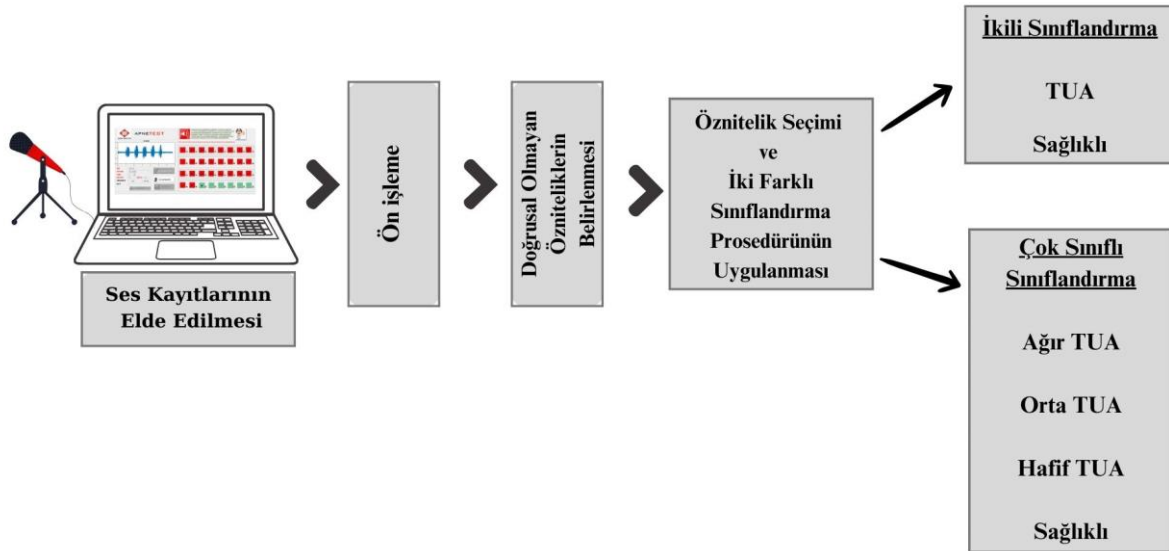
Ding et al., TUA'nın derecesini, Çinlilerin konuşma sinyallerine dayalı olarak makine öğrenme teknolojisi ile otomatik olarak değerlendirmiştir. TUA'dan şüphelenen toplam 151 Mandarin anadili konuşan yetişkin erkek, hastalığın derecesini değerlendirmek için polisomnografiyi tamamlamışlardır. Oturma ve sırtüstü pozisyonda Çince sesli harfler ve geniz sesleri kaydedilmiş ve katılımcıların AHİ'lerini makine öğrenme yöntemi kullanarak tahmin etme doğruluğu, konuşma sinyallerinden elde edilen özniteliklere göre analiz edilmiştir. 151 katılımcının 75'inde AHİ 30'dan büyük, 76'sında ise AHİ 30'a eşit veya küçük olacak şekildedir. Oturma ve sırtüstü pozisyonlarda kaydedilen katılımcılardan toplanan verilerden doğrusal bir destek vektör makinesi kullanılarak doğrusal tahmin kepsral katsayıları dahil olmak üzere çeşitli öznitelikler çıkarılmıştır; katılımcılar AHİ = 30 ve AHİ = 10 eşik değerleriyle sınıflandırılmıştır. Sınıflandırmaların doğrulukları her iki eşik değeri için de

%78,8, duyarlılıkları sırasıyla %77,3 ve %79,1, özgüllükleri ise %80,3 ve %78 şeklinde sunulmuştur [32]. Başka bir çalışmada Ding et al., polisomnografiyi tamamlayan, Mandarin ana dilini konuşan toplam 158 yetişkin erkek ile analizlerini tamamlamışlardır. Oturma pozisyonundaki her katılımcıdan tüm Çince heceler toplanmış, Çince heceler doğrusal tahmin katsayıları öznitelik olarak çıkarılmış ve katılımcıları 10 ve 30 AHİ eşik değerlerine göre ikiye ayırmak için bir karar ağacı modeli kullanılarak matematiksel olarak modellenmiştir. Çeşitli hece kombinasyonlarından oluşan bir TUA sınıflandırma modeli, sırasıyla 0,83 (AHİ = 10) ve 0,87 (AHİ = 30) eğri altındaki alanlarla oluşturulmuştur [33].

Yılmaz et al., TUA hastalarında ses yolundaki kas ve dokulardaki bozulmanın sesin doğrusal olmayan özelliklerini değiştirdiği hipotezine dayanarak 20 sağlıklı ve 20 TUA'lı kişi ile TUA/sağlıklı sınıflandırmasını gerçekleştirmiştir. Test işlemi ayrı bir grup kullanılarak gerçekleştirilmiş ve ünsüz harfler için 6 özellik ile %82,5 test doğruluğu elde edilmiştir [34].

3. MATERYAL VE METOT

Tez kapsamında öncelikle Gülhane Eğitim ve Araştırma Hastanesi uyku laboratuvarına uyku apnesi şüphesi ile gelen veya koordineli çalışılan birimlerce yönlendirilen (Kulak Burun Boğaz, Göğüs Hastalıkları, Nöroloji Kliniği gibi) hastaların PSG çalışmasına başlanmadan, uyanırken belirlenen seslere ait ses kayıtları alınarak bir veri tabanı oluşturulmuştur. Veri tabanı oluşturulurken bu sesleri hastaların demografik bilgileri ile kaydedebilecek MATLAB GUI aracılığıyla bir arayüz tasarlanmış ve bilgisayar programı yazılmıştır. Bu program ile, belirlenen ses ve heceler belirlenen sıra ile söylenecek şekilde kurgulanmış ve katılımcılara beşer kez tekrarlatılarak kaydedilmiştir. Kaydedilen sesler üzerinde doğrusal olmayan analizlerle istenen öznitelikler hesaplanmış olup, en ayırt edici olanların belirlenmesi amacıyla MATLAB Classification Learner ile öznitelik seçimi yapılmış, öznitelik seçim yöntemlerinden ANOVA kullanılmıştır. Seçilen öznitelikler K-EYK ve DVM sınıflama algoritmaları aracılığı ile hem ikili sınıflandırma hem de çok sınıflı sınıflandırma yapılarak, TUA tespit ve derece belirleme başarımları değerlendirilmiştir. Şekil 3.1.'de çalışmanın blok diyagramı verilmiştir.



Şekil 3.1. TUA/Sağlıklı ve TUA derecelerinin tespiti için yapılan çalışmanın blok diyagramı.

3.1. Veri Kümesinin Oluşturulması

Tez çalışması kapsamında, horlama, gündüz aşırı uyku hali, yorgunluk, dikkat dağınıklığı gibi semptomlar ile hastaneye başvuran ve tıkaçıcı uyku apnesi şüphesi ile Kulak Burun Boğaz, Göğüs Hastalıkları gibi farklı polikliniklerden uyku merkezine yönlendirilen hastalardan uyku hazırlığı yapıp PSG testine girmeden önce geliştirilen arayüz ve yazılım aracılığı ile ses kayıtları alınmıştır. Bir bilgisayar ve mikrofondan oluşan ses kayıt düzeneği ve geliştirilen MATLAB programı aracılığıyla her hastaya 32 adet hece 5'er kez tekrarlatılarak kaydedilmiştir. Bir sesin 5 kez tekrar edilerek kaydedilmesi yaklaşık 7 saniye sürecek şekilde programlanmıştır. Ses kayıtları alınırken sürekli aynı ortamda alınmasına dikkat edilmiş ve Gülhane Eğitim ve Araştırma Hastanesi uyku merkezinin boş bir odasının kullanılmasına izin verilmiştir. Ses kayıtlarının ve verilerin kullanımı için Gülhane Eğitim ve Araştırma Hastanesi etik kurulundan (belge no: 46418926/karar no: 19/87) izin alınmıştır (EK 1). Denekler bilgilendirilmiş onam formunu (EK 2) imzalayarak çalışmaya gönüllü olarak katılmışlardır.

3.1.1. Seslerin seçimi

Bu tez kapsamında, veri kümesinin oluşturulmasındaki ilk ve en önemli adım kişilerin hangi seslerinin kaydedileceğine karar verilmesidir. Kaydedilen sesler, anadili Türkçe olan kişilerden elde edildiğinden Türk alfabesindeki bazı ünlü ve ünsüz harflerden/hecelerden oluşmaktadır. Literatür çalışmalarında kullanılan sadece ünlüler veya geniz ünsüzlerinin yanı sıra farklı ünsüzler de tercih edilmiştir. Sesler seçilirken, TUA'da farinksin çökmesi sonucu hava yolunun tamamen veya kısmen tıkanması ve buradaki dokularda deformasyona yol açması önemli bir kriter olup hangi seslerin seçiminin daha etkin olabileceği üzerinde durulmuştur. Öncelikle etkilenen bölge göz önüne alınarak arka damak ünsüzleri olarak da adlandırılan /g/, /h/, /k/ seslerine karar verilmiş ardından geniz bölgesi ünsüzü olarak geçen çeşitli çalışmalarda da yer alan /n/ sesi eklenmiştir. Sürtünmeli seslerin de etkili olacağı düşünülerek /c/ (ötümlü) ve /s/ (ötümsüz) sesleri ve son olarak da kaygan – ötümlü ses grubundan /r/ çalışmaya dahil edilerek kaydedilecek sesler belirlenmiştir. Kişilerin ünsüz sesleri yanında herhangi bir ünlü ses olmadan söylemelerinin zor olabileceği düşünülerek arka damak ünlülerinden /a/, /ı/, /u/, ön damak ünlülerinden ise /i/ ile tüm sessizler birleştirilerek Tablo 3.1.'de gösterilen ses kombinasyonları ortaya çıkmış ve sesler belirlenmiştir.

Tablo 3.1. Ses kayıtlarında kullanılan ünlü ve ünsüz harfler/heceler.

Ünlü harf / heceler	/a/, /ı/, /i/, /u/
Ünsüz harf / heceler	/ca/, /cɪ/, /ci/, /cu/
	/ga/, /gɪ/, /gi/, /gu/
	/ha/, /hɪ/, /hi/, /hu/
	/ka/, /kɪ/, /ki/, /ku/
	/na/, /nɪ/, /ni/, /nu/
	/ra/, /rɪ/, /ri/, /ru/
	/sa/, /sɪ/, /si/, /su/

3.1.2. Tasarlanan ses kayıt sistemi için mikrofon seçimi

Mikrofon, ses dalgalarını elektriksel sinyallere dönüştüren bir dönüştürücüdür. Çalışma prensibi olarak, ses kaynaklarından gelen basınç değişikliklerini algılayarak bu değişiklikleri elektriksel sinyallere çevirir. Kondenser mikrofonlarda biri diyafram (hareketli) diğeri ise arka plaka (sabit) olarak adlandırılan iki plaka bulunmaktadır ve kapasitör bu iki plakadan oluşur. Ses dalgalarının çarpması ile diyaframda oluşan titreşimler plakalar arasındaki hava boşluğunun değişmesini bu da kapasite değişimini sağlar. Bu değişim ile devreden bir akım geçer ve bu da direnç üzerinde bir gerilim oluşmasına yol açar. Bu sinyaller yükseltilerek daha sonra ses kayıt cihazlarına veya ses sistemlerine iletilerek sesin elektriksel gösterimini sağlar. Çalışmada ses kayıtlarının alınmasında Şekil 3.2’de görülen Behringer C-1U kardioid kondenser mikrofon kullanılmıştır. Bu mikrofonu tercih etmemizdeki nedenlerden biri bu tür mikrofonların, yanlardan ve arkadan gelen sesi reddederek önden gelen sesi en iyi şekilde algılamaları ve kaydetmeleridir. Hastane ortamında gelen seslere engel olunamadığı ve merkezde yalıtımlı bir ses odası bulunmaması nedeniyle sadece önden gelen sesi yakalaması bu çalışma için kardioid kondenser mikrofonun uygun olduğunu göstermiştir. Hassasiyet, geniş frekans aralığı ve düşük gürültü oranı özellikleri ile karakterizedirler.

Ses sinyalleri ile yapılan son araştırmalarda, ses sinyalinin ve gürültü kaynaklarının yoğunluk seviyeleri karşılaştırılarak sinyal-gürültü oranının (signal-to-noise ratio - SNR) hesaplanması önerilmektedir. Çalışmalarda kabul edilebilir SNR değerlerinin 30 ila 42 dB arasında olduğu, tercihen 42 dB’ye yakın olmasının iyi olacağı belirtilmiştir [49]. Çalışmada kullanılan mikrofonun bir diğer seçim kriteri de SNR’sinin sinyaller üzerinden hesaplanarak bu aralığa uygun olduğunun görülmesidir. Mikrofonun diğer özellikleri Şekil 3.2.’de verilmiştir.



Teknik Özellikleri	C-1U
Mikrofon Tipi	Kondenser
Kutup Deseni	Kardioid
Diyafram Boyutu	0,63" (16mm)
Frekans tepkisi	40Hz-20kHz
Maksimum SPL	136dB
Bağlantı	USB
Ağırlık	530gr

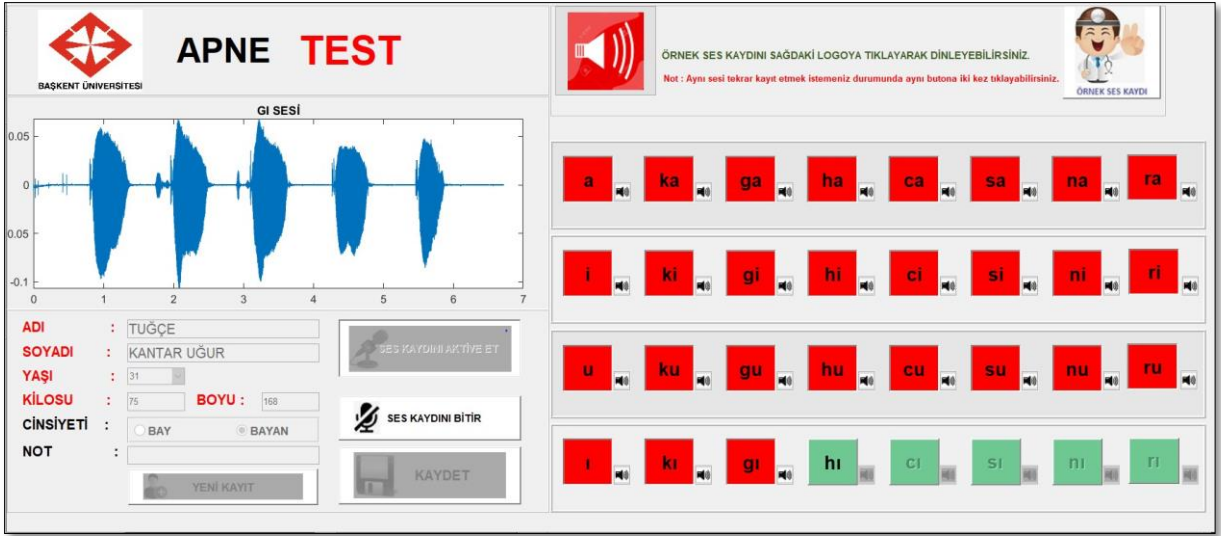
Şekil 3.2. Çalışmada kullanılan kardioid kondenser mikrofon (Behringer C-1U).

3.1.3. Tasarlanan kullanıcı arayüzü ve geliştirilen ses kayıt programı

Gülhane Eğitim ve Araştırma Hastanesinden kayıtların alınabilmesi için seslerin belirlenmesinin ardından MATLAB GUI (Graphical User Interface – Grafik Kullanıcı Arayüzü) aracılığı ile kullanıcıya uygun bir arayüz tasarlanmıştır. Arayüz tasarlanırken kullanıcıya programı nasıl kullanacağı hem yazılı hem sesli olarak açıklanmış ve çalışmanın anlaşılabilirliği bakımından sistemde örnek bir ses kaydına yer verilmiştir. TUA'lı ve sağlıklı kişilerde ses yolu bileşenlerinde oluşacak farklılıklar ve harflerin üretiminde dilin ve diğer ses yolu bileşenlerinin de konumları değerlendirilerek bir önceki bölümde seçilen heceler arayüze yerleştirilmiştir. Arayüz, kullanımı kolaylaştırabilmek için iki bölümden oluşmaktadır. Şekil 3.3.'te görülen arayüzün sol bölümü hasta bilgilerinin (ad, soyad, yaş, kilo, boy, cinsiyet) girildiği alan ve ses kaydı alınırken hastanın takip edebilmesi için söylenen seslerin çizdirildiği grafik alanından oluşmaktadır. Sağ bölümü ise örnek ses kaydı butonu ve ünlü ve ünsüz seslerden oluşan toplam 32 adet ses kayıt butonundan oluşmaktadır.

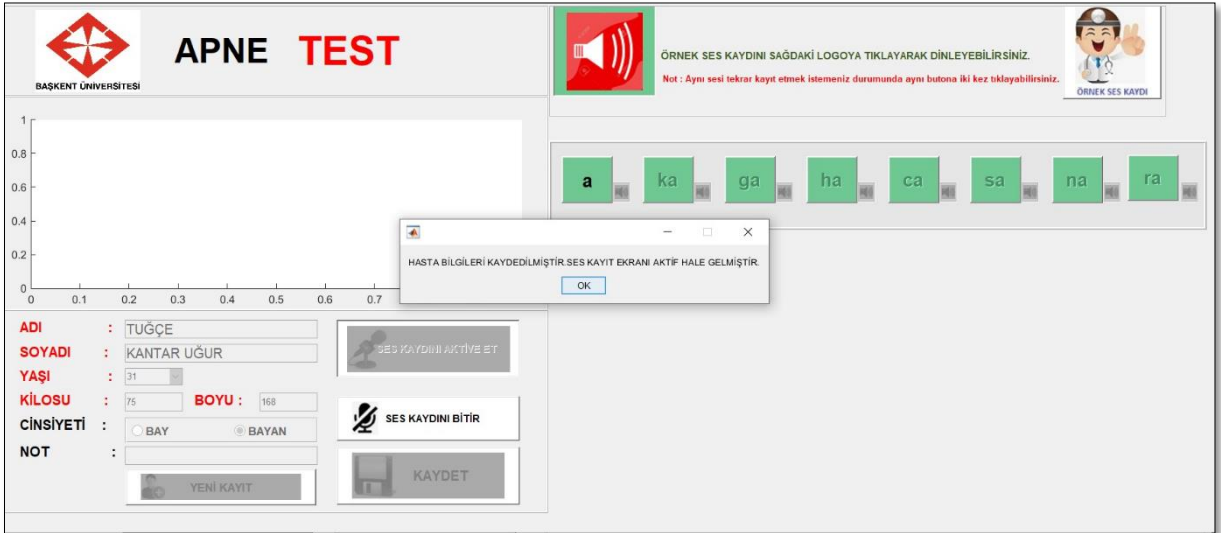
Ses kaydı alınırken izlenen yol aşağıda basamaklar halinde özetlenmiştir:

- Hastanın çalışmada gönüllü olarak yer aldığına dair onam formunun imzalatılması,
- Hastaya ait ad, soyad, yaş, kilo, boy, cinsiyet ve var ise not bilgilerinin girilmesi ve “ses kaydını aktive et” butonuna basılarak bilgilerin kaydedilip ses kayıt butonlarının aktif hale gelmesi (Şekil 3.4.),
- Tüm seslerin belirlenen sırayı takip ederek (yeşil renk buton: henüz hasta tarafından söylenmemiş, kırmızı renk buton: hasta tarafından seslendirilen/seslendirilmesi tamamlanan) ses kayıtlarının tamamlanması,

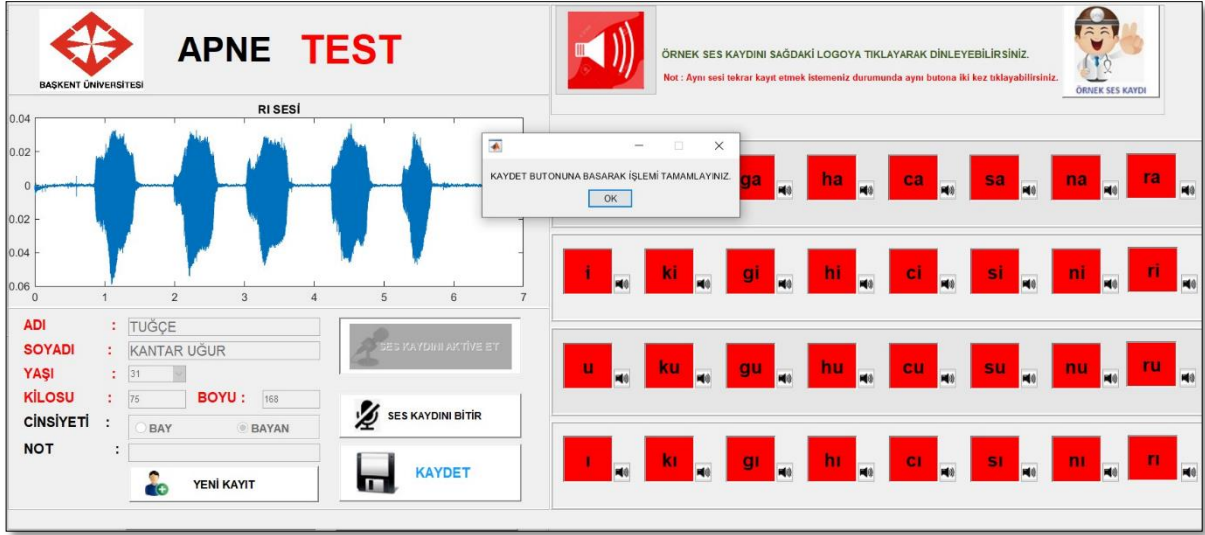


Şekil 3.3. Tasarlanan kullanıcı arayüzü.

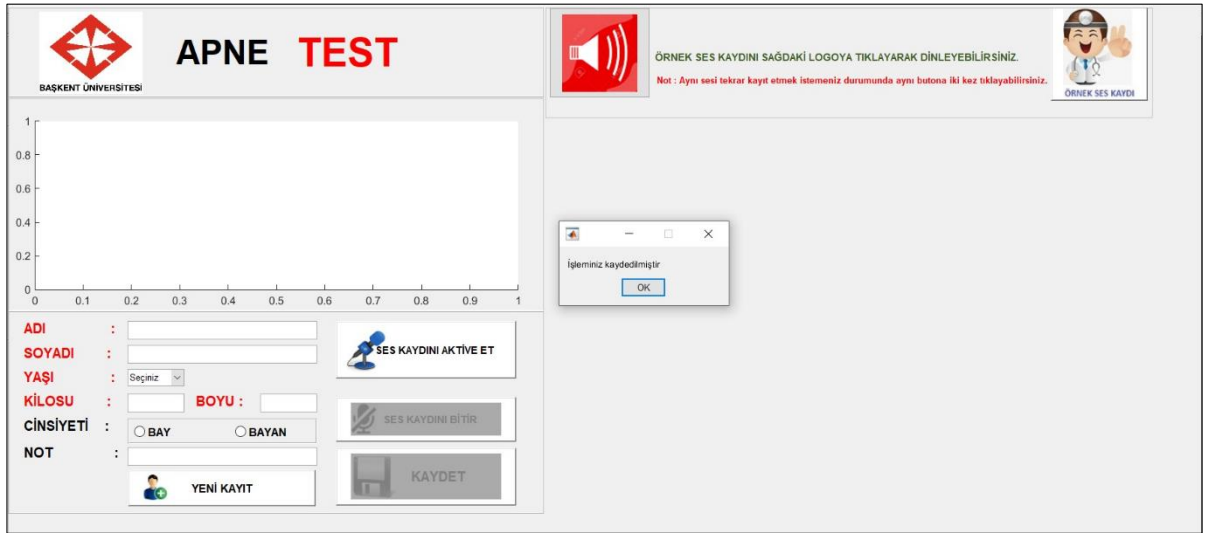
- Şekil 3.5.'te gösterilen “ses kaydını bitir” butonuna basılmasının ardından tüm seslerin kaydedilip saklanması için “kaydet” butonuna basılması ve hastanın işleminin tamamlanması (Şekil 3.6.) şeklinde kullanıcı açısından kolay bir yol izlenmiştir.



Şekil 3.4. Hasta bilgilerinin kaydedilerek ses kayıt ekranının aktif hale getirilmesi.



Şekil 3.5. Ses kayıtlarının tamamlanması.



Şekil 3.6. Kaydet butonu ile tüm ses kayıtlarının kaydedilmesi ve kayıt prosedürünün tamamlanması.

3.1.4. Veri kümesinin özellikleri

Tez çalışmasında, 121 TUA'lı ve 20 basit horlama (sağlıklı) olmak üzere toplam 141 kişinin ses kaydı alınmıştır. 30 – 65 yaş aralığındaki 141 kişinin tamamı PSG çalışmasına dahil olmuş ve hekim skoru ile AHİ'ye göre basit horlama (sağlıklı) veya TUA'lı olarak skorlanmıştır. Kayıtlar alınırken, kişinin ses kaydından önce sigara kullanmamış olmasına, herhangi bir üst solunum yolu ve ses yolu ile ilgili rahatsızlığının olmamasına, burun tıkanıklığı veya sinüzit

belirtileri göstermemesine dikkat edilmiştir. Önceki bölümde de belirtildiği gibi uyku merkezinin sessiz ve boş olan bir odasında kayıt yapılmasına izin verilmiş, hastalardan ses kayıtları Şekil 3.7.’de gösterilen şekilde alınmıştır. Yukarıda verilen Tablo 3.1’de yer alan 32 farklı ses 5’er kez tekrar ettirilerek kaydedilmiştir.



Şekil 3.7. Ses kaydının alınması.

Ses kayıt prosedürü uygulanırken geliştirilen program ile kişilerin demografik bilgileri kaydedilmiş tüm katılımcılara ait yaş, boy, kilo, BKİ, AHİ, apne derecesi ve cinsiyet bilgileri detaylı olarak Tablo 3.2.’de verilmiştir. Özet olarak, 141 kişiye ait bilgilerin gruplara göre dağılımı sağlıklı/TUA için Tablo 3.3.’te, sağlıklı/TUA dereceleri için ise Tablo 3.4.’te sunulmuştur. Demografik bilgiler geliştirilen ses kayıt sistemi ile kaydedilirken yaş ve kilo (kg) bilgileri de kaydedilmektedir, BKİ (kg/m²) arttıkça TUA riskinin de artması nedeniyle Tablo 3.5’te hastaların BKİ’lerine göre dağılımları da verilmiştir [50]. Dağılım, BKİ<18.5 ise “Zayıf”, 18.5 ≤ BKİ < 25 ise “Normal”, 25 ≤ BKİ < 30 ise “Fazla Kilolu”, 30 ≤ BKİ < 40 ise “Obez”, ve BKİ ≥ 40 ise “Aşırı/morbid Obez” aralıklarına uygun olacak şekilde verilmiştir.

Tablo 3.2. 141 kişiye ait demografik bilgiler.

Katılımcı	Yaş	Boy	Kilo	BKİ	AHİ	Sınıf	Cinsiyet*
Denek 1	61	182	92	27,77	55	Ağır	E
Denek 2	65	168	83	29,41	66,6	Ağır	E
Denek 3	53	170	80	27,68	44,4	Ağır	K
Denek 4	50	177	90	28,73	75,1	Ağır	E
Denek 5	52	165	105	38,57	35	Ağır	K

Tablo 3.2. devam ediyor.

Denek 6	61	170	85	29,41	51,5	Ađır	E
Denek 7	62	175	94	30,69	36,1	Ađır	E
Denek 8	36	178	110	34,72	56,5	Ađır	E
Denek 9	57	167	110	39,44	95,3	Ađır	E
Denek 10	42	176	87	28,09	60	Ađır	E
Denek 11	30	171	95	32,49	30	Ađır	K
Denek 12	65	175	85	27,76	75,7	Ađır	E
Denek 13	61	170	86	29,76	141,9	Ađır	E
Denek 14	38	170	72	24,91	56,4	Ađır	E
Denek 15	65	170	84	29,07	36,7	Ađır	E
Denek 16	49	160	71	27,73	33,9	Ađır	E
Denek 17	40	175	73	23,84	73,4	Ađır	E
Denek 18	45	168	86	30,47	71,9	Ađır	E
Denek 19	52	178	94	29,67	31,5	Ađır	E
Denek 20	51	178	128	40,40	50,3	Ađır	E
Denek 21	52	182	83	25,06	30,4	Ađır	E
Denek 22	45	173	90	30,07	34	Ađır	E
Denek 23	45	172	81	27,38	39,5	Ađır	E
Denek 24	41	184	105	31,01	45,2	Ađır	E
Denek 25	43	188	168	47,53	73,1	Ađır	E
Denek 26	57	180	110	33,95	33	Ađır	E
Denek 27	65	185	83	24,25	49,1	Ađır	E
Denek 28	30	177	117	37,35	117,3	Ađır	E
Denek 29	30	177	87	27,77	46	Ađır	E
Denek 30	51	167	93	33,35	74,4	Ađır	K
Denek 31	33	169	117	40,96	76,6	Ađır	E
Denek 32	65	155	92	38,29	92,5	Ađır	K
Denek 33	38	173	86	28,73	84,4	Ađır	E
Denek 34	65	172	95	32,11	56,8	Ađır	E
Denek 35	46	172	86	29,07	40,5	Ađır	E
Denek 36	62	168	105	37,20	32,4	Ađır	K
Denek 37	49	182	95	28,68	81,2	Ađır	E
Denek 38	39	170	73	25,26	42	Ađır	E
Denek 39	65	150	105	46,67	39,9	Ađır	K
Denek 40	61	170	71	24,57	39	Ađır	E
Denek 41	62	156	69	28,35	43,5	Ađır	K
Denek 42	56	168	103	36,49	63,7	Ađır	E
Denek 43	30	170	105	36,33	33	Ađır	E
Denek 44	42	175	120	39,18	92,5	Ađır	E
Denek 45	53	172	85	28,73	48,1	Ađır	E
Denek 46	65	181	91	27,78	41,1	Ađır	E
Denek 47	43	175	90	29,39	72,5	Ađır	E
Denek 48	30	171	68	23,26	51,1	Ađır	E

Tablo 3.2. devam ediyor.

Denek 49	63	160	114	44,53	63,6	Ađır	K
Denek 50	30	183	148	44,19	31,4	Ađır	E
Denek 51	44	168	112	39,68	63,3	Ađır	E
Denek 52	40	158	119	47,67	31,8	Ađır	K
Denek 53	52	173	80	26,73	41,7	Ađır	E
Denek 54	42	180	90	27,78	35,3	Ađır	E
Denek 55	65	145	72	34,24	31,5	Ađır	K
Denek 56	54	179	90	28,09	35,4	Ađır	E
Denek 57	35	183	85	25,38	17,5	Orta TUA	E
Denek 58	49	170	98	33,91	15,1	Orta TUA	E
Denek 59	62	172	78	26,37	17,2	Orta TUA	E
Denek 60	65	160	87	33,98	16	Orta TUA	K
Denek 61	52	175	95	31,02	21,2	Orta TUA	E
Denek 62	46	155	102	42,46	21	Orta TUA	K
Denek 63	47	182	84	25,36	18,6	Orta TUA	E
Denek 64	65	177	78	24,90	17	Orta TUA	E
Denek 65	65	67	150	334,15	28,9	Orta TUA	K
Denek 66	57	175	95	31,02	27,7	Orta TUA	E
Denek 67	30	186	140	40,47	19,4	Orta TUA	E
Denek 68	36	170	78	26,99	27,7	Orta TUA	E
Denek 69	64	167	87	31,20	25,9	Orta TUA	E
Denek 70	47	193	105	28,19	21,7	Orta TUA	E
Denek 71	46	185	89	26,00	20,2	Orta TUA	E
Denek 72	51	167	77	27,61	22,7	Orta TUA	E
Denek 73	62	172	98	33,13	29,3	Orta TUA	E
Denek 74	54	163	76	28,60	16,7	Orta TUA	K
Denek 75	65	155	74	30,80	15,5	Orta TUA	K
Denek 76	37	169	87	30,46	18,2	Orta TUA	E
Denek 77	30	178	92	29,04	17,7	Orta TUA	E
Denek 78	41	166	87	31,57	15	Orta TUA	E
Denek 79	47	175	105	34,29	17	Orta TUA	E
Denek 80	51	160	73	28,52	29	Orta TUA	K
Denek 81	37	178	90	28,41	21,8	Orta TUA	E
Denek 82	46	176	76	24,54	15,6	Orta TUA	E
Denek 83	47	165	93	34,16	20,5	Orta TUA	K
Denek 84	52	155	85	35,38	17,3	Orta TUA	K
Denek 85	65	160	80	31,25	21,6	Orta TUA	K
Denek 86	54	158	89	35,65	17,4	Orta TUA	E
Denek 87	46	173	83	27,73	19,2	Orta TUA	E
Denek 88	37	178	85	26,83	18,9	Orta TUA	E
Denek 89	60	159	80	31,64	17,5	Orta TUA	K
Denek 90	59	179	83	25,90	18,2	Orta TUA	E
Denek 91	57	168	76	26,93	16	Orta TUA	E

Tablo 3.2. devam ediyor.

Denek 92	44	169	89	31,16	23	Orta TUA	E
Denek 93	65	165	76	27,92	18,4	Orta TUA	K
Denek 94	36	174	78	25,76	29,6	Orta TUA	E
Denek 95	65	167	75	26,89	23,3	Orta TUA	E
Denek 96	53	183	84	25,08	7	Hafif	E
Denek 97	37	183	107	31,95	10,6	Hafif	E
Denek 98	47	180	103	31,79	11,3	Hafif	E
Denek 99	54	171	107	36,59	14,7	Hafif	E
Denek 100	65	150	76	33,78	8,5	Hafif	K
Denek 101	40	164	76	28,26	14,4	Hafif	K
Denek 102	49	163	76	28,60	4,1	Hafif	K
Denek 103	49	170	101	34,95	5,6	Hafif	E
Denek 104	55	150	74	32,89	12	Hafif	K
Denek 105	53	158	72	28,84	5	Hafif	K
Denek 106	55	178	84	26,51	7,3	Hafif	E
Denek 107	34	188	107	30,27	8,8	Hafif	E
Denek 108	58	168	68	24,09	8	Hafif	E
Denek 109	53	165	74	27,18	7,2	Hafif	K
Denek 110	40	177	76	24,26	14,6	Hafif	E
Denek 111	57	170	80	27,68	14,2	Hafif	E
Denek 112	46	182	89	26,87	10	Hafif	E
Denek 113	43	165	73	26,81	6,2	Hafif	E
Denek 114	35	183	102	30,46	9,4	Hafif	E
Denek 115	57	182	92	27,77	8,9	Hafif	E
Denek 116	64	172	92	31,10	7,6	Hafif	E
Denek 117	44	172	75	25,35	6,4	Hafif	E
Denek 118	33	178	87	27,46	9,7	Hafif	E
Denek 119	44	169	93	32,56	10,1	Hafif	E
Denek 120	56	159	90	35,60	8,1	Hafif	E
Denek 121	32	177	100	31,92	5,5	Hafif	E
Denek 122	42	162	94	35,82	3,7	Sağlıklı	K
Denek 123	52	170	68	23,53	3,3	Sağlıklı	E
Denek 124	36	180	68	20,99	1,3	Sağlıklı	E
Denek 125	52	182	94	28,38	4,5	Sağlıklı	E
Denek 126	32	175	80	26,12	2,3	Sağlıklı	E
Denek 127	30	168	45	15,94	1,3	Sağlıklı	K
Denek 128	56	160	76	29,69	3,1	Sağlıklı	K
Denek 129	47	178	83	26,20	1,2	Sağlıklı	E
Denek 130	46	180	98	30,25	3,9	Sağlıklı	E
Denek 131	48	161	82	31,63	1,9	Sağlıklı	K
Denek 132	41	167	56	20,08	0,6	Sağlıklı	K
Denek 133	41	176	77	24,86	1,7	Sağlıklı	E
Denek 134	43	170	98	33,91	4,6	Sağlıklı	E

Denek 135	35	180	108	33,33	4,5	Sağlıklı	E
Denek 136	39	173	69	23,05	4,2	Sağlıklı	E
Denek 137	36	159	62	24,52	2	Sağlıklı	K
Denek 138	30	172	70	23,66	1,5	Sağlıklı	E
Denek 139	30	179	76	23,72	1,4	Sağlıklı	E
Denek 140	43	168	77	27,28	1,9	Sağlıklı	E
Denek 141	51	170	110	38,06	3,7	Sağlıklı	K

*E: erkek, K: kadın

Tablo 3.3. Katılımcıların demografik bilgilerinin gruplara göre dağılımı (sağlıklı /TUA).

Özellikler	Sağlıklı	TUA
	Ort ± Std*	Ort ± Std
Yaş	41.5 ± 8	49.7 ± 10.8
Kilo (kg)	79.6 ± 16.9	91.1 ± 17.1
Boy (cm)	171.5 ± 7.3	170.5 ± 13.1
BKİ (kg/m²)	27.1 ± 5.6	33.4 ± 28.1
AHI	2.6 ± 1.3	34 ± 25.8
Cinsiyet	7k /13e**	28k /93e

*Ort: ortalama, Std: standart sapma, **e: erkek, k: kadın.

Tablo 3.4. Katılımcıların demografik bilgilerinin gruplara göre dağılımı (TUA dereceleri).

Özellikler	Sağlıklı	Hafif TUA	Orta TUA	Ağır TUA
	Ort ± Std*	Ort ± Std	Ort ± Std	Ort ± Std
Yaş	41.5 ± 8	48.2 ± 9.5	50.6 ± 10.9	49.8 ± 11.5
Kilo (kg)	79.6 ± 16.9	86.8 ± 12.6	88.7 ± 15.9	94.8 ± 19.1
Boy (cm)	171.5 ± 7.3	171.4 ± 10.2	167.8 ± 18.9	171.8 ± 8.5
BKİ (kg/m²)	27.1 ± 5.6	29.6 ± 3.5	37.8 ± 48.9	32.2 ± 6.4
AHI	2.6 ± 1.3	9 ± 3	20.4 ± 4.4	55.1 ± 23.5
Cinsiyet	7k /13e**	6k /20e	11k/28e	11k/45e

*Ort: ortalama, Std: standart sapma, **e: erkek, k: kadın.

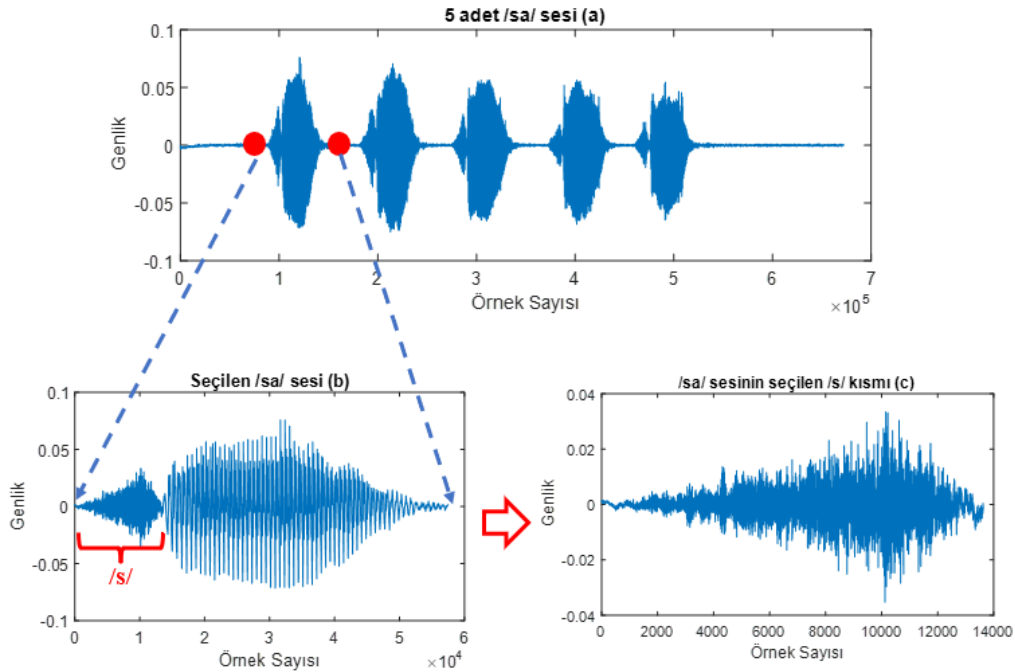
Tablo 3.5. Katılımcıların BKİ'ye göre apne derecesi dağılımları.

Özellikler	Kişi Sayısı	Cinsiyet	Apne Derecesi
		k/e*	(ağır, orta, hafif, sağlıklı)
Zayıf	1	1k	1 sağlıklı
Normal	17	2k/15e	5 ağır/2 orta/2 hafif/8 sağlıklı
Fazla Kilolu	60	10k/50e	25 ağır/18 orta/12 hafif/5 sağlıklı
Obez	53	17k/36e	19 ağır/16 orta/12 hafif/6 sağlıklı
Aşırı Obez	10	5k/5e	7 ağır/3 orta
Toplam	141	35k/106e	56 ağır/39 orta/26 hafif/20 sağlıklı

*e: erkek, k: kadın

3.1.5. Veri kümesinin analize hazır hale getirilmesi

Geliştirilen MATLAB programı ve arayüzü aracılığı ile her katılımcıdan 32 adet ses 5'er tekrar ile kaydedilmektedir. Sesler 96000 Hz örnekleme frekansı ile kaydedilip analiz sırasında örnekleme frekansı 44100 Hz'e indirilmektedir. 121 TUA'lı kişiye ait toplam 3872 adet (32*121), 20 sağlıklı (basit horlama) kişiye ait ise toplam 640 (32*20) adet ses dosyası .mat formatında, her bir hastanın kendi dosyası altına kaydedilmiştir. 5'er kez tekrarlanarak oluşan her bir ses sinyali çizdirilerek seslerin başlangıç ve bitiş noktaları seçilmiş ve dinlenip teyit edilerek geliştirilen otomatik bir ayrıştırma programı ile kaydedilen 5 tekrar farklı dosyalar halinde saklanmıştır (Şekil 3.8a.). Ayrıştırma işleminde ünlü sesler için sesin başlangıç ve bitiş noktaları dikkate alınırken ünsüz sesler için kısa sessizler ayrıştırılmıştır. Örneğin /sa/ sesine ait sesin başlangıç noktası ve /s/ kısa sessizinin bitiş noktası (ünlü sese geçiş kısmı) işaretlenmiştir (Şekil 3.8b.) Seslerin seçimi bölümünde de belirtildiği gibi ünsüzler ile başlayan hecelere kayıt sırasında ünlü bir sesin eklenerek seslendirilmesi kişinin heceyi söyleyebilme kolaylığını sağlamaktır. Kayıtlar alındıktan sonra analize hazır hale getirilirken belirtilen şekilde işaretleme yapılarak program aracılığı ile kısa sessizler ayrıştırılmıştır (Şekil 3.8c.). Sonuç olarak, analiz edilmek için gerekli ön hazırlıkları yapılan 121 TUA'lı kişiye ait ünlü ve ünsüzlerden oluşan 19360 ses dosyası, 20 sağlıklı kişiye ait ise ünlü ve ünsüzlerden oluşan 3200, toplamda 22560 ses dosyası elde edilerek kaydedilmiştir.



Şekil 3.8. a) Bir kişiden kaydedilen 5 adet /sa/ sesi, b) /sa/ sesinin ayrıştırılması, c) /sa/ sesinden kısa /s/ sesinin ayrıştırılması

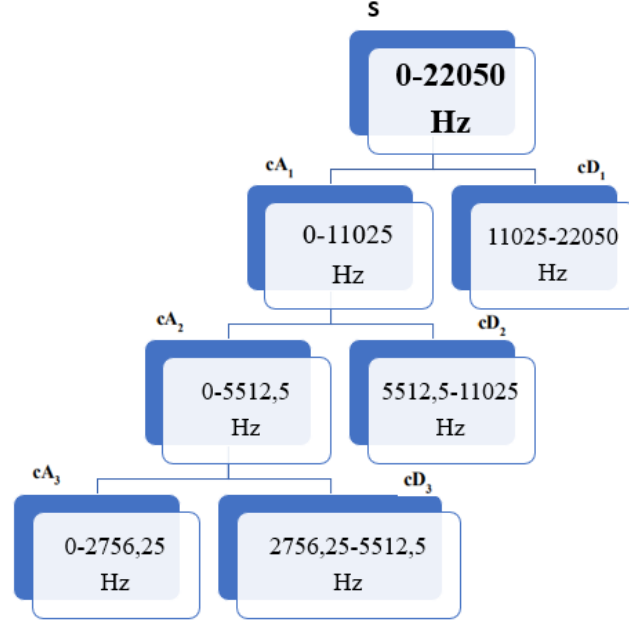
3.2. Ön İşleme

Sinyallerin analize hazır hale getirilmesinin ardından sinyallerin kaydı ve bilgisayar ortamına aktarılması sırasında oluşan gürültülerin giderilmesi için ses sinyallerinde kullanılan filtreler incelenmiş ve sinyaller filtrelenmiştir. Hastane ortamında özel yalıtımlı bir odada ses kayıt işlemlerinin yapılamıyor olması ve hastanın kayıt sırasındaki hareketlerine bağlı olarak oluşan geniş bantlı gürültülerin giderilmesi için dalgacık dönüşümü kullanılarak gürültü giderme işlemi yapılmıştır. Bu yöntem, durağan olmayan sinyallerin spektral analizleri için uygundur. Dalgacık dönüşümünün diğer spektral yöntemlere göre avantajı, farklı çözünürlük ve pencerelerde (düşük frekanslar için geniş, yüksek frekanslar için dar) sinyalin incelenmesine olanak tanınmasıdır. Bu şekilde bütün frekanslarda optimum zaman-frekans çözünürlüğü sağlanabilmektedir. Dalgacık dönüşümü yardımı ile sinyal üzerindeki gürültü azaltılmaktadır (wavelet denoising). Bu yöntemde öncelikle orijinal sinyal birbirini tümleyen filtrelerden geçirilerek işaretin düşük ve yüksek frekanslı bileşenleri olmak üzere (3.1)(3.2) alt bantlara ayrılır. Şekil 3.9.'da dalgacık ayrıştırma ağacında da görüldüğü üzere ayrıştırma işlemi uygulanan sinyal, sinyalin düşük frekanslı bileşenini temsil eden sonda yer alan asıl dalgacık katsayısı (cA_3) ile detay katsayıları adı verilen yüksek frekanslı bileşenlerin toplamından oluşmaktadır: $S = cA_3 + cD_3 + cD_2 + cD_1$. Bu şekilde, sinyal istenilen frekans bantlarına ayrılabilir. Denoising işleminde ise, frekans bantlarına ayrılan sinyalin yüksek frekanslı bileşenleri olan detay katsayılarının belirli bir eşik değeriyle sınırlandırılması ve sonrasında eşiklenmiş detay katsayıları (D) ile asıl katsayının (A) birleştirilmesiyle gerçekleşir. Bu yöntemle elde edilen sinyalin gürültüsü, detay katsayıları olarak ifade edilen yüksek frekanslı bileşenlerin eşiklenmesi sonucu bastırılmış olacaktır [51-53].

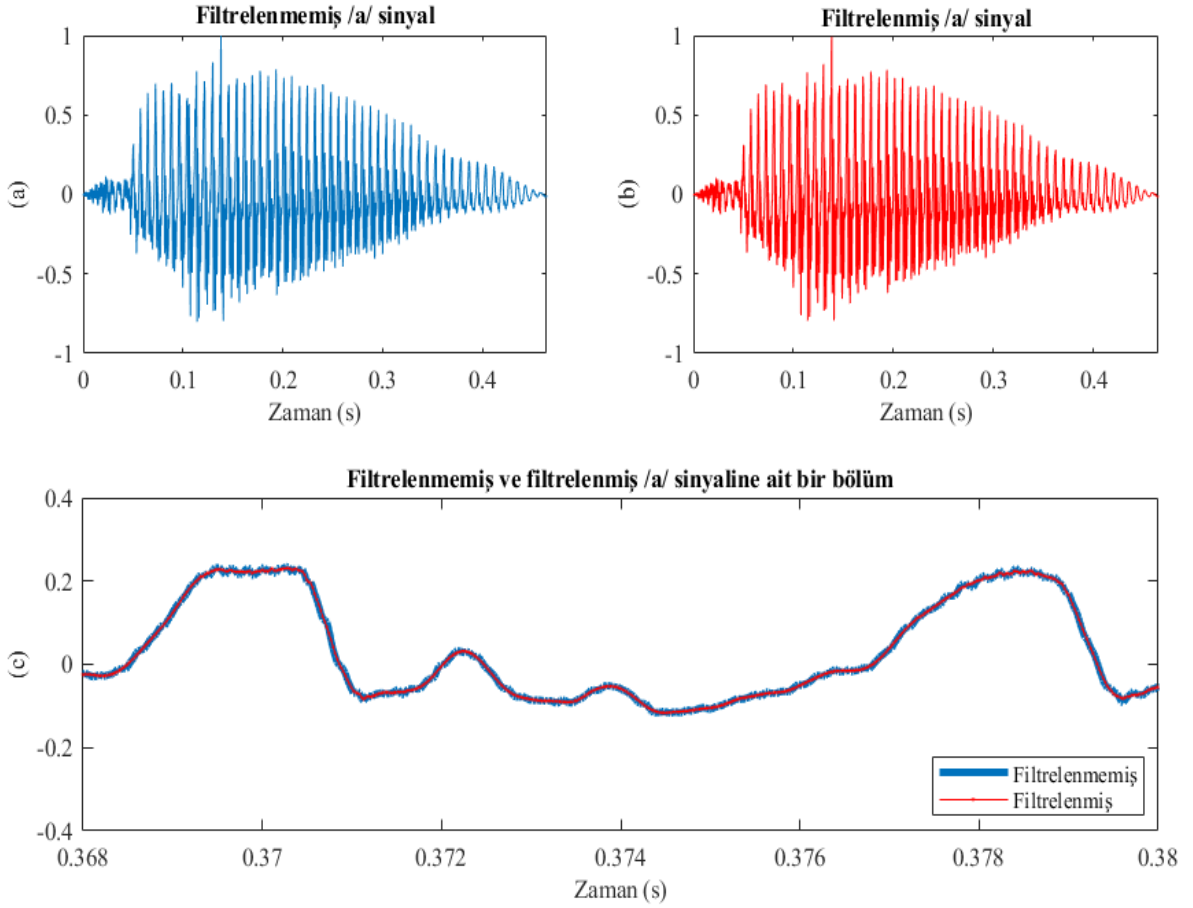
Bu tez çalışması kapsamında, "heuresure eşikleme" (yumuşak eşiklendirme) ve Daubechies "db8" tekniği kullanılmış ve 3 seviyeli ayrıştırma işlemi yapılmıştır. Şekil 3.10'da /a/ sesinin filtrelenmemiş ve filtrelenmiş hali ile iki sinyalden de belirli bir aralık alınarak uygulanan yöntem ile filtreleme öncesi ve sonrasının farkı gösterilmiştir.

$$Y_{alçak}(k) = \sum x(n)h(2k - n) \quad (3.1)$$

$$Y_{yüksek}(k) = \sum x(n)g(2k - n) \quad (3.2)$$



Şekil 3.9. Dalgacık ayrıştırma ağacı.



Şekil 3.10. a) Filtrenmemiş /a/ sesi, b) Filtrenmiş /a/ sesi, c) a ve b'deki sinyallerinin belirli bir zaman aralığında bir arada gösterimi.

3.3. Kaotik Sinyal Analizi

Kaos, doğrusal olmayan dinamik sistemlerde ortaya çıkabilen bir davranış türüdür. Sistemin davranışı, sistemden elde edilen değişkenlerle sistemin durumlarının durum uzayında gösterilmesi yoluyla incelenebilir. Buna durum uzayında yeniden oluşturma denilmektedir [54,55]. Durum uzayında elde edilen yapı sistemin çekeri olarak adlandırılır. Çeker, sistemin zaman içinde aldığı durumları ortaya koyan bir örüntüdür. Bu örüntünün özellikleri sistemin davranışıyla ilgili bilgiler sağlar. Eğer sistem rasgele ise ya da elde edilen değişkenler tamamen gürültü içeriyorsa, durum uzayındaki noktalar her yere dağılmış olarak görünür yani çeker belirgin bir şekle sahip olmaz. Eğer sistem deterministik dinamik bir sistemse durum uzayında oluşacak şekil, bu uzayın sadece belirli bölgelerini kapsar. Periyodik sistemler için durum uzayında oluşan çeker kendini aynı biçimde tekrarlayan yapılar gösterirken, kaotik davranan sistemlere ait çekerler çeşitli biçimlerde oluşum gösterdiklerinden garip/tuhaf çeker olarak adlandırılırlar. Bu çekerler genellikle kendilerini farklı ölçeklerde ve biçimlerde tekrarladıklarından fraktal bir düzene sahip olup kesirli boyutlara sahiptirler. Sistemin durum uzayında çekeri oluştururken, eğer sistemden çok sayıda değişken elde edilebiliyorsa, her biri durum uzayında bir boyut olarak değerlendirilir. Ancak genellikle sistemlerden tek bir değişken ölçümlenebildiğinden, sistemin çekeri oluşturabilmek için bu tek sinyal, zaman gecikmeli biçimde çoklanarak çok boyutlu durum uzayına yerleştirilir. Bu durumda, durum uzayı boyutunun (yerleştirme boyutu-embedding dimension) ve zaman gecikmesi (time delay-lag) değerinin önceden belirlenmesi gerekir ve bu değerler sistemin çekerinin doğru biçimde oluşturulması için önemlidir [54,55]. Sistemin çekeri üzerinden fraktal boyutlar, Lyapunov üstelleri gibi kaotik/doğrusal olmayan özellikler hesaplanabilir ve elde edilen sonuçlar sistemin davranışının tanımlanmasına yardımcı olur. Ses, oluşumunda pek çok anatomik ve fizyolojik mekanizmanın etkileşim içinde olduğu, dinamikleri zamanla değişen ve durağan olmayan bir yapıya sahiptir. Bu çalışmada literatürde kaotik bir davranışa sahip olduğu gösterilen sesin [35], tıkaçıcı uyku apnesinin tespiti için doğrusal olmayan yaklaşımlarla değerlendirilmesi amaçlanmıştır. Özellikle ötümsüz ünsüzler üretilirken ağız yolundan dışarı çıkan havadaki türbülansın sesin de doğrusal olmayan dinamiklerinde değişiklikler oluşturabileceği öngörüsü ile hesaplanan çeşitli özellikler değerlendirilmiştir. Kullanılan doğrusal olmayan yaklaşımlar ve hesaplanan özellikler aşağıda açıklanmaktadır.

3.3.1. Çekerin durum uzayında oluşturulması

Sistemin çekerini oluşturmak için tek sinyalden çok boyutlu durum uzayına geçişte kullanılan en sistematik ve yaygın olarak kullanılan yöntem olan, Takens' teoremi olarak bilinen, zaman gecikmeli koordinatlar yöntemi (time-delay embedding) kullanılmıştır [56]. Bu teoreme göre m boyutlu durum uzayında oluşan çekicinin topolojik özellikleri (Lyapunov üsleri, fraktal boyutlar vb.) varsayımsal olarak bu verilerin topolojik özellikleriyle aynıdır [55]. Takens' teoremine göre oluşturulan zaman gecikmesi vektörleri (durum uzayı vektörleri) Eşitlik 3.3'te verilmiştir. Eşitlik 3.3'te $i = 1, \dots, N - (m - 1)$ olmak üzere, T zaman gecikmesidir (Lag), m yerleştirme boyutudur ve N örnek sayısıdır. Farklı T ve m seçimleri çekeri değiştireceğinden, seçimleri önemlidir.

$$\begin{aligned}\vec{Y}_1 &= (x_1, x_{1+T}, x_{1+2T}, \dots, x_{1+(m-1)T}) \\ \vec{Y}_2 &= (x_2, x_{2+T}, x_{2+2T}, \dots, x_{2+(m-1)T}) \\ &\vdots \\ \vec{Y}_i &= (x_i, x_{i+T}, x_{i+2T}, \dots, x_{i+(m-1)T})\end{aligned}\tag{3.3}$$

3.3.2. Zaman gecikmesi ve yerleştirme boyutu

Literatürde zaman gecikmesinin (T, Lag) belirlenmesi için farklı yöntemler önerilmiş olsa da önerilen yöntem Ortalama Karşılıklı Bilgi (OKB) fonksiyonudur ve bu fonksiyonun ilk minimum değeri T olarak seçilmiştir [55,56]. Karşılıklı bilgi, bir rastgele değişkenin diğeri hakkında bize sağladığı bilginin miktarıdır. Değeri arttıkça bilgi miktarımız artar, dolayısıyla belirsizlik azalır ve bunun tersi de geçerlidir. Karşılıklı bilgi sıfırsa değişkenler bağımsızdır. Bilgi teorisindeki bu fonksiyon olasılık cinsinden Eşitlik 3.4'teki gibi ifade edilebilir ve x(i) sinyali ile onun zaman gecikmeli kopyası x(i+T) arasındaki karşılıklı bilgi miktarını verir.

$$I(T) = \sum_{i=1}^N P(x_i, x_{i+T}) \log_2 \left[\frac{P(x_i, x_{i+T})}{P(x_i)P(x_{i+T})} \right], I(T) \geq 0\tag{3.4}$$

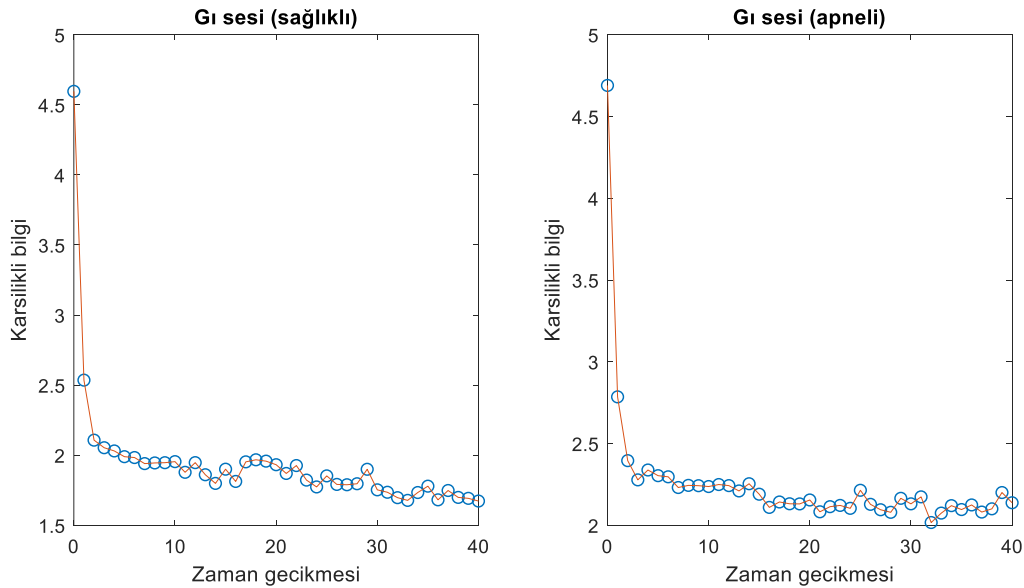
Çekerin oluşturulacağı durum uzayının boyutu (yerleştirme boyutu, embedding dimension) çekerin tüm ayrıntılarını ortaya çıkaracak kadar büyük olmalıdır. Yerleştirme boyutunu belirlemek için en yaygın kullanılan yöntem, En Yakın Yanlış Komşular (EYYK) metodudur [57]. Bu yöntemde çeker, 2'den başlayarak birer birer artırılan durum uzayı boyutlarında yeniden oluşturulurken, durum vektörlerinin diğer vektörlerle komşulukları

hesaplanır. Boyut artırıldıkça komşuluk hesaplarında değişimler gözlenen vektörler yanlış komşular olarak değerlendirilir. Çeker doğru boyuttaki durum uzayına yerleştirildiğinde elde edilen komşuluk değerlerinde değişim olmaz dolayısıyla yanlış komşu kalmamıştır. Bu değer yerleştirme boyutu olarak kabul edilir [57].

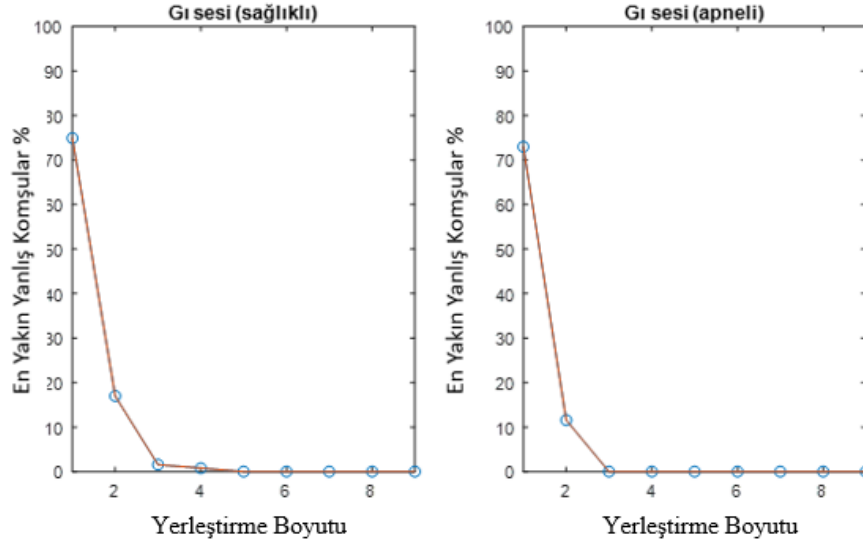
EYYK metodunda durum uzayındaki vektörler arasındaki yanlış komşulara, bu vektörler arasında hesaplanan mesafenin bir eşik değeri (R_T) ile karşılaştırılması ile karar verilir (Eşitlik (3.5)). $x(i + T_m)$ ve $x^{NN}(i + T_m)$ en yakın komşular, $R_m(i)$ ise vektörler arasındaki m boyutta Öklid farktır [55,57]. Bu metotta, eşik değerinin (R_T) tespitinde bir kuralın olmaması ve subjektif seçimi dezavantajdır. Elde edilen yanlış komşu değerleri yüzdelik oran olarak değerlendirilir ve bu değer in sıfıra yaklaştığı boyut yerleştirme boyutu olarak ele alınır.

$$\frac{[x(i + T_m) - x^{NN}(i + T_m)]}{R_m(i)} > R_T \quad (3.5)$$

Bu çalışmada, zaman gecikmesi için kullanılan OKB fonksiyonu TUA'lı ve sağlıklı iki farklı kişiden alınan /gı/ seslerine uygulanmış ve /gı/ sesleri için OKB fonksiyonuna ait sonuçlar Şekil 3.11.'de verilmiştir. Yerleştirme boyutu için uygulanan EYYK metodu için ise sonuçlar Şekil 3.12.'de gösterilmiştir.



Şekil 3.11. /gı/ sesi için zaman gecikmesine karşılık OKB eğrisi.



Şekil 3.12. /gı/ sesi için yerleştirme boyutuna karşılık EYYK(%) eğrisi.

3.3.3. En büyük Lyapunov üsteli

Lyapunov üsteli, sistemin çekerini oluşturan yörüngelerin değişim dinamiklerini tanımlamak için kullanılır ve sistemin başlangıç koşullarına hassas bağımlılığının bir ölçüsü olarak değerlendirilir [54,55]. Bu özellik, çeker üzerindeki birbirine yakın iki yörüngenin zaman içinde birbirine yakınsama ya da birbirinden ıraksama durumunu bir oran olarak ortaya koyar. Doğrusal olmayan sistemlerde başlangıç koşullarındaki küçük bir değişiklik sistemin zaman içindeki davranışında büyük değişikliklere neden olabileceği için, Lyapunov üsteli değerinin pozitif olması sistemin kaotik davrandığını belirtir. Dolayısıyla sistemin kaotik davrandığını göstermek için genellikle yalnızca en büyük Lyapunov üstelini hesaplamak yeterli bulunur. Bu çalışmada, Lyapunov üstelinin hesabı için, uygulaması hızlı ve kolay olan, veri boyutu, gürültü seviyesi ve çekeri oluşturmak için kullanılan parametrelerdeki değişikliklerden etkilenmediği ifade edilen Rosenstein'ın algoritması kullanılmıştır [58]. Rosenstein'ın yöntemine göre en büyük Lyapunov üsteli (λ_1) şu şekilde hesaplanır (Eşitlik 3.6).

$$d(t) = Ce^{\lambda_1 t} \quad (3.6)$$

Burada $d(t)$, t zamanında iki bitişik eğri üzerindeki noktaların ortalama farklılığıdır ve C , başlangıç sapma değeridir. λ_1 eğimine ilişkin eğriler her iki tarafın logaritması alınarak elde edilir. En büyük Lyapunov üsteli (LLERos) bu eğrilerin eğimi olarak hesaplanır (Eşitlik 3.7).

$$y(i) = \frac{1}{t} \langle \ln d(i) \rangle \quad (3.7)$$

3.3.4. Fraktal boyutlar (İlinti, Kutu sayma, Higuchi)

Fraktal, farklı ölçeklerde kendini tekrarlayan bir geometrik örüntüdür ve boyutları tamsayı değildir. Fraktal boyutlar bir nesnenin geometrik yapısının kendisine olan benzerliğini ölçer [54]. Kaos ise bir sistemin dinamik davranışının adıdır. Fraktal boyut, kaos ve rastgelelik arasında ayırım yapılmasına yardımcı olur [54,59]. Kaos teorisinde, fraktal boyutlar ölçeklendirme üssü olarak değerlendirilir ve sistem rasgele değilse bu üs genellikle bir yerleştirme boyutu değerinin üzerinde sabit kalır. Durum uzayındaki bir çekerin de sonlu ve ölçülebilir bir boyutu olan bir şekli vardır. Çekici kaotik ise tamsayı olmayan bir boyuta sahiptir. Eğer sistem rastgele davranışa sahipse, çekicinin tanımlanabilir bir şekli yoktur ve büyüklüğü de sonlu değildir. Kaotik sistem çekerleri fraktal bir yapıya sahip olduklarından, çeker üzerinden çeşitli fraktal boyut hesaplamaları yapılabilmektedir. Bir çekerin boyutu, sistemi tanımlamak veya modellemek için gereken minimum değişken veya nicelik sayısı ile ilgilidir [54,59]. Kaos teorisi kavramlarında bilgi, kapasite, ilinti ve kutu sayma gibi bazı boyut türleri vardır. İlinti boyutu (İB), sisteme ait çekerin hem geometrisi hem de olasılıksal yönleri hakkında bilgi verdiği için öne çıkan bir ölçüdür [54,59]. İB'nin hesaplanmasında yörüngelerin durum uzayı bölgelerini hangi sıklıkla ziyaret ettiği dikkate alınır [59,60]. İB hesaplamasında çeker üzerindeki bir referans noktasına ε yarıçapı uzaklıktaki noktaların sayısı sayılır. Bu işlem her nokta referans nokta olarak kabul edilerek tekrarlanır ve elde edilen nokta sayıları ilinti toplamı olarak adlandırılarak çeker üzerindeki nokta çiftlerinin toplam sayısı ile normalize edilir. İlinti toplamları $C(\varepsilon)$, daha büyük ε değerleri için de elde edilir. İB, $C(\varepsilon) \sim \varepsilon^{\text{İB}}$ ilişkisine göre bir ölçekleme üssüdür ve bu değer ε ve ilinti toplamlarının log-log grafiğinin eğimi olarak bulunur (Eşitlik 3.8). Bu hesap düşük yerleştirme boyutundan başlayarak ve boyut değeri artırılarak tekrarlanır ve elde edilen İB değerleri boyuta karşılık çizilir. Kaotik sistemler için İB değerleri sabit bir sayıya yakınsar ve bu değer sistem çekerinin İB'sini verir [59,60].

$$\text{İB} = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{\log C(\varepsilon)}{\log \varepsilon} \quad (3.8)$$

Fraktal boyutlardan bir diğeri olan ve ölçümü için kutu ya da çok boyutlu hiper küplerin kullanıldığı Kutu Sayma Boyutu (KB), yaygın bir kullanıma sahip olup, hesaplanması kolaydır [54,59]. Çeker m boyutlu durum uzayında ise, her bir kenarı r uzunluğunda olan m boyutlu kutular (küpler) ile kaplanır. Daha sonra çekerin kaç tane küp içerdiği sayılarak N(r) bulunur. Bu işlem m boyutlu kutuların (küplerin) kenar uzunluğu olan r'nin değiştirilmesi (azaltılması) ile tekrarlanır ve r değıştikçe toplam kutu miktarı N(r) değışir. $N(r) \sim r^{-KB}$ ilişkisinden KB, $\log(N(r))$ 'nin $\log(1/r)$ (r 0'a giderken) karşılık çizdirilmesiyle oluşan eğrinin eğimi olarak hesaplanır (Eşitlik 3.9).

$$KB = \lim_{r \rightarrow 0} \frac{\log N(r)}{\log(1/r)} \quad (3.9)$$

Higuchi boyutu (HB), zaman alanındaki sinyalin karmaşıklığının ölçen bir büyüklük olarak değerlendirilir [61]. HB, logaritmik bir hesap yardımıyla sinyalin doğrusal olmama durumunu hızlı ve kolay bir şekilde ortaya koyar. Eşitlik 3.10'da bir x sinyali için, N sinyalin örnek sayısını göstermek üzere, d durum uzayının boyutudur ve m 1'den d'ye giderken $L_m(d)$ uzunluğu her d için hesaplanır. $L(d)$ uzunluğu, Eşitlik 3.11'deki gibi her d için hesaplanan $L_m(d)$ uzunluklarının ortalaması alınarak bulunur. Daha sonra x sinyalinin HB'si, çift logaritmik eksen üzerinde çizilen eğrinin eğimi bulunarak hesaplanır.

$$L_m(d) = \frac{N-1}{\left\lfloor \frac{N-m}{d} \right\rfloor d^2} \sum_{i=1}^{\left\lfloor \frac{N-m}{d} \right\rfloor} |x_N(m+id) - x_N(m+(i-1)d)| \quad (3.10)$$

$$L(d) = \frac{1}{d} \sum_{i=1}^d L_m(d) \quad (3.11)$$

3.3.5. Zaman gecikmesine dayalı sinyal kopyalarının farklarının karekökü

Bir sistemin çekeri sistem durumlarını temsil eder ve sistemin davranışının anlaşılmasını sağlar [54]. Çeker üzerinde yer alan ve Takens' yöntemine göre oluşturulan zaman gecikmeli vektörlerin koordinatları, T (Lag) kadar zaman gecikmeli sinyaller tarafından oluşturulur [56]. Seçilen T çok küçükse x_i ve x_{i+T} ölçümleri (örnekler) yeni bilgi içermezler. T çok büyük seçilirse ortalama karşılıklı bilgi (OKB) sifıra yaklaşır ve bu durumda x_i ile x_{i+T} arasında ilişki

(korelasyon) yoktur [55, 62]. T'nin OKB'nin ilk minimum değeri olarak seçilmesi uygundur, çünkü bu durumda ölçümler bir şekilde bağımsızdır ancak istatistiksel olarak bağımsız değildir [62]. Bu durumda, x_i ile x_{i+T} arasındaki fark, yani T'ye dayalı fark, elde edilen yeni bilginin miktarıyla ilgili bazı bilgiler verebilir. Bu noktadan hareketle bu çalışmada orijinal sinyal x_i ile onun zaman gecikmeli kopyaları x_{i+T} arasındaki farkların kareleri toplamının karekökü (ZGDiff) olarak hesaplanan ve Eşitlik 3.12'de verilen yeni bir özellik olarak ele alınmıştır. Eşitlik 3.10'da N toplam örnek sayısıdır.

$$ZGDiff = \sqrt{\sum_{i=1}^{N-T} (x_i - x_{i+T})^2} \quad (3.12)$$

3.3.6. Entropiler (Shannon, Yaklaşık, Örnek)

Bilgi teorisinden gelen bir nicelik olan entropi, bir sistemdeki rastgeleliğin veya düzensizliğin ölçüsü olarak tanımlanır ve bir sistemden elde edilen her ölçüm değerinden elde edilen bilgi miktarı olarak değerlendirilebilir [54,63]. Shannon entropisi (Shn), karmaşık sistemin ürettiği verilerden elde edilen bilgilerin ortalama oranını belirtir. Yüksek entropi değerleri, yeni bir veri sayesinde kazanılan bilginin büyük olduğunu gösterir. Bir sinyal için Shannon entropisi Eşitlik 3.13'teki gibi tanımlanır ki burada bilgi miktarı, sinyalin istatistiksel dağılımına bağlı olarak $h(P_i) = \log_2(1/P_i)$ şeklinde ifade edilmiştir. Burada P_i sistemin i. durumdaki olasılığını göstermektedir.

$$Shn = \sum_{i=1}^N P_i \log_2 \left(\frac{1}{P_i} \right) \quad (3.13)$$

Yaklaşık entropi (AEn) ve örnek entropi (SEn) yöntemleri, sistemle ilgili herhangi bir ön bilgi olmaksızın sinyalin düzenliliğini veya rastgeleliğini belirlemek için kullanılır [63]. Bu entropilerin hesaplanması için çekeri oluşturan zaman gecikmeli vektörler arasındaki mesafeler skaler değerler olarak hesaplanmaktadır. B_i ve A_i , ardışık durum uzayı boyutları için (m ve m+1 boyutlu durum uzaylarında) aralarındaki mesafe r gibi bir tolerans değerinden küçük olan vektörlerin benzer vektörler olarak sayılmasıyla bulunur. Yaklaşık ve örnek entropilerin hesaplamaları arasındaki fark, kendi kendini sayma durumundadır. Yaklaşık entropisi için sıfırın doğal logaritmasının hesaplanmasını önlemek için her yinelemede kendi kendine sayım dikkate alınır. AEn ve SEn sırasıyla Eşitlik 3.14 ve 3.15'te verilmiştir [63].

$$AEn(m,r,N)=-\frac{1}{N-m}\sum_{i=1}^{N-m}\ln\left(\frac{A_i}{B_i}\right) \quad (3.14)$$

$$SEn(m,r,N)=-\log\left(\frac{\sum_{i=1}^{N-m}A_i}{\sum_{i=1}^{N-m}B_i}\right) \quad (3.15)$$

Log enerjisinin entropisi (ELog) sinyalin enerjisine dayalı olarak yapılan bir hesaplamadır [64]. Sinyalin karesi sinyalden elde edilen bilgilerin tamamını verdiği için ELog Eşitlik 3.16'daki gibi hesaplanır. Dalgacık paketindeki dalgacık entropi türlerinden biri olan ELog dalgacıklar ve ayırıştırma olmadan hesaplanmıştır.

$$ELog(x)=\sum_i\log(x_i^2) \quad (3.16)$$

3.3.7. Yüksek dereceli istatistikler (YDİ)

Yüksek dereceli istatistikler ya da momentler (YDİ), son yıllarda sayısal sinyal işleme başta olmak üzere birçok alanda kullanılan istatistiksel sinyal işlemenin popüler bir alanıdır [65,66]. İkinci, üçüncü ve dördüncü derece istatistikler ya da momentler sırasıyla varyans, çarpıklık (skewness - Skew) ve basıklık (kurtosis - Kurt) ile ilgilidir. Otokorelasyon fonksiyonu ve güç spektrumu gibi ikinci dereceden ölçümler Gauss dağılımına sahip sinyaller için uygundur. Öte yandan, gerçek hayat verileri Gaussian ve durağan değildir, dolayısıyla sinyaldeki doğrusal olmayan durumların analizi ve tanımlamaları için yüksek dereceli momentlerin kullanılması yararlı bulgular sağlayabilir [62,63]. Konuşma sinyalleri veya sesler, doğrusal olmayan dinamiklere sahip sistemler tarafından üretildiğinden bu sinyallerin Fourier spektrumları oldukça geniş bir aralıkta yer almaktadır. Dağılımların yüksek dereceli istatistikleri bu sinyaller hakkında ekstra bilgi verebilir. Çarpıklık ve basıklık, sırasıyla bir olasılık dağılımında normal dağılıma göre asimetriyi ve (veya simetriyi) yüksekliği (veya düzlüğü) veren ölçülerdir ve sırasıyla Eşitlik 3.17 ve 3.18'de verilmektedirler. Bu eşitliklerde \bar{x} sinyalin ortalaması, N ise sinyaldeki örnek sayısıdır.

$$Skew=\frac{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^N(x_i-\bar{x})^3}{\left(\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^N(x_i-\bar{x})^2}\right)^3} \quad (3.17)$$

$$\text{Kurt} = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^4}{\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \right)^2} \quad (3.18)$$

3.3.8. Yineleme grafikleri (Recurrence Plots – RPs)

Yineleme, birçok dinamik sistemin temel bir özelliğidir ve 1890'da Poincare tarafından ortaya konulmuştur [67]. Yineleme, çeşitli bağlamlarda tahmin ve sınıflandırma için kullanılabilecek temel bir kavramdır. Yineleme Grafiği (YG), yineleme modellerini görselleştirmeye yönelik bir çizimdir ve yineleme niceleme analizi (YNA), bir yineleme grafiğindeki modellerin niceliksel ölçümlerini inceler. Yineleme kalıplarının görselleştirilmesi, çakeri oluşturan eğrilerin yineleme sayısı ve süresi sistemin davranışına dair görümler sağlar. Temel olarak yineleme, faz uzayındaki uzamsal yakınlık olarak tanımlanır ve öklit uzaklığı ile ölçülür. Ayrıca YG'ler, faz uzayının boyutundan bağımsız olarak faz uzayı yörüngelerini iki boyutta görselleştirdikleri için boyutun indirgenmesini sağlarlar. Yörünge üzerindeki noktalar arasındaki ikili uzaklıkların ölçülmesiyle bir matris elde edilir. Uzaklık matrisine bir eşik (ε) uygulanarak sistemin i ve j gibi iki farklı zamandaki yineleme durumları Eşitlik 3.19'daki $R_{i,j}$ ile ifade edilir [68].

$$R_{i,j} = \begin{cases} 1, & \text{eğer } \|x_i - x_j\| \leq \varepsilon \\ 0, & \text{diğer durumlar} \end{cases} \quad (3.19)$$

Burada x_i ve x_j , faz uzayı yörüngesindeki i 'inci ve j 'inci noktalar ve i ve j zamanlarında bir sistemin durumlarını karşılaştırır. Birbirine benzer durumlar $R_{i,j}$ matrisinde 1 olarak ifade edilirken, benzerlik yok ise $R_{i,j}$ matrisine 0 değeri atanır. Özet olarak, matris sistemin benzer durumlarının ne zaman ortaya çıktığını gösterir. Bir YG'nin önemli bir parametresi ε eşliğidir. Bu nedenle, seçimi için özen gösterilmelidir. Eğer ε çok küçük seçilirse, neredeyse hiç yineleme noktası olmayabilir ve altta yatan sistemin yineleme yapısı hakkında hiçbir şey öğrenilememektedir. Öte yandan, eğer ε çok büyük seçilirse, hemen hemen her nokta diğer her noktanın komşusudur, bu da çok sayıda artefakta yol açar. Çok büyük ε , yörüngede komşudaki basit ardışık noktaları da içerir. Bu etki teğet hareket olarak adlandırılır ve YG'de gerçekte olduğu gibi daha kalın ve daha uzun çapraz yapılara neden olur. YG'lerin ilk amacı faz uzayındaki yörüngeleri görselleştirmektir. YG'lerde tipoloji olarak adlandırılan büyük ölçekli desenler, homojen (homogeneous), periyodik (periodic), sürüklenme (drift), bozulma

(distrupted ones) olarak gruplandırılabilir [67]. Zbilut ve Webber, yineleme grafikleri analizini geliştirerek yineleme grafiklerinin niceleme analizi olarak bilinen yeni bir teknik geliştirmişlerdir [69]. YNA, yineleme noktalarının yoğunlukları ve yineleme grafiğinin yapısını kullanarak incelenen sistemin dinamikleri hakkında bilgiler vermektedir [70,71]. Yineleme grafiklerinin niceleme analizi kapsamında geliştirilen özellikler aşağıda özetlenmiştir [72].

Yineleme Oranı (YO): Zaman serilerinin değişkenliği hakkında bilgi sağlayarak, yineleme grafiği üzerinde, yineleme noktalarının yoğunluğunu yüzde olarak ölçer (Eşitlik 3.20). Ne kadar çok tekrar varsa, zaman serisi o kadar az değişkendir. N , $R_{i,j}$ 'deki satır sayısını ifade eder.

$$YO = \frac{1}{N^2} \sum_{i,j=1}^N R_{i,j} \quad (3.20)$$

Determinizm (DET): DET, çapraz çizgiler oluşturan, yani deterministik bölümler oluşturan yinelemelerin oranıdır. Bu özellik, zaman serilerinin öngörülebilirliğini ölçer. Dolayısıyla, daha uzun çapraz çizgiler ve daha az yineleme (yüksek DET), zaman serisinin daha fazla öngörülebilirliği anlamına gelir. Burada l_{min} bir çapraz çizginin minimum uzunluğu ve $p(l)$, l uzunluğundaki çapraz çizgilerin histogramıdır (Eşitlik 3.21).

$$DET = \frac{\sum_{l=l_{min}}^N l \cdot p(l)}{\sum_{l=1}^N l \cdot p(l)} \quad (3.21)$$

Lmaks (maksimum uzunluk): En uzun diyagonal çizginin uzunluğunu verir. Faz-uzay yörüngesinin üstel sapmasını ölçer. Yörünge bölümleri ne kadar hızlı ayrılırsa çapraz çizgiler de o kadar kısa olur. Çünkü diyagonal çizgilerin uzunluğu, sistem yörüngelerinin birbirine yakınsama derecesini gösterir (Eşitlik 3.22).

$$L_{maks} = maks (l_i, i = 1, \dots \dots N) \quad (3.22)$$

Entropi (ENT): Diyagonal çizgilerin uzunluklarının frekans dağılımını verir ve sistemin deterministik yapısının karmaşıklığını betimler (Eşitlik 3.23). ENT, YG'nin karmaşıklığını çapraz yapılarına yani deterministik bölümlerine göre ölçer. Düşük ENT, sistemin periyodik olduğunu, yüksek çıkması ise kaotik olduğunu gösterir.

$$ENT = - \sum_{l=l_{min}}^N p(l) \cdot \log(p(l)) \quad (3.23)$$

Laminarite (LAM): Sistemdeki dikey çizgiler oluşturan yinelemelerin oranıdır. Bir durumun zamanla değişmeme olasılığını ölçerek YG'de laminar durumların oluşumunu gösterir (Eşitlik 3.24). Daha yüksek LAM değerleri, durumların değişmediğini veya yavaş değiştiğini ifade eder (durağan olduğunu), bu da daha az karmaşıklığa neden olur. Eşitlik 3.22'de burada V_{min} dikey bir çizgi için minimum uzunluk ve $p(v)$ v uzunluğundaki dikey çizgilerin histogramıdır.

$$LAM = \frac{\sum_{v=v_{min}}^N v \cdot p(v)}{\sum_{v=1}^N v \cdot p(v)} \quad (3.24)$$

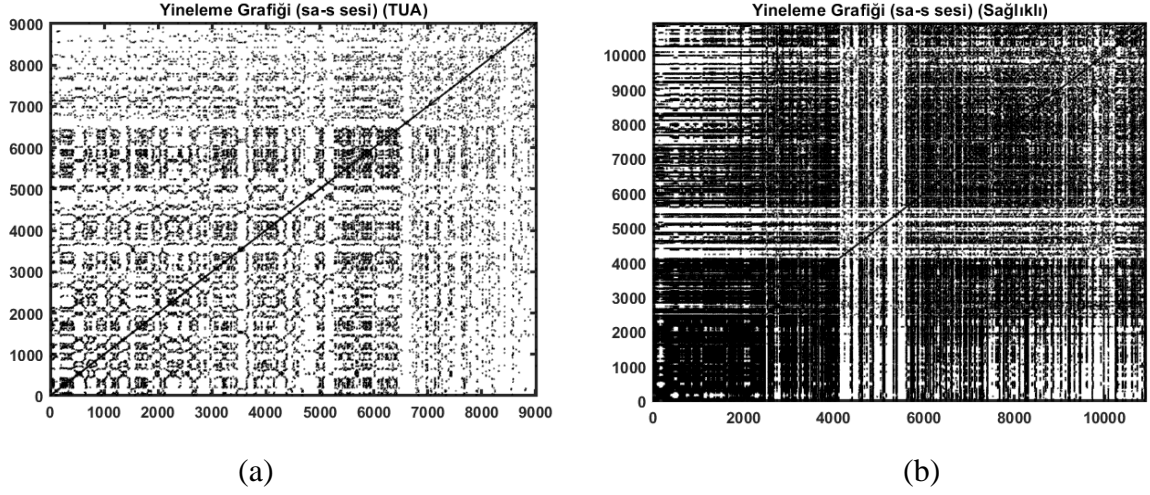
Yakalama Süresi (YS): YS, bir sistemin belirli bir durumda kaldığı ortalama süreyi tahmin eder (Eşitlik 3.25). Dikey yapıların miktarı ve uzunluğu hakkında bilgi sağlar. Değeri ne kadar düşük olursa sistem o kadar karmaşık olur, çünkü kısa bir süre benzer durumda kalır.

$$YS = \frac{\sum_{v=v_{min}}^N v \cdot p(v)}{\sum_{v=v_{min}}^N p(v)} \quad (3.25)$$

Trend (TND): Tekrarların ana diyagonale göre dağılımıdır. TND, bir sinyalin durağan olmama durumunu (non-stationary) yansıtır. Bu nedenle, TND sıfıra yakınsa, homojen bir şekilde dağılan yinelemeler sinyalde yüksek düzeyde durağanlığa işaret eder. Eşitlik 3.26'da \tilde{N} , kenarları dışarıda tutabilmek için N 'den küçük bir sayı, YO_i , ana diyagonale i mesafeli çapraz çizgilerdeki yinelemelerin sayısı, $\langle YO_i \rangle$ ise YO_i 'nin ortalamasıdır.

$$TND = \frac{\sum_{i=1}^{\tilde{N}} (i - (\tilde{N}/2)) \cdot (YO_i - \langle YO_i \rangle)}{\sum_{i=1}^{\tilde{N}} (i - (\tilde{N}/2))^2} \quad (3.26)$$

Çalışmada yineleme grafiklerinden öznitelik hesapları yapılırken tüm seslerin zaman gecikmesi ve yerleştirme boyutu değerlerinin ortalamalarına bakarak zaman gecikmesi 10, yerleştirme boyutu 3 olmak üzere sabit alınmıştır. ϵ ise sinyalin standart sapmasının 0.2 katı alınarak adaptif bir şekilde her ses için hesaplanmıştır. Şekil 3.13.'te TUA'lı ve sağlıklı iki farklı kişiye ait /sa/ sesinin kısa sessizi /s/'nin yineleme grafikleri verilmiştir.



Şekil 3.13. a) TUA'lı kişinin /sa_s/ sesine ait YG, b) Sağlıklı kişinin /sa_s/ sesine ait YG.

3.4. Öznitelik Seçimi

3.4.1. ANOVA

Özellik seçimi sınıflandırma uygulamalarında özellik seçimi, girdi değişkenlerinin sayısını azaltmak, model performansını artırmak ve modellemenin hesaplama maliyetini azaltmak için önemli ve istenen bir adımdır. Öznitelik seçimi sürecinde çeşitli yöntemler kullanılabilir. İstatistiğe dayalı yöntemler, her bir girdi değişkeni ile hedef değişken arasındaki ilişkiyi istatistiksel olarak değerlendirir ve girdileri ilişkinin gücüne göre puanlama yaparlar ki daha büyük puanlar, özelliğin daha fazla önemli olduğunu gösterir. Çok sınıflı sınıflandırmada özellik sıralaması yerine varyans analizi (ANOVA) gibi one-vs-rest yöntemi tercih edilebilir [66]. Burada n sınıf ve her bir özellik için n adet F puanı (veya p değeri) üretilir. Sınıfa göre gruplandırılan her öngörücü değişken için tek yönlü ANOVA uygulanır ve özellikler p değerleri kullanılarak sıralanır. ANOVA, her özellik için grupların aritmetik ortalamalarını kümülatif olarak karşılaştırır. Bu karşılaştırmada kullanılan hipotezler şunlardır: H_0 ortalamalar arasında fark yoktur ve H_1 en az iki ortalama arasında anlamlı fark vardır. Bu karşılaştırmalardan en az biri istatistiksel olarak anlamlı olduğunda ANOVA sonucu da anlamlıdır. P değeri ANOVA'nın F ölçüsünden elde edilir. Sıralama puanları $-\log(p)$ olarak hesaplanır.

3.5. Kullanılan Sınıflandırma Algoritmaları

Sınıflandırma, çeşitli verileri o verinin özelliklerini kullanarak farklı gruplara veya sınıflara ayırma işlemi olarak ifade edilir. Sınıflandırmanın amacı her bir veriye ait bir etiket belirleyerek benzer verilerin bir arada gruplandırılmasını sağlamaktır. Bu, makine öğrenmesinde yer alan temel bir kavramdır [73].

Makine öğrenmesi kapsamında sınıflandırma, algoritmanın etiketli bir veri kümesi üzerinde eğitildiği bir öğrenme türüdür. Bu, her girişin karşılık gelen bir çıkış etiketiyle ilişkilendirildiği anlamına gelmektedir. Algoritma, yeni, görünmeyen veriler üzerinde tahminlerde bulunmak veya kararlar almak için verilerin özelliklerini ve ilişkilerini öğrenir.

Sınıflandırma için kullanılan, destek vektör makineleri ve k-en yakın komşuluk gibi çeşitli algoritmalar bulunmaktadır.

Sağlıklı/TUA tespiti ve TUA derecelerinin tespitinde belirlenen ünlü harfler /a/, /ı/, /i/, /u/, ünsüz harfler ise /c/, /g/, /h/, /k/, /n/, /r/, /s/ şeklindedir. Ünlü ve ünsüzlerin ünlüler ile birleşiminden oluşan heceler gerekli ayrıştırma işlemleri yapıldıktan sonra ön işleme uygulanmış ve analize hazır hale getirilmiştir. Ünlüler ve ünsüzlerin kısa sessizlerinden oluşan seslerden doğrusal olmayan analiz yöntemleri ile öznitelikler hesaplanmış ve ikili/çok sınıflı sınıflandırma için MATLAB’da yer alan “Classification Learner” aracı kullanılmıştır. K-katlamalı çapraz doğrulama yöntemi ile veri kümesi eğitim ve test kümesi olarak $k=5$ ’e göre ayrılmıştır. Tüm sınıflandırma yöntemleri uygulanmış, K-EYK ve DVM sınıflandırıcıları kullanılarak yapılan ikili ve çok sınıflı sınıflandırma sonuçları verilmiştir. Kullanılan yöntemlerin tercih edilmesinin nedeni verinin doğasına uygun olması ve sonuçlara göre bu veriler üzerinde diğer yöntemlerden daha iyi ayırım yaptığının gözlemlenmesidir [73,74].

3.5.1. K- en yakın komşuluk

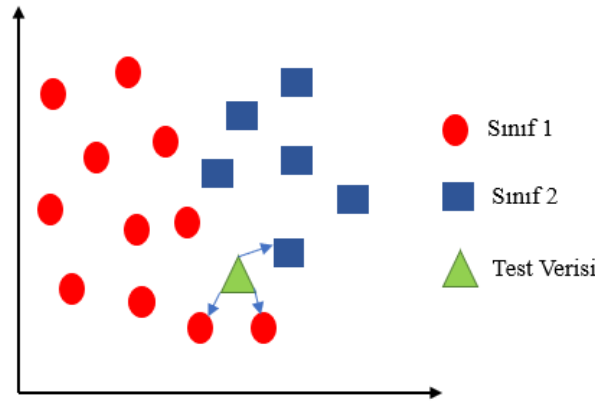
K- Yakın Komşuluk (K-EYK) algoritması, sınıflandırma ve regresyon problemlerinde kullanılan basit bir denetimli makine öğrenme tekniğidir. Bu algoritma, sınıfı belirsiz olan bir verinin, eğitim veri kümesindeki her bir örneğe olan uzaklığını hesaplar. Hesaplanan uzaklığa göre, verinin ait olacağı en optimal sınıf bulunur ve veri sınıflandırılır [75].

Optimal sınıfa ait olacak verinin belirlenmesinde, eğitim veri kümesindeki her bir sınıfa olan uzaklık hesaplanır. Burada kullanılan k değeri, sınıfın belirlenmesinde kullanılan en yakın komşu sayısını temsil eder. Bu değer genellikle 1, 3, 5 gibi tek bir sayı olarak belirlenir. Optimal

sınıfa ait veri, en yakın komşuların dahil olduğu sınıfa göre belirlenir. Örneğin, $k = 3$ için yapılan hesaplama sonucunda veriye ait en yakın 3 komşu belirlenir. Bu komşulardan örneğin 2 tanesi birinci sınıfa yakın olduğundan, verinin sınıfının 1 olduğu sonucuna varılır.

Şekil 3.14.'te $k = 3$ için yapılan bir hesaplama örneği gösterilmiştir. Bu şekilde, veriye ait en yakın 3 komşu belirlenir ve bu komşuların sınıfları göz önüne alınarak verinin sınıfı tahmin edilir. Verilen örnekte sınıf tahmini “1” olarak yapılmıştır. K-EYK algoritmasında optimal sınıf değerinin bulunabilmesi için çeşitli mesafe ölçütleri (Kosinüs, Minkowski, Öklid, Mahalanobis gibi) kullanılır. K-EYK algoritması, bu etkili yaklaşımıyla özellikle küçük veri setlerinde ve modellerde başarılı sonuçlar elde edebilir [74].

Çalışmada kullanılan kosinüs uzaklığı Eşitlik 3.27 ile, Öklid uzaklığı Eşitlik 3.28 ile ve Minkowski uzaklığı Eşitlik 3.29 ile ifade edilir. N uzayın boyutunu, a ve b uzaklığı ölçülecek iki noktayı, p ise pozitif reel bir sayıyı ifade eder.



Şekil 3.14. K-EYK algoritması ile sınıflandırma.

$$d(a, b) = \frac{\sum_{j=1}^k a_j b_j}{\sqrt{\sum_{j=1}^k a_j^2 \sum_{j=1}^k b_j^2}} \quad (3.27)$$

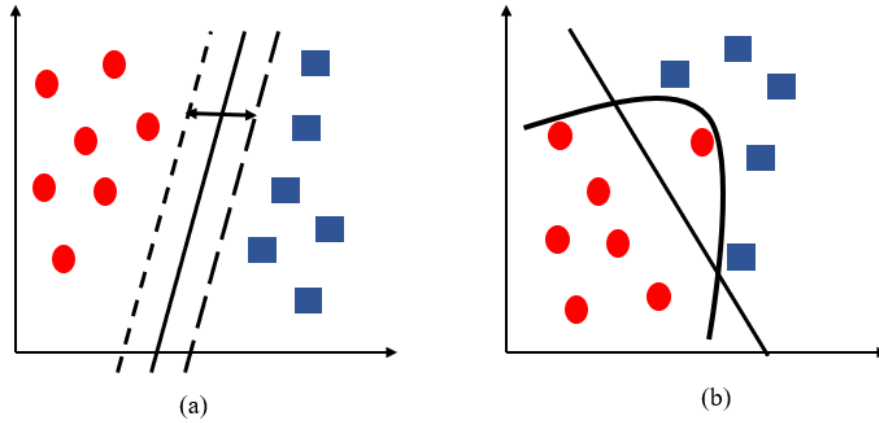
$$d(a, b) = \sqrt{\sum_{j=1}^k (a_j - b_j)^2} \quad (3.28)$$

$$d(a, b) = \left(\sum_{j=1}^k |a_j - b_j|^p \right)^{1/p} \quad (3.29)$$

3.5.2. Destek vektör makineleri

Destek vektör makineleri (DVM), Vladimir Vapnik tarafından önerilen bir makine öğrenmesi algoritmasıdır. DVM algoritması, istatistiksel öğrenme teorisi ve yapısal risk minimizasyonu prensiplerine dayanır. Temel amacı, yüksek boyuttaki verileri hiper düzlemde iki veya daha fazla sınıfa ayırabilmektir. Destek vektör makineleri, farklı sınıflara ait vektörler arasındaki mesafeyi maksimize ederek optimal ayırma hiperdüzlemini belirler. Yapısal risk minimizasyonu kullanarak, bu algoritma aşırı öğrenme problemleriyle başa çıkma konusunda güçlü bir performans sergiler [74,76].

Bu makineler, verinin boyutuna bağlı olarak doğrusal, düzlemsel ve hiperdüzlemde ayırabilme yeteneğine sahiptir. Sınıflandırma problemlerinde, veriler çekirdek fonksiyonları kullanılarak doğrusal olarak ayrılabilir yüksek boyutlu uzaya taşınır. Hiperdüzlemde ayrılan iki sınıfın birbirine en yakın noktalarından iki doğru çizilir ve bu doğrular üzerinde yer alan nesnelere destek vektörleri adı verilir. DVM’de çizilen düzlem ile destek vektörleri arasındaki uzaklık (marjin) maksimum olacak şekilde sınıflandırma gerçekleştirilir. DVM’ler doğrusal olarak ayrılıp ayrılmama durumlarına göre Şekil 3.15 ile ifade edilmiştir.



Şekil 3.15. a) Doğrusal ayrılabilir durumda optimum ayırıcı düzlem, b) Doğrusal olarak ayrılamayan veriler

Tez çalışması kapsamında, K-EYK ve DVM sınıflandırma algoritmaları kullanılmıştır. K-EYK kullanılırken öncelikle en yakın 1 komşu (1-NN) ve en yakın 10 komşu (10-NN)’ya bakılmıştır. Uzaklık metriği olarak Öklid uzaklığı kullanılmıştır. Daha sonra ise kosinüs K-EYK ve kübik K-EYK algoritmaları kullanılmıştır. Kosinüs K-EYK’de en yakın 10 komşuya kosinüs uzaklığı ile bakılırken kübik K-EYK’de ise en yakın 10 komşuya Minkowski uzaklığı

hesaplanarak bakılmıştır. DVM’de ise yukarıda bahsedilen doğrusal DVM ve doğrusal olmayan kuadratik, kübik ve Gauss DVM’ler kullanılmıştır.

3.6. Sınıflandırma Performansında Kullanılan Metrikler

Alınan ses kayıtlarının sağlıklı/TUA veya TUA dereceleri şeklinde doğrusal olmayan analiz yöntemlerinden çıkarılan özellikleri kullanılarak sınıflandırılabilmesi için algoritmanın sonucu uzman hekimin skoru ile karşılaştırılır. MATLAB Classification Learner’da elde edilen karışıklık matrislerinde (Şekil 3.16) uzman hekimin skoru gerçek durum olarak ifade edilirken algoritmanın sonucu “tahmin” şeklinde ifade edilmektedir. Sınıflandırıcının başarı performansı bu matrisler üzerinden hesaplanmaktadır.

		Tahmin Edilen Durum	
		Doğru Pozitif (DP)	Yanlış Negatif (YN)
Gerçek Durum	Doğru Pozitif (DP)	Doğru Pozitif (DP)	Yanlış Negatif (YN)
	Yanlış Pozitif (YP)	Yanlış Pozitif (YP)	Doğru Negatif (DN)

Şekil 3.16. Karışıklık matrisi.

Sınıflandırma sonuçları farklı metrikler hesaplanarak değerlendirilmiştir. Sınıflandırma için, kesinlik, duyarlılık, özgülük, F1-skoru ve doğruluk değerleri her bir sınıf için ayrı ayrı olmak üzere hesaplanmıştır. Bu değerler hesaplanırken kullanılan matematiksel denklemler aşağıda verilmiştir [74]. Eşitlik 3.30 ile ifade edilen kesinlik, tahmin edilen pozitif bir sınıfa ait örneğin doğru pozitif olma olasılığıdır. Eşitlik 3.31 ve 3.32’de bir sınıflandırıcının birbirinden farklı sınıflardaki performansı ayrı ayrı hesaplanmaktadır. Eşitlik 3.33 ile verilen F1-skoru kesinlik ve duyarlılık değerlerinin harmonik ortalamasıdır. Doğruluk ise Eşitlik 3.34 ile ifade edilerek doğru tahmin edilen tüm değerlerin (DP + DN) tüm durumlara bölünmesi olarak hesaplanmaktadır.

$$Kesinlik = \frac{DP}{DP + YP} \quad (3.30)$$

$$Duyarlılık = \frac{DP}{TP + YN} \quad (3.31)$$

$$Özgüllük = \frac{DN}{DN + YP} \quad (3.32)$$

$$F1 Skoru = \frac{2 \times DP}{2 \times DP + YP + YN} \quad (3.33)$$

$$Doğruluk = \frac{DP + DN}{DP + YP + YN + DN} \quad (3.34)$$

Çok sınıflı sınıflandırmada ise örneğin “0” olarak tanımlanan sınıf için durumlar yukarıda verilen eşitlikler ile Şekil 3.17.’ye göre değerlendirilir. Diğer sınıflar için işlemler tekrarlanır.

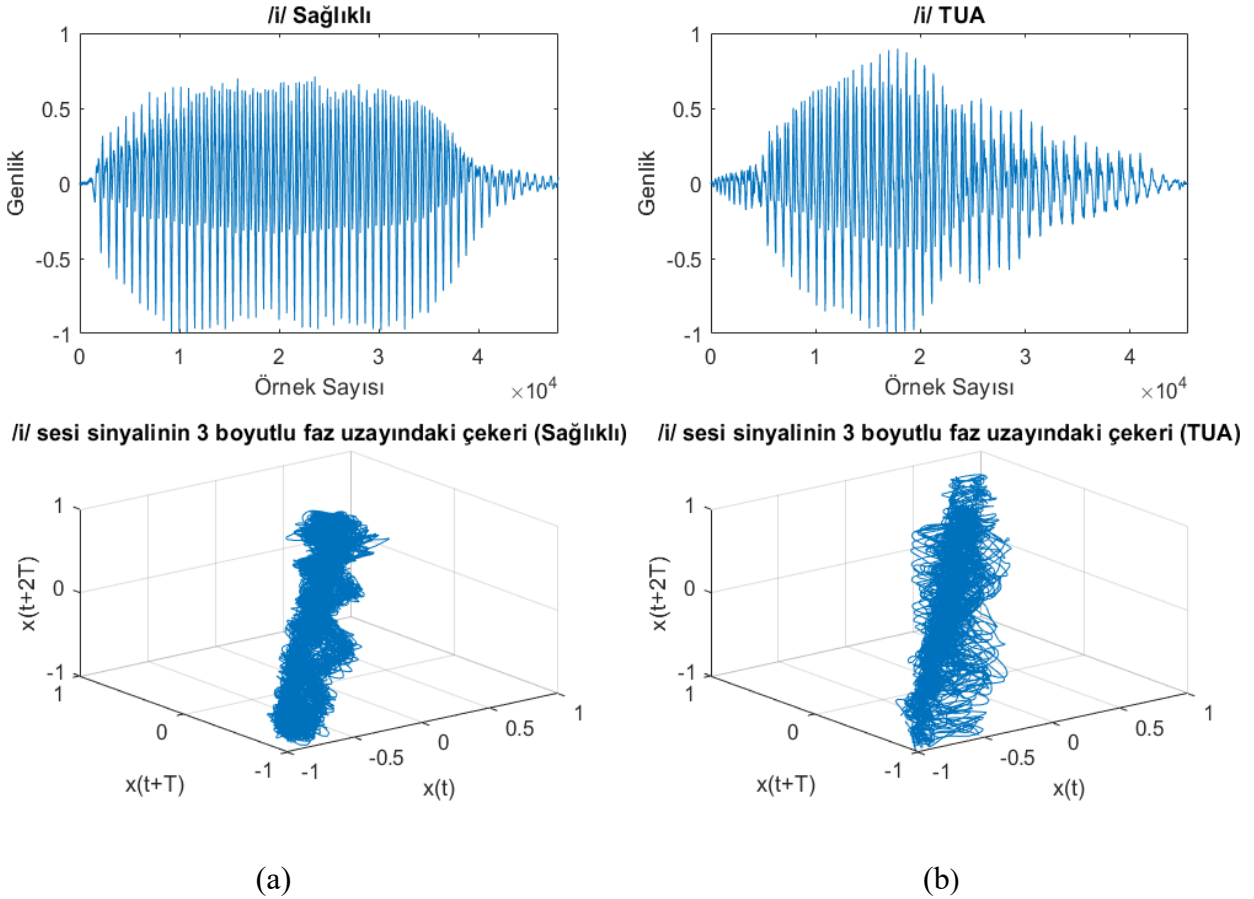
		0	1	2	3
		Tahmin Edilen Durum			
Gerçek Durum	0	Doğru Pozitif (DP)	Yanlış Negatif (YN)	Yanlış Negatif (YN)	Yanlış Negatif (YN)
	1	Yanlış Pozitif (YP)	Doğru Negatif (DN)	Doğru Negatif (DN)	Doğru Negatif (DN)
	2	Yanlış Pozitif (YP)	Doğru Negatif (DN)	Doğru Negatif (DN)	Doğru Negatif (DN)
	3	Yanlış Pozitif (YP)	Doğru Negatif (DN)	Doğru Negatif (DN)	Doğru Negatif (DN)

Şekil 3.17. Çok sınıflı sınıflandırma için karışıklık matrisi (Sadece “0” sınıfının durumu baz alınarak örnek olarak gösterilmiştir).

4. ARAŞTIRMA BULGULARI

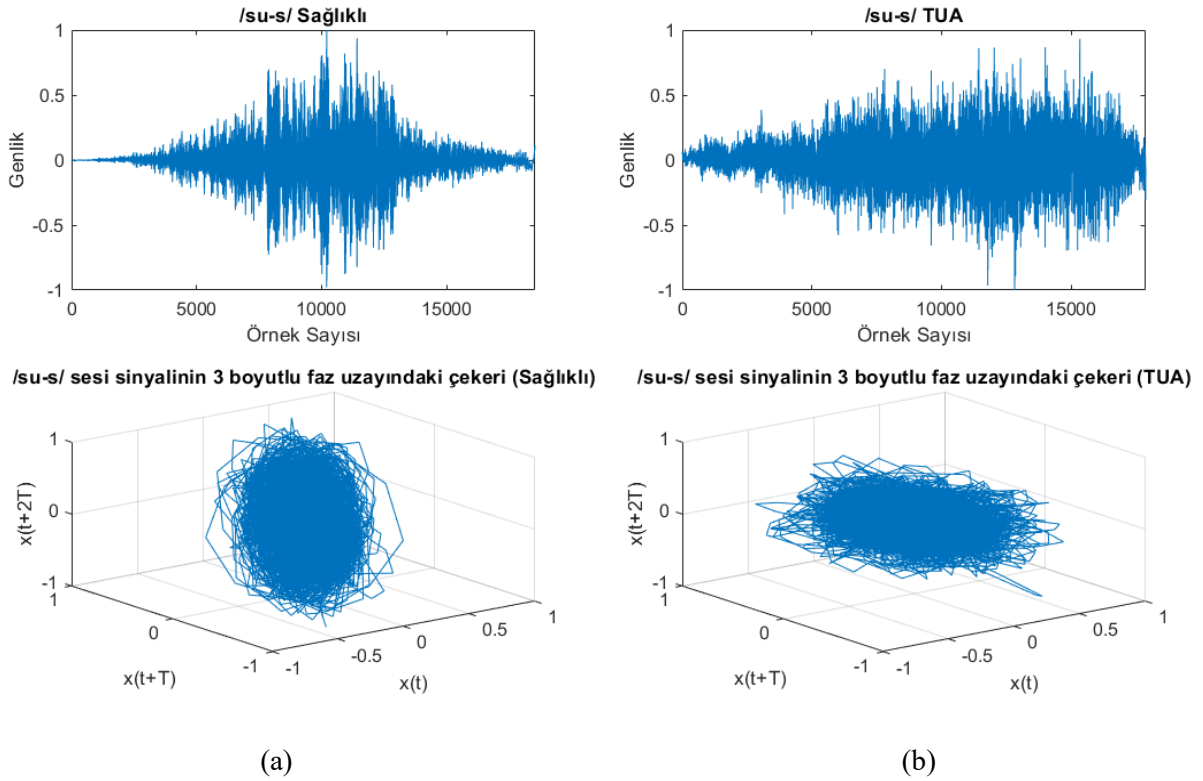
4.1. Konuşma Seslerinin Doğrusal Olmayan Analizleri ile TUA Tespiti Çalışmaları

Tez çalışmaları kapsamında 121 çeşitli derecelerde apneli, 20 basit horlamaya sahip denekten, deneklerin her birinin 5'er kez tekrarladığı 32 farklı ses örneği (hece) kaydedilmiştir. Çalışmada öncelikle, çoğunlukla temellerinin kaotik analizden alan ses sinyallerinin çekerlerinden hesaplanan öznitelikler kullanıldığı için, sağlıklı ve TUA'lı kişilere ait bir sesli ve bir sessiz harfin çekerlerinin görsel olarak bir farklılık gösterip göstermediğine bakılmıştır. Tezdeki öznitelikler hesaplanırken sinyalin yerleştirme boyutu ve zaman gecikmesi hesap ile bulunmuştur. Şekil 4.1'de sağlıklı ve TUA'lı birer kişinin /i/ sesi sinyalleri ve üç boyutlu uzayda, 10 örneklilik zaman gecikmesi ile çizdirilen /i/ sesine ait çekerleri görülmektedir. Buna göre bu çekerlerden hesaplanacak sağlıklı ve TUA'lı kişilere ait özniteliklerin de farklılık gösterebileceği çıkarımı yapılmıştır.



Şekil 4.1. a) sağlıklı, b) TUA'lı kişinin /i/ sesi sinyalleri ve 3 boyutlu durum uzayındaki çekerleri.

Şekil 4.2’de ise sağlıklı ve TUA’lı iki kişinin seslendirdiği /su_s/ sessiz harfine ait sinyal ve üç boyutlu durum uzayındaki çekerleri görülmektedir. /i/ sesi gibi seslilerin yanı sıra hecelerde seslilerle birleşen sessizleri ayrıştırdığımızda sessiz harflerin çekerlerinde de farklılık olduğu gözlemlenmiştir.



Şekil 4.2. a) sağlıklı, b) TUA’lı kişinin /su_s/ sesi sinyaller ve üç boyutlu durum uzayındaki çekerleri.

Çalışmanın ilk kısmında her bir ses kaydı için toplam 12 kaotik ve istatistik özellik hesaplanmıştır. Çalışmanın devamında ise yineleme grafiklerinden elde edilen 7 özellik daha çalışmaya ilave edilmiştir. Çalışmaya katılan deneklerden 20’si klinik olarak TUA teşhisi almadığı için sağlıklı (basit horlama), diğerleri TUA’lı olmak üzere iki gruba ayrılıp, özneliklerin arasında istatistiksel olarak farklılık olup olmadığına student-t test ile incelenmiştir. Buna göre iki grup arasında Tablo 4.1’de verilen sesler ve özneliklerde istatistiksel olarak anlamlı farklar görüldüğü tespit edilmiştir. Tablo 4.1’de elde edilen umut vadeci sonuçlar üzerine çeşitli sınıflandırma uygulamaları yapılmıştır. Çalışmada

gerçekleştirilen sınıflandırma işlemleri sınıflandırma prosedürleri başlığı altında Prosedür 1 ve Prosedür 2 olarak Tablo 4.2’de özetlenmiştir.

Tablo 4.1. Sağlıklı ve TUA’lı gruplarda istatistiksel olarak fark görülen sesler

Öznitelikler	Sesler/Heceler
Lag	/ci ¹ , /gi ³ , /hi ¹ , /a ⁵ , /i ⁵
LLeros	/ci ³ , /ci ³ , /cu ¹ , /ga ² , /ha ⁴ , /ki ¹ , /na ⁵ , /ni ⁴ , /nu ⁵ , /ri ³ , /ri ³ , /ru ⁴ , /sa ² , /si ³ , /su ¹ , /a ¹ , /i ⁵ , /i ⁵ , /u ⁵
İB	/ga ¹ , /gi ¹ , /hi ² , /hu ³ , /ku ¹ , /ru ² , /si ¹
KB	/gu ¹ , /ha ⁵ , /ni ⁴ , /ni ⁴ , /nu ¹ , /ri ¹ , /ri ¹ , /ru ² , /si ¹ , /i ⁴ , /u ⁵
HB	/nu ³ , /ri ¹ , /sa ³ , /a ² , /i ⁵ , /i ⁵ , /u ⁵
ZGDiff	/ca ⁵ , /ci ⁴ , /ci ⁵ , /cu ² , /ga ¹ , /gu ⁴ , /ha ¹ , /ki ¹ , /ki ² , /na ³ , /ni ¹ , /ri ² , /sa ⁵ , /si ³ , /u ¹
Shn	/ca ¹ , /ci ³ , /ci ² , /cu ² , /ga ⁴ , /gi ² , /gi ⁵ , /gu ⁵ , /ha ⁴ , /hu ¹ , /ki ¹ , /ki ³ , /ra ³ , /si ⁴ , /su ² , /i ¹ , /i ⁴ , /u ³
AEn	/ga ⁴ , /ki ⁵ , /ki ¹ , /ra ⁵ , /su ¹ , /i ⁴ , /i ⁵
SEn	/ci ¹ , /ga ⁵ , /gi ⁵ , /gu ¹ , /ha ² , /ki ¹ , /ni ¹ , /si ⁴ , /su ¹ , /a ³ , /i ⁵ , /i ¹ , /u ¹
Elog	/ca ¹ , /cu ¹ , /hi ² , /hu ¹ , /ki ³ , /na ³ , /ni ⁴ , /ni ¹ , /a ⁵ , /i ¹
Skew	/ci ³ , /gi ² , /gu ¹ , /hi ² , /hu ¹ , /ki ¹ , /ku ² , /na ⁵ , /ni ³ , /ra ² , /ri ¹ , /ru ¹ , /i ⁵ , /i ³ , /u ⁵
Kurt	/ci ¹ , /ci ² , /cu ¹ , /gu ⁴ , /hu ¹ , /ki ⁴ , /na ¹ , /sa ¹ , /si ³ , /i ¹
Öznitelikler (Yineleme Grafiği)	Sesler/Heceler
YO	/ci ³ , /ci ³ , /hi ³ , /ki ¹ , /sa ⁵ , /si ⁵ , /si ⁵ , /su ⁵
DET	/ha ¹ , /hi ³ , /hu ¹ , /na ² , /ni ⁵ , /ni ⁵ , /nu ⁵ , /ru ¹ , /sa ⁵ , /si ⁴ , /su ⁵
Lmaks	/gi ³ , /ha ² , /ka ¹ , /ni ⁵ , /nu ¹ , /ra ¹ , /ri ⁵ , /ru ⁵ , /si ² , /su ⁵
ENT	/ci ² , /ha ¹ , /hi ⁵ , /ki ¹ , /ni ⁴ , /ni ⁵ , /nu ⁵ , /ru ¹ , /sa ⁵ , /si ⁵ , /su ⁵
LAM	/hi ⁴ , /hu ¹ , na ³ , /ni ⁴ , /ni ¹ , /nu ¹ , /ru ² , /sa ⁴ , /si ³ , /su ⁵
YS	/ci ⁵ , /hi ¹ , /ka ¹ , /ku ¹ , /ri ¹ , /sa ⁴ , /si ⁵ , /su ⁵
TND	/gi ¹ , /gu ¹ , /si ¹

/.¹: p < 0.05, /.²: p < 0.01, /.³: p < 0.005, /.⁴: p < 0.001, /.⁵: p < 0.0001.

Tablo 4.2. Sınıflandırma prosedürleri.

Sınıflandırma Prosedürleri								
Prosedür 1	İkili Sınıflandırma (0: Sağlıklı 1: TUA)							
	Eşleşmemiş Gruplar				Eşleşmiş Gruplar			
	Uygulama 1	Bireysel ¹	Uygulama 2	Ortalama ^{1*}	Uygulama 3	Ortalama ^{1*}	Uygulama 4	Ortalama ^{2*}
		Tüm sesler Ünsüzler Ünlüler		Tüm sesler Ünsüzler Ünlüler		Tüm sesler Ünsüzler Ünlüler		Ünsüzler
Prosedür 2	Çok Sınıflı Sınıflandırma (0: Sağlıklı 1: Hafif TUA 2: Orta TUA 3: Ağır TUA)							
	Eşleşmiş Gruplar							
	Uygulama 1	Ortalama ^{1*}	Uygulama 2	Ortalama ^{2*}				
Ünsüzler		Ünsüzler						

Bireysel: Her bir ses örneği için (a, ı, i, u, ca, cı, ..., si, su) 5 kez tekrarlanan ses kayıtlarının her biri için bulunan özellikler kullanılarak.

Ortalama: Her bir ses örneği için (a, ı, i, u, ca, cı, ..., si, su) 5 kez tekrarlanan ses kayıtlarının her biri için bulunan özelliklerin ortalaması kullanılarak (5'li grup ortalaması).

¹: AEn, SEn, Shn, Elog, Skew, Kurt, Lag, ZGDiff, LLERos, İB, HB, KB özellikleri ile (Tablo 4.1 ilk bölüm).

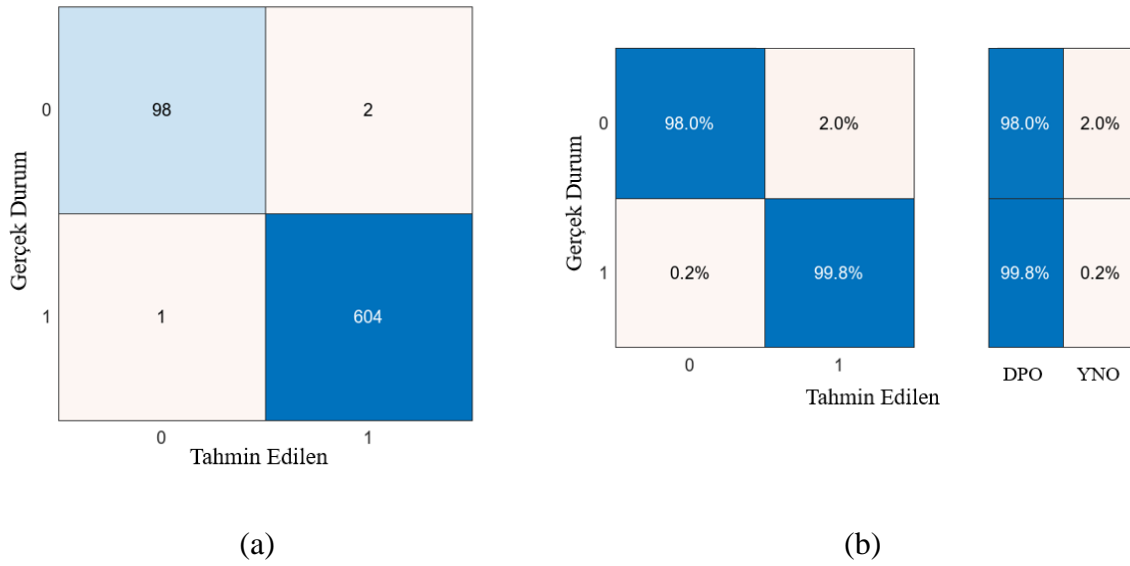
²: Kullanılan özelliklere YG'den elde edilen özellikler (YO, DET, Lmaks, ENT, LAM, YS, TND) eklenerek (Tablo 4.1'deki özelliklerin tamamı ile).

*: Bu sınıflandırma işlemlerinde ANOVA ile özellik seçimi yapılmıştır.

Prosedür 1 - Uygulama 1: Sağlıklı ve TUA'lı denekler için hesaplanan 12 öznitelik (12 x 32 = 384 öznitelik) ile tüm sesleri (ünlü + ünsüz) kapsayan bir sınıflandırma çalışması yapılmıştır. Tablo 4.1'in ilk bölümünde her bir ses için hesaplanan 12 adet öznitelik kullanılmıştır. Bu sınıflandırma çalışması sonuçları Tablo 4.3'te verilmiştir. Tabloya göre en yüksek sınıflandırma başarımının %99 kesinlik, %98 duyarlılık, %100 özgüllük, %98 F1-skoru ve %99,6 doğruluk ile doğrusal K-EYK (1 NN) sınıflandırıcısı ile elde edildiği görülmüştür. En başarılı sınıflandırmaya ait karışıklık matrisi ve başarı yüzdeleri Şekil 4.3'te görülmektedir.

Tablo 4.3. Her denekten 5'er tekrarlarla alınan tüm seslere göre sağlıklı/TUA'lı sınıflandırma sonucu. (12 x 32 = 384 öznitelik, tüm sesler)

	Sınıflandırıcı	Kesinlik	Duyarlılık	Özgüllük	F1	Doğruluk
K-EYK	Doğrusal-1 YK	99	98	100	98	99.6
	Doğrusal-10 YK	88	44	99	59	91.2
	Kosinüs-10 YK	90	45	99	60	91.5
	Kübik-10 YK	88	36	99	51	90.2
DVM	Doğrusal	97	37	100	54	90.9
	Kuadratik	98	79	100	87	96.7
	Kübik	100	80	100	89	97.2
	Gauss	100	42	100	59	91.8

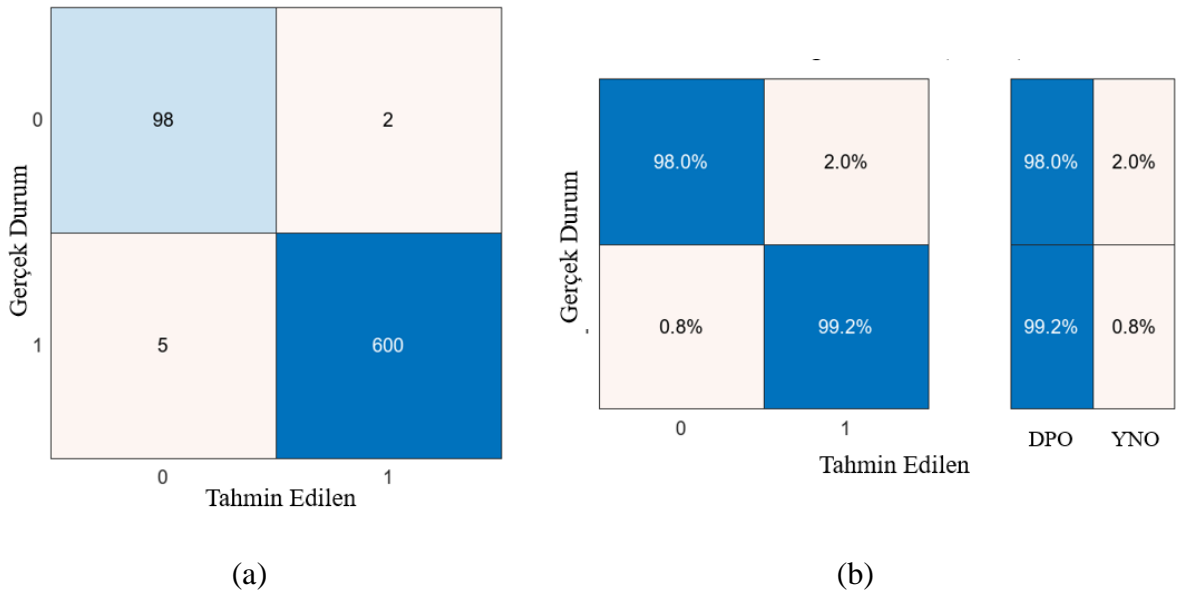


Şekil 4.3. Her denekten 5'er tekrarlarla alınan tüm seslere göre K-EYK (Doğrusal 1-YK) ile elde edilen en iyi sınıflandırma sonucunun a) karışıklık matrisi (örnek sayısı) b) başarı yüzdeleri.

Prosedür 1 - Uygulama 1 kapsamında sağlıklı ve TUA'lı denekler için hesaplanan 12 öznitelik (12 x 32 = 384 öznitelik) ile tüm seslerin incelenmesinin ardından sadece ünsüzleri kapsayan bir sınıflandırma çalışması yapılmıştır. Bu sınıflandırma çalışması sonuçları Tablo 4.4' te verilmiştir. Tabloya göre en yüksek sınıflandırma başarımının %95 kesinlik, %98 duyarlılık, %99 özgüllük, %97 F1-skoru ve %99 doğruluk ile doğrusal K-EYK (1 YK) sınıflandırıcısı ile elde edildiği görülmüştür. En başarılı sınıflandırmaya ait karışıklık matrisi ve başarı yüzdeleri Şekil 4.4'te görülmektedir.

Tablo 4.4. Her denekten 5'er tekrarlar alınarak sessizlere göre sağlıklı/TUA'lı sınıflandırma sonucu. (12 x 28 = 336 öznitelik – (ünsüzler))

	Sınıflandırıcı	Kesinlik	Duyarlılık	Özgüllük	F1	Doğruluk
K-EYK	Doğrusal-1 YK	95	98	99	97	99
	Doğrusal-10 YK	94	31	100	47	89.9
	Kosinüs-10 YK	90	43	99	58	91.2
	Kübik-10 YK	83	25	99	38	88.7
DVM	Doğrusal	90	28	100	43	89.4
	Kuadratik	92	65	99	76	99
	Kübik	94	73	99	82	95.5
	Gauss	97	30	100	46	89.9

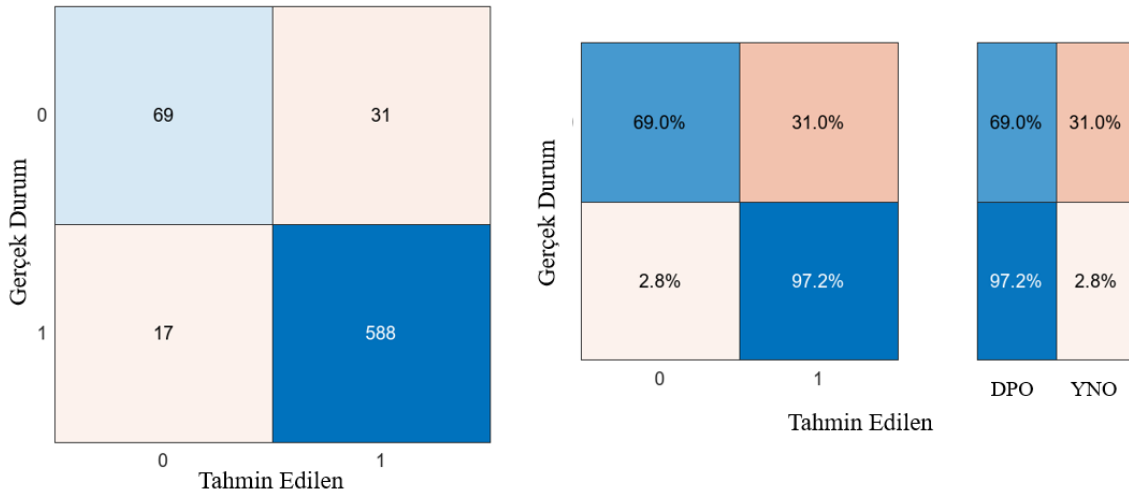


Şekil 4.4. Her denekten 5'er tekrarlar alınarak ünsüzlere göre K-EYK (Doğrusal 1-YK) ile elde edilen en iyi sınıflandırma sonucunun a) karışıklık matrisi (örnek sayısı) b) başarı yüzdeleri.

Prosedür 1 - Uygulama 1'in devamında, sağlıklı ve TUA'lı denekler için hesaplanan 12 öznitelik (12 x 32 = 384 öznitelik) ile tüm seslerin ve ünsüzlerin ayrı ayrı incelenmesinin ardından sadece ünlülerin etkisini inceleyebilmek için bir sınıflandırma çalışması yapılmıştır. Bu sınıflandırma çalışması sonuçları Tablo 4.5' te verilmiştir. Tabloya göre en yüksek sınıflandırma başarımının %80 kesinlik, %69 duyarlılık, %97 özgüllük, %74 F1-skoru ve %93,2 doğruluk ile doğrusal K-EYK (1 YK) sınıflandırıcısı ile elde edildiği görülmüştür. En başarılı sınıflandırmaya ait karışıklık matrisi ve başarı yüzdeleri Şekil 4.5'te görülmektedir.

Tablo 4.5. Her denekten 5'er tekrarla alınan ünlülere göre sağlıklı/TUA'lı sınıflandırma sonucu. (12 x 4 = 48 öznitelik – (ünlüler))

	Sınıflandırıcı	Kesinlik	Duyarlılık	Özgüllük	F1	Doğruluk
K-EYK	Doğrusal-1 YK	80	69	97	74	93.2
	Doğrusal-10 YK	68	15	99	25	87
	Kosinüs-10 YK	83	30	99	44	89.2
	Kübik-10 YK	61	14	99	23	86.5
DVM	Doğrusal	100	4	100	8	86.4
	Kuadratik	78	47	98	59	90.6
	Kübik	77	57	97	66	91.5
	Gauss	100	15	100	26	87.9



Şekil 4.5. Her denekten 5'er tekrarla alınan ünlülere göre K-EYK (Doğrusal 1-YK) ile elde edilen en iyi sınıflandırma sonucunun a) karışıklık matrisi (örnek sayısı) b) başarı yüzdeleri.

Denek sayısından çok öznitelik kullanılması, aynı deneğin 5 ses örneğinin de kullanılması ve bir kişiye ait 5 ses olması sebebiyle aynı kişinin seslerinin hem eğitim hem test setinde yer alma durumu sınıflandırmada daha yüksek sonuçlar elde edilebileceğini göstermiştir. Ölçme teorisinde ölçümün birkaç defa tekrarlanması ve alınan sonuçların ölçüm değeri olarak kullanılmasının hatayı azalttığı ve çok sayıda öznitelik kullanıldığında, veri sayısı öznitelik sayısının 10 katından daha az ise aşırı öğrenmeye (overfitting) yol açabildiği bilgisine dayanarak, deneklerden hesaplanan aynı sese ait 5 özniteliğin ortalaması alınarak bundan sonraki çalışmalara bu şekilde devam edilmiştir.

Ayrıca çok sayıda öznitelik hesaplanması ve kullanılmasının TUA'ya teşhis konulması sırasındaki işlemleri uzatması sebebiyle verilere ANOVA öznitelik seçme yöntemi uygulanmıştır.

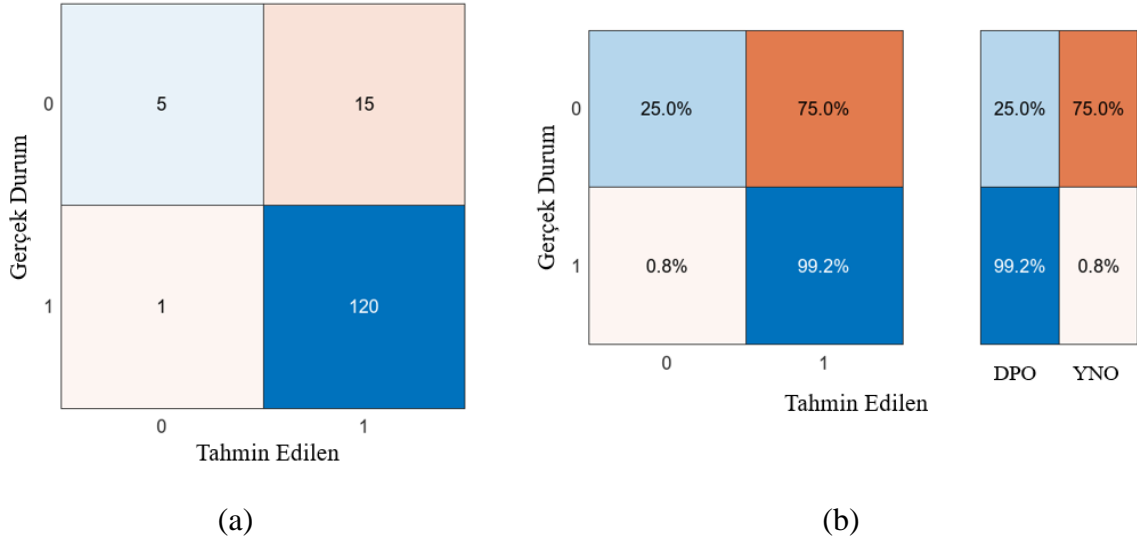
Prosedür 1 - Uygulama 2: Yukarıda açıklanan durumlar değerlendirilerek sağlıklı/TUA'lı sınıflandırmaları tüm denekler için sadece ortalama öznitelik kullanılarak 12 öznitelik (12 x 32 = 384 öznitelik) ile tüm sesleri (ünlü + ünsüz) kapsayacak şekilde tekrar yapılmıştır. Tablo 4.6'da her bir ses için hesaplanan 12 adet öznitelik ve ANOVA öznitelik seçimi sonucu 384 öznitelikten ANOVA ile anlamlı bulunan 9 öznitelik verilmiştir. Bu sınıflandırma çalışması sonuçları Tablo 4.7' de verilmiştir. Tabloya göre en yüksek sınıflandırma başarımının %83 kesinlik, %25 duyarlılık, %99 özgüllük, %38 F1-skoru ve %88,7 doğruluk ile doğrusal DVM sınıflandırıcısı ile elde edildiği görülmüştür. En başarılı sınıflandırmaya ait karışıklık matrisi Şekil 4.6'da görülmektedir.

Tablo 4.6. Sağlıklı ve TUA'lı gruplarda tüm sesler için hesaplanan ve seçilen öznitelikler (ortalama alınarak)

Hesaplanan Öznitelikler (Her bir ses için)	
AEn, SEn, Shn, Elog, Skew, Kurt, Lag, ZGDiff, LLERos, İB, HB, KB	
Seçilen Öznitelikler (ANOVA – sıralanmış değerler > 5)	
1. LLERos: /u/	6. LLERos: /ı/
2. Skew: /ga/	7. LLERos: /nu/
3. LLERos: /nı/	8. LLERos: /ni/
4. Shn: /su/	9. SEn: /su/
5. HB: /ni/	

Tablo 4.7. Seslere ait özelliklerin ortalamaları alınarak yapılan tüm seslere göre sağlıklı/TUA'lı sınıflandırma sonucu. (12 x 32 = 384 öznitelik – 9'a indirilmiştir, tüm sesler)

	Sınıflandırıcı	Kesinlik	Duyarlılık	Özgüllük	F1	Doğruluk
K-EYK	Doğrusal-1 YK	31	25	91	28	81.6
	Doğrusal-10 YK	67	20	98	31	87.2
	Kosinüs-10 YK	54	35	95	42	86.5
	Kübik-10 YK	60	15	98	24	86.5
DVM	Doğrusal	83	25	99	38	88.7
	Kuadratik	55	30	96	39	86.5
	Kübik	43	30	93	35	84.4
	Gauss	75	15	99	25	87.2



Şekil 4.6. Seslere ait özelliklerin ortalamaları kullanılarak tüm seslere göre DVM (Doğrusal) ile elde edilen en iyi sınıflandırma sonucunun a) karışıklık matrisi (örnek sayısı) b) başarı yüzdeleri.

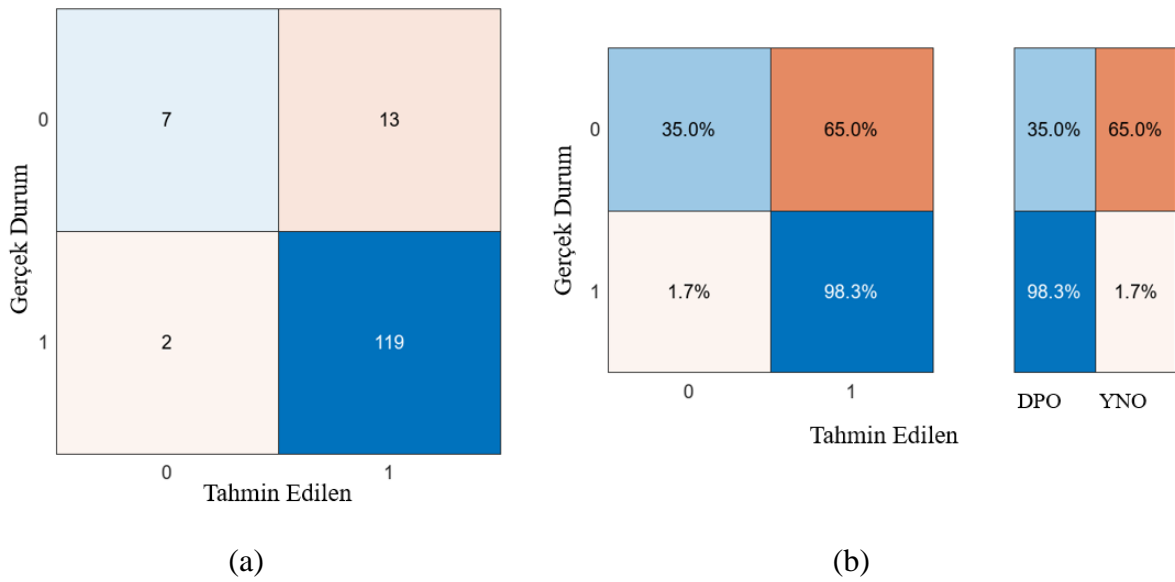
Prosedür 1 - Uygulama 2'nin devamında sağlıklı/TUA'lı sınıflandırmaları tüm denekler için sadece ortalama öznitelik kullanılarak 12 öznitelik (12 x 32 = 384 öznitelik) ile tüm sesleri kapsayacak şekilde yapıldıktan sonra sadece ünsüzlerin ne kadar etkili olduğunu görmek için işlem tekrarlanmıştır. Tablo 4.8'de her bir ses için hesaplanan 12 adet öznitelik ve ANOVA öznitelik seçimi sonucu 336 öznitelikten ANOVA ile anlamlı bulunan 7 öznitelik verilmiştir. Bu sınıflandırma çalışması sonuçları Tablo 4.9'da verilmiştir. Tabloya göre en yüksek sınıflandırma başarımının %78 kesinlik, %35 duyarlılık, %98 özgüllük, %48 F1-skoru ve %89,4 doğruluk ile doğrusal K-EYK (Kosinüs - 10 YK) ile elde edildiği görülmüştür. En başarılı sınıflandırmaya ait karışıklık matrisi Şekil 4.7'de görülmektedir.

Tablo 4.8. Sağlıklı ve TUA'lı gruplarda ünsüzler için hesaplanan ve seçilen öznitelikler (ortalama alınarak)

Hesaplanan Öznitelikler (Her bir ses için)		
AEn, SEn, Shn, Elog, Skew, Kurt, Lag, ZGDiff, LLERos, İB, HB, KB		
Seçilen Öznitelikler (ANOVA – sıralanmış değerler > 5)		
1. Skew: /ga/	4. HB: /ni/	7. SEn: /su/
2. LLERos: /ni/	5. LLERos: /nu/	
3. Shn: /su/	6. LLERos: /ni/	

Tablo 4.9. Seslere ait özelliklerin ortalamaları alınarak yapılan ünsüzlere göre sağlıklı/TUA'lı sınıflandırma sonucu. (12 x 32 = 384 öznitelik – 7'ye indirilmiştir, (ünsüzler))

	Sınıflandırıcı	Kesinlik	Duyarlılık	Özgüllük	F1	Doğruluk
K-EYK	Doğrusal-1 YK	39	35	91	37	83
	Doğrusal-10 YK	100	15	100	26	87.9
	Kosinüs-10 YK	78	35	98	48	89.4
	Kübik-10 YK	100	15	100	26	87.9
DVM	Doğrusal	80	20	99	32	87.9
	Kuadratik	40	20	95	27	84.4
	Kübik	53	40	94	46	86.5
	Gauss	100	10	100	18	87.2



Şekil 4.7. Ünsüzlere ait özelliklerin ortalamaları kullanılarak K-EYK (Kosinüs 10-YK) ile elde edilen en iyi sınıflandırma sonucunun a) karışıklık matrisi (örnek sayısı) b) başarı yüzdeleri.

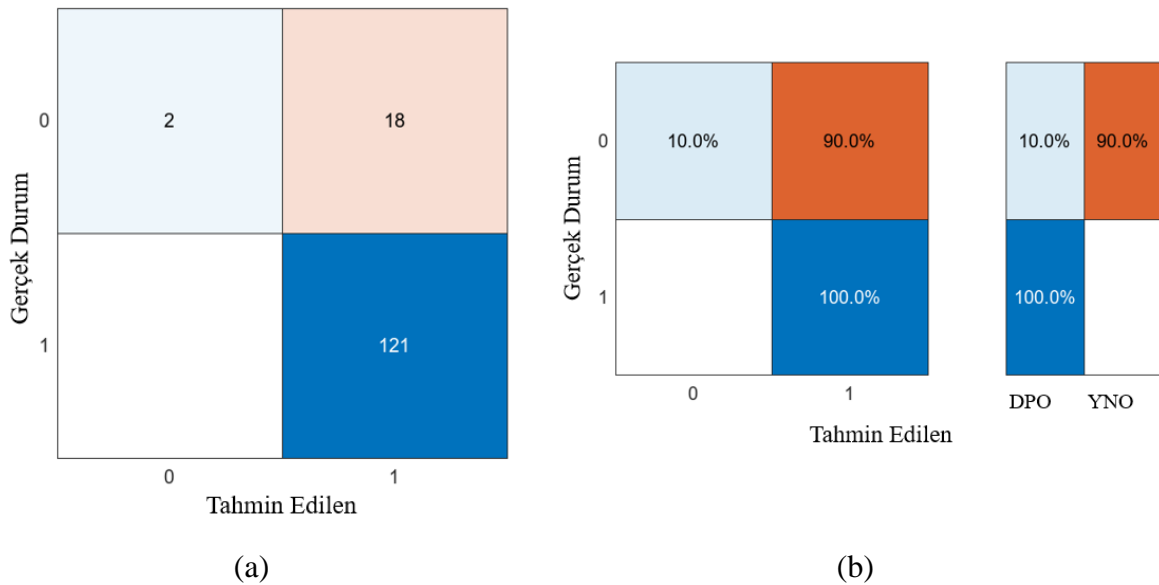
Prosedür 1 - Uygulama 2'de sağlıklı/TUA'lı sınıflandırmaları tüm denekler için sadece ortalama öznitelik kullanılarak 12 öznitelik (12 x 32 = 384 öznitelik) ile öncelikle tüm sesleri ardından sadece ünsüzleri kapsayacak sınıflandırma çalışmaları yapıldıktan sonra ünlülerin ne kadar etkili olduğunu görmek için çalışma tekrarlanmıştır. Tablo 4.10'da her bir ses için hesaplanan 12 adet öznitelik olmak üzere 48 öznitelikten ANOVA ile anlamlı bulunan 4 öznitelik verilmiştir. Bu sınıflandırma çalışması sonuçları Tablo 4.11' de verilmiştir. Tabloya göre en yüksek sınıflandırma başarımının %100 kesinlik, %10 duyarlılık, %100 özgüllük, %18 F1-skoru ve %87,2 doğruluk ile doğrusal DVM sınıflandırıcısı ile elde edildiği görülmüştür. En başarılı sınıflandırmaya ait karışıklık matrisi ve başarı yüzdeleri Şekil 4.8'de görülmektedir.

Tablo 4.10. Sağlıklı ve TUA'lı gruplarda ünlüler için hesaplanan ve seçilen öznitelikler (ortalama alınarak).

Hesaplanan Öznitelikler (Her bir ses için)	
AEn, SEn, Shn, Elog, Skew, Kurt, Lag, ZGDiff, LLERos, İB, HB, KB	
Seçilen Öznitelikler (ANOVA – sıralanmış değerler > 4)	
1.	LLERos: /u/
2.	LLERos: /ı/
3.	HB: /ı/
4.	SEn: /i/

Tablo 4.11. Seslere ait özelliklerin ortalamaları alınarak yapılan ünlülere göre sağlıklı/TUA'lı sınıflandırma sonucu. (12 x 4 = 48 öznitelik – 4'e indirilmiştir, (ünlüler)).

	Sınıflandırıcı	Kesinlik	Duyarlılık	Özgüllük	F1	Doğruluk
K-EYK	Doğrusal-1 YK	24	30	84	27	76.6
	Doğrusal-10 YK	42	25	94	31	84.4
	Kosinüs-10 YK	47	40	93	43	85.1
	Kübik-10 YK	45	25	95	32	85.1
DVM	Doğrusal	0/0	0	100	0	85.8
	Kuadratik	40	20	95	27	84.4
	Kübik	27	30	87	29	78.7
	Gauss	100	10	100	18	87.2



Şekil 4.8. Ünlülere ait özelliklerin ortalamaları kullanılarak DVM (Gauss) ile elde edilen en iyi sınıflandırma sonucunun a) karışıklık matrisi (örnek sayısı) b) başarı yüzdeleri.

Prosedür 1 – Uygulama 3: Sağlıklı/TUA’lı sınıflandırmaları tüm denekler için (141 kişi) yapıldıktan sonra yaş, boy, kilo, beden kitle indeksi (BKİ) eşleşmiş gruplar için (61 kişi) çalışma tekrarlanmıştır. Öncelikle bu veriler ile sağlıklı/TUA şeklinde daha sonra sağlıklı, hafif, orta ve ağır olmak üzere çok sınıflı sınıflandırma yapılmıştır. Tablo 4.12’de bu kişilerin yaş, kilo, boy, BKİ, AHİ’leri için tüm apne dereceleri ve sağlıklı gruplarda ortalama ve standart sapma değerleri verilmiştir. Her bir ses için hesaplanan 12 adet öznitelik ve ANOVA öznitelik seçimi sonucu 384 öznitelikten ANOVA ile anlamlı bulunan 6 öznitelik verilmiştir (Tablo 4.13). Bu sınıflandırma çalışması sonuçları Tablo 4.14’te verilmiştir. Tabloya göre en yüksek sınıflandırma başarımının %85 kesinlik, %85 duyarlılık, %96 özgüllük, %85 F1-skoru ve %93.4 doğruluk ile kübik DVM sınıflandırıcısı ile elde edildiği görülmüştür. En başarılı sınıflandırmaya ait karışıklık matrisi ve başarı yüzdeleri Şekil 4.9’da görülmektedir.

Tablo 4.12. Demografik Bilgiler (61 kişiye ait).

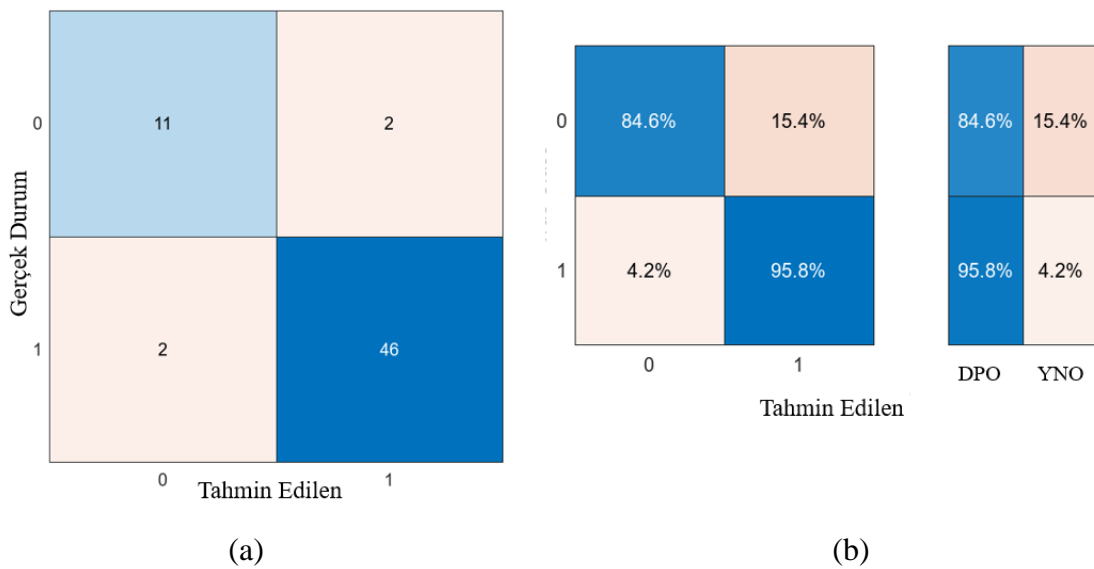
	Sağlıklı Ort ± Std	Hafif TUA Ort ± Std	Orta TUA Ort ± Std	Ağır TUA Ort ± Std
Yaş	43.5 ± 7.7	49.1 ± 9.4	50.5 ± 11.8	47.8 ± 11.1
Kilo (kg)	78.4 ± 16.2	87.4 ± 13.8	82.8 ± 9.6	87.4 ± 9.1
Boy (cm)	171.5 ± 7.6	173.4 ± 11.6	171.2 ± 11.7	171.1 ± 3.7
BKİ (kg/m²)	26.7 ± 5.7	29.1 ± 3.6	28.3 ± 2.5	30 ± 3.9
AHİ	2.6 ± 1.4	10.4 ± 2.8	20.4 ± 4.5	61.5 ± 27.4
Cinsiyet	5 kadın 8 erkek	4 kadın 12 erkek	5 kadın 11 erkek	5 kadın 11 erkek

Tablo 4.13. Sağlıklı ve TUA’lı gruplarda tüm sesler için hesaplanan ve seçilen öznitelikler. (ortalama alınarak – eşleşen grup ile)

Hesaplanan Öznitelikler (Her bir ses için)	
AEn, SEn, Shn, Elog, Skew, Kurt, Lag, ZGDiff, LLERos, İB, HB, KB	
Seçilen Öznitelikler (ANOVA – sıralanmış değerler > 5)	
1. Skew: /ga/	4. Kurt: /ha/
2. Lag: /ri/	5. Lag: /hu/
3. LLERos: /u/	6. LLERos: /nı/

Tablo 4.14. Seslere ait özelliklerin ortalamaları alınarak yapılan tüm seslere göre sağlıklı/TUA'lı sınıflandırma sonucu. (12 x 32 = 384 öznitelik – 6'ya indirilmiştir, tüm sesler)

	Sınıflandırıcı	Kesinlik	Duyarlılık	Özgüllük	F1	Doğruluk
K-EYK	Doğrusal-1 YK	64	54	92	58	83.6
	Doğrusal-10 YK	100	31	100	47	85.2
	Kosinüs-10 YK	88	54	98	67	88.5
	Kübik-10 YK	100	31	100	47	85.2
DVM	Doğrusal	82	69	96	75	90.2
	Kuadratik	83	77	96	80	91.8
	Kübik	85	85	96	85	93.4
	Gauss	80	31	98	44	83.6



Şekil 4.9. Seslere ait özelliklerin ortalamaları kullanılarak (eşleşen gruplar ile) DVM (Kübik) ile elde edilen en iyi sınıflandırma sonucunun a) karışıklık matrisi (örnek sayısı) b) başarı yüzdeleri.

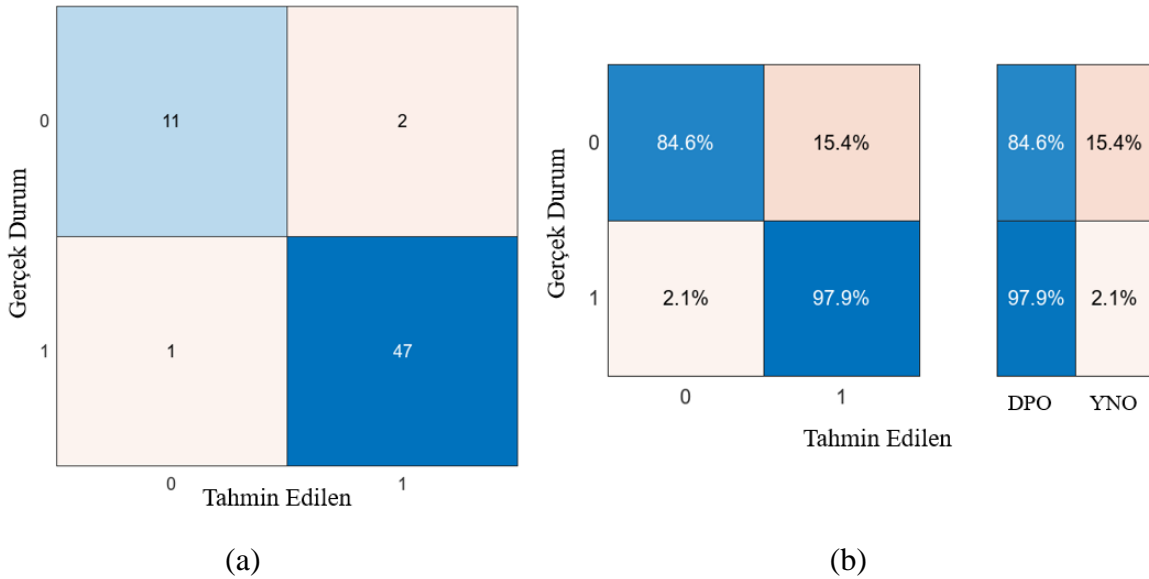
Prosedür 1 - Uygulama 3 için yaş, boy, kilo, beden kitle indeksleri (BKİ) arasında istatistiksel olarak fark olmayan eşleşmiş gruplar için (61 kişi) tüm sesler ile sağlıklı/TUA sınıflandırmasının yapılmasının ardından sadece ünsüzlerin etkisini incelemek için çalışma tekrarlanmıştır. Her bir ses için hesaplanan 12 adet öznitelik ve ANOVA öznitelik seçimi sonucu 336 öznitelikten ANOVA ile anlamlı bulunan 5 öznitelik verilmiştir (Tablo 4.15). Bu sınıflandırma çalışması sonuçları Tablo 4.16'da verilmiştir. Tabloya göre en yüksek sınıflandırma başarımının %91.7 kesinlik, %84.6 duyarlılık, %98 özgüllük, %88 F1-skoru ve %95.1 doğruluk ile kuadratik DVM sınıflandırıcısı ile elde edildiği görülmüştür. En başarılı sınıflandırmaya ait karışıklık matrisi ve başarı yüzdeleri Şekil 4.10'da görülmektedir.

Tablo 4.15. Sağlıklı ve TUA'lı gruplarda ünsüzler için hesaplanan ve seçilen öznitelikler (ortalama alınarak – eşleşen grup ile)

Hesaplanan Öznitelikler (Her bir ses için)	
AEn, SEn, Shn, Elog, Skew, Kurt, Lag, ZGDiff, LLERos, İB, HB, KB	
Seçilen Öznitelikler (ANOVA – sıralanmış değerler > 5)	
1. Lag: /ri/	4. Kurt: /ha/
2. Skew: /ga/	5. Lag: /hu/
3. LLERos: /mı/	

Tablo 4.16. Seslere ait özelliklerin ortalamaları alınarak yapılan sessizlere göre sağlıklı/TUA'lı sınıflandırma sonucu. (12 x 28 = 336 öznitelik – 6'ya indirilmiştir, (ünsüzler)).

	Sınıflandırıcı	Kesinlik	Duyarlılık	Özgüllük	F1	Doğruluk
K-EYK	Doğrusal-1 YK	70	53.8	94	60.9	85.2
	Doğrusal-10 YK	100	23.1	100	37.5	83.6
	Kosinüs-10 YK	80	61.5	96	69.6	88.5
	Kübik-10 YK	100	15.4	100	26.7	82
DVM	Doğrusal	90	69.2	98	78.3	91.8
	Kuadratik	91.7	84.6	98	88	95.1
	Kübik	80	92.3	94	85.7	93.4
	Gauss	83.3	38.5	98	52.6	85.2



Şekil 4.10. Ünsüzlere ait özelliklerin ortalamaları kullanılarak (eşleşen gruplar ile) DVM (Kuadratik) ile elde edilen en iyi sınıflandırma sonucunun a) karışıklık matrisi (örnek sayısı) b) başarı yüzdeleri [79].

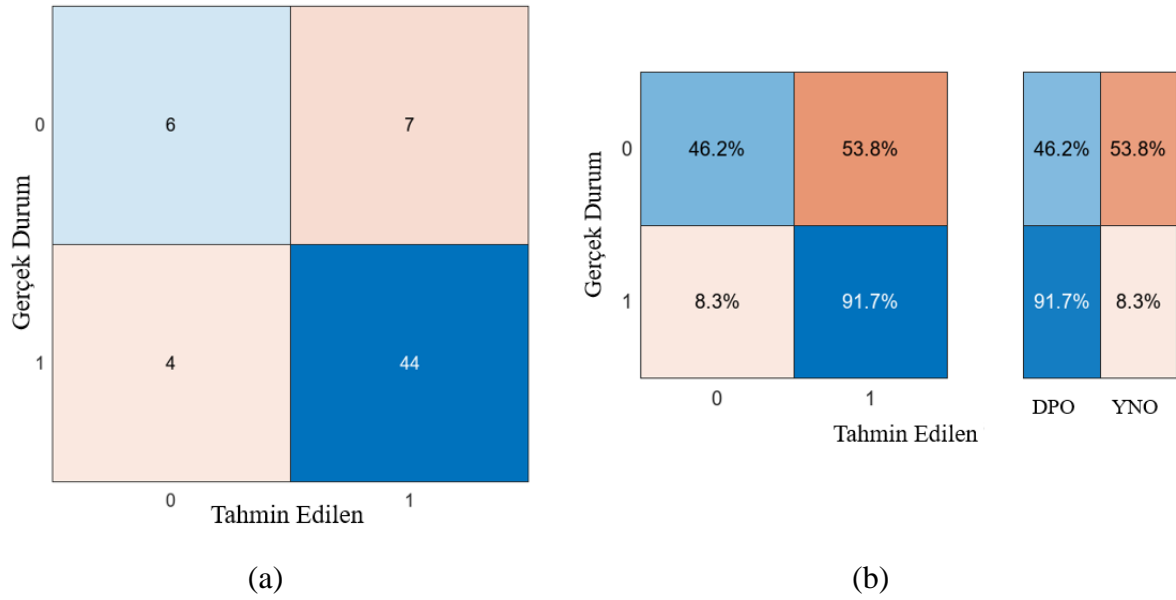
Prosedür 1 - Uygulama 3'ün devamında yaş, boy, kilo, BKİ'leri arasında istatistiksel olarak fark olmayan eşleşmiş gruplar için (61 kişi) tüm sesler ve sadece ünsüzler değerlendirildikten sonra sağlıklı/TUA sınıflandırmasında sadece ünlülerin etkisini incelemek için çalışma tekrarlanmıştır. Her bir ses için hesaplanan 12 adet öznitelik ve ANOVA öznitelik seçimi sonucu 48 öznitelikten ANOVA ile anlamlı bulunan 5 öznitelik verilmiştir (Tablo 4.17). Bu sınıflandırma çalışması sonuçları Tablo 4.18'de verilmiştir. Tabloya göre en yüksek sınıflandırma başarımının %60 kesinlik, %46 duyarlılık, %92 özgüllük, %52 F1-skoru ve %82 doğruluk ile K-EYK (10 YK) sınıflandırıcısı ile elde edildiği görülmüştür. En başarılı sınıflandırmaya ait karışıklık matrisi ve başarı yüzdeleri Şekil 4.11'de görülmektedir.

Tablo 4.17. Sağlıklı ve TUA'lı gruplarda ünlüler için hesaplanan ve seçilen öznitelikler.
(ortalama alınarak – eşleşen grup ile)

Hesaplanan Öznitelikler (Her bir ses için)	
AEn, SEn, Shn, Elog, Skew, Kurt, Lag, ZGDiff, LLERos, İB, HB, KB	
Seçilen Öznitelikler (ANOVA – sıralanmış değerler > 3)	
1. LLERos: /u/	4. Shn: /u/
2. SEn: /i/	5. AEn: /ı/
3. SEn: /a/	

Tablo 4.18. Seslere ait özelliklerin ortalamaları alınarak yapılan ünlülere göre sağlıklı/TUA'lı sınıflandırma sonucu. (12 x 4 = 48 öznitelik – 5'e indirilmiştir, (ünlüler))

	Sınıflandırıcı	Kesinlik	Duyarlılık	Özgüllük	F1	Doğruluk
K-EYK	Doğrusal-1 YK	37	54	75	44	70.5
	Doğrusal-10 YK	60	46	92	52	82
	Kosinüs-10 YK	50	62	83	55	78.7
	Kübik-10 YK	56	38	92	45	80.3
DVM	Doğrusal	20	8	92	11	73.8
	Kuadratik	57	31	94	40	80.3
	Kübik	31	38	77	34	68.9
	Gauss	0/0	0	100	0	78.7



Şekil 4.11. Ünlülere ait özelliklerin ortalamaları kullanılarak (eşleşen gruplar ile) K-EYK (10 YK) ile elde edilen en iyi sınıflandırma sonucunun a) karışıklık matrisi (örnek sayısı) b) başarı yüzdeleri.

Sessizler ile ulaşılan bu sonuç literatürde ses ile TUA tespiti yapılan çalışmalar arasında en iyi sonuç olmasına rağmen eklenecek farklı doğrusal olmayan öznitelikler ile sonucun iyileştirilebilmesini sağlamak için yineleme grafiklerinden çıkarılan 7 öznitelik her bir ses için hesaplanarak eklenmiş ve yeni bir sınıflandırma çalışması daha yapılmıştır.

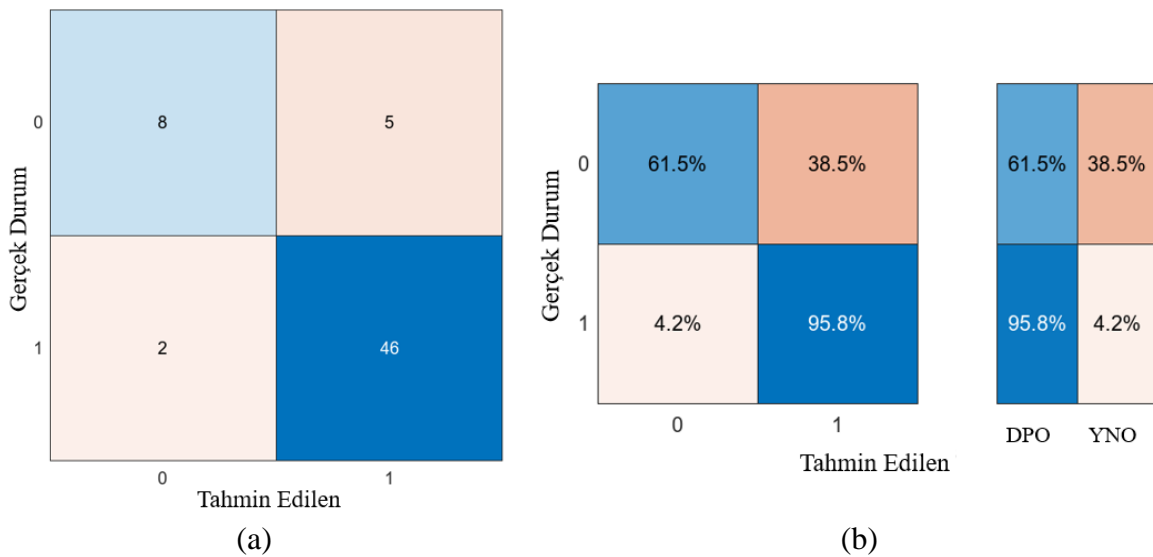
Prosedür 1 – Uygulama 4: Her bir ses için hesaplanan 19 adet öznitelik ve ANOVA öznitelik seçimi sonucu 532 öznitelikten ANOVA ile anlamlı bulunan 7 öznitelik verilmiştir (Tablo 4.19). Bu sınıflandırma çalışması sonuçları Tablo 4.20’de verilmiştir. Tabloya göre en yüksek sınıflandırma başarımının %80 kesinlik, %62 duyarlılık, %96 özgüllük, %70 F1-skoru ve %88.5 doğruluk ile DVM (doğrusal, kuadratik ve kübik) sınıflandırıcısı ile elde edildiği görülmüştür. En başarılı sınıflandırmaya ait karışıklık matrisi Şekil 4.12’de görülmektedir.

Tablo 4.19. Sağlıklı ve TUA'lı gruplarda ünsüzler için hesaplanan ve seçilen öznitelikler (ortalama alınarak – eşleşen grup ile – 19 x 28 =532 öznitelikten seçilerek)

Hesaplanan Öznitelikler (Her bir ses için)		
AEn, SEn, Shn, Elog, Skew, Kurt, Lag, ZGDiff, LLERos, İB, HB, KB, YO, DET, Lmaks, ENT, LAM, YS, TND		
Seçilen Öznitelikler (ANOVA – sıralanmış değerler > 5)		
1. Skew: /ga/	4. Kurt: /ha/	7. LLERos: /nı/
2. YO: /sı/	5. Lag: /hu/	
3. Lag: /ri/	6. YO: /sa/	

Tablo 4.20. Seslere ait özelliklerin ortalamaları alınarak yapılan sessizlere göre sağlıklı/TUA'lı sınıflandırma sonucu. (19 x 28 = 532 öznitelik – 7'ye indirilmiştir, (ünsüzler))

	Sınıflandırıcı	Kesinlik	Duyarlılık	Özgüllük	F1	Doğruluk
K-EYK	Doğrusal-1 YK	60	46	92	52	82
	Doğrusal-10 YK	100	15	100	27	82
	Kosinüs-10 YK	83	38	98	53	85.2
	Kübik-10 YK	100	15	100	27	82
DVM	Doğrusal	80	62	96	70	88.5
	Kuadratik	80	62	96	70	88.5
	Kübik	80	62	96	70	88.5
	Gauss	83	38	98	53	85.2



Şekil 4.12. Ünsüzlere ait özelliklerin ortalamaları kullanılarak (eşleşen gruplar ile) DVM ile elde edilen en iyi sınıflandırma sonucunun a) karışıklık matrisi (örnek sayısı) b) başarı yüzdeleri.

4.1. Konuşma Seslerinin Doğrusal Olmayan Analizleri ile TUA Derecelendirme Çalışmaları

Sağlıklı/TUA sınıflandırmasının gösterdiği başarı TUA'nın derecelendirilmesinin de yüksek bir başarı ile yapılabileceği fikrini doğurmuştur. Deneklerden hesaplanan aynı sese ait 5 öznelikliğin ortalaması alınarak, anlamlı özneliklerden işlem süresi daha kısa olacak şekilde sınıflandırma çalışmalarına devam etmek için bu bölümde de verilere ANOVA öznelik seçme yöntemi uygulanmıştır.

Prosedür 2 – Uygulama 1: Yaş, boy, kilo, BKİ'leri arasında istatistiksel olarak fark olmayan eşleşmiş gruplar için (61 kişi) ünsüzlerden yapılan sağlıklı/TUA tespitinde elde edilen sonucun literatürdeki sesten kişi uyanırken TUA tespiti alanındaki en iyi sonuç olması sebebiyle TUA derecelendirmesi (hafif, orta, ağır) de ünsüzler üzerinden analiz edilip sınıflandırılmıştır. Çok sınıflı sınıflandırma yapılarak sınıflandırma işlemi basit horlama ($AHI < 5$), hafif TUA ($5 \leq AHI < 15$), orta TUA ($15 \leq AHI < 30$) ve ağır TUA ($AHI \geq 30$) olmak üzere klinikteki kullanıma uygun olacak şekilde dört sınıfta gerçekleştirilmiştir. Her bir sessiz için hesaplanan 12 adet öznelik ve ANOVA öznelik seçimi sonucu 336 öznelikten ANOVA ile anlamlı bulunan 14 öznelik verilmiştir (Tablo 4.21). Yapılan sınıflandırma çalışması sonuçları Tablo 4.22'de verilmiştir. Tabloya göre en yüksek sınıflandırma başarımının %82 doğruluk ile DVM (doğrusal, kuadratik ve kübik) sınıflandırıcısı ile elde edildiği görülmüştür. En başarılı sınıflandırmaya ait karışıklık matrisi ve başarı yüzdeleri Şekil 4.13'te görülmektedir.

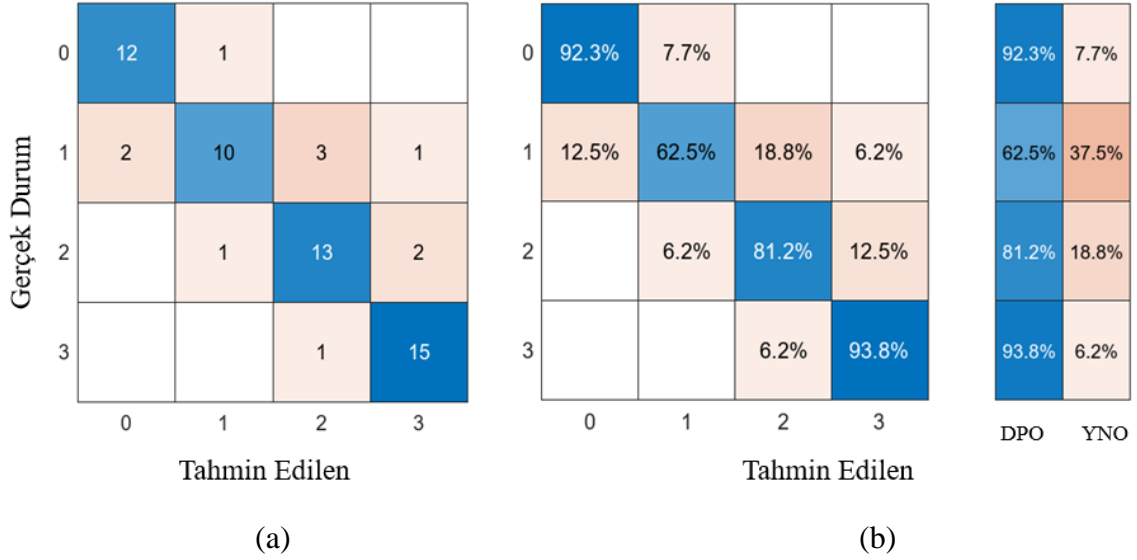
Tablo 4.21. Sağlıklı ve TUA'lı gruplarda ünsüzler için hesaplanan ve seçilen öznelikler (ortalama alınarak – eşleşen grup ile)

Hesaplanan Öznelikler (Her bir ses için)	
AEn, SEn, Shn, Elog, Skew, Kurt, Lag, ZGDiff, LLERos, İB, HB, KB	
Seçilen Öznelikler (ANOVA – sıralanmış değerler > 5)	
1. Elog: /ca/	8. HB: /na/
2. İB: /ra/	9. İB: /ni/
3. Lag: /ri/	10. İB: /nu/
4. Skew: /ga/	11. Kurt: /ha/
5. ZGDiff: /gı/	12. Elog: /ha/
6. KB: /gı/	13. ZGDiff: /ha/
7. İB: /na/	14. HB: /ha/

Tablo 4.22. Seslere ait özelliklerin ortalamaları alınarak yapılan ünsüzlere göre sağlıklı/TUA derecesi sınıflandırma sonuçları. (12 x 28 = 336 öznitelik – 14’e indirilmiştir, (ünsüzler))

Sınıflandırıcı	Sınıf	0	1	2	3	Ortalama	Doğruluk	
K-EYK	Doğrusal-1 YK	Kesinlik ^a	69.2	54.5	75	92.9	72.9	70.5
		Duyarlılık	69.2	75	56.3	81.3	70.5	
		F1 ^a	69.2	63.2	64.3	86.7	70.9	
	Doğrusal-10 YK	Kesinlik	73.3	50	71.4	100	73.7	70.5
		Duyarlılık	84.6	62.5	62.5	75	71.2	
		F1	78.6	55.6	66.7	85.7	71.7	
	Kosinüs-10 YK	Kesinlik	78.6	69.2	76.5	88.2	78.1	78.7
		Duyarlılık	84.6	56.3	81.3	93.8	79	
		F1	81.5	62.1	78.8	90.9	78.3	
	Kübik-10 YK	Kesinlik	90.9	48.0	71.4	100	77.6	70.5
		Duyarlılık	76.9	75	62.5	68.8	70.8	
		F1	83.3	58.5	66.7	81.5	72.5	
DVM / bire karşı bir sınıflama	Doğrusal	Kesinlik	78.6	81.8	70.0	87.5	79.5	78.7
		Duyarlılık	84.6	56.3	87.5	87.5	79.0	
		F1	81.5	66.7	77.8	87.5	78.4	
	Kuadratik	Kesinlik	80.0	64.3	66.7	100	77.8	77
		Duyarlılık	92.3	56.3	75.0	87.5	77.8	
		F1	85.7	60.0	70.6	93.3	77.4	
	Kübik	Kesinlik	73.3	60.0	75.0	100	77.1	75.4
		Duyarlılık	84.6	75.0	56.3	87.5	75.9	
		F1	78.6	66.7	64.3	93.3	75.7	
	Gauss	Kesinlik	75.0	62.5	76.5	93.8	77.0	77
		Duyarlılık	69.2	62.5	81.3	93.8	76.7	
		F1	72.0	62.5	78.8	93.8	76.8	
DVM / bire karşı hepsi sınıflama	Doğrusal	Kesinlik	73.3	83.3	65.0	100	80.4	78.7
		Duyarlılık	84.6	62.5	81.3	87.5	79.0	
		F1	78.6	71.4	72.2	93.3	78.9	
	Kuadratik	Kesinlik	75.0	75.0	73.3	100	80.8	80.3
		Duyarlılık	92.3	75.0	68.8	87.5	80.9	
		F1	82.8	75.0	71.0	93.3	80.5	
	Kübik	Kesinlik	76.9	55.0	69.2	93.3	73.6	72.1
		Duyarlılık	76.9	68.8	56.3	87.5	72.4	
		F1	76.9	61.1	62.1	90.3	72.6	
	Gauss	Kesinlik	85.7	83.3	76.5	83.3	82.2	82
		Duyarlılık	92.3	62.5	81.3	93.8	82.5	
		F1	88.9	71.4	78.8	88.2	81.8	

^a Kesinlik (PTD: Pozitif Tahmin Değeri) (%), Recall (Duyarlılık, DPO: Doğru Pozitif Oranı) (%), F1: F1- skoru (%), 0: sağlıklı, 1: hafif TUA, 2: orta TUA, 3: ağır TUA.



Şekil 4.13. Sessizlere ait özelliklerin ortalamaları kullanılarak yapılan DVM (bire karşı hepsi - Gauss) ile TUA derecesi sınıflandırmasının en iyi sonucuna ait a) karışıklık matrisi (örnek sayısı) b) başarı yüzdeleri. (eşleşen gruplar ile – 0:sağlıklı, 1:hafif, 2:orta, 3:ağır) [79].

Prosedür 2 – Uygulama 2: Yaş, boy, kilo, BKİ’leri arasında istatistiksel olarak fark olmayan eşleşmiş gruplar için (61 kişi) sessizlerden yapılan TUA derecelendirmesi (hafif, orta, ağır) çalışmasının literatürde bu alanda TUA derecesini tespit eden çalışmalar arasında %82 ile en iyi sonucu vermesine rağmen sonuçları iyileştirmek için yineleme grafiklerinden elde edilen 7 öznitelik eklenerek yeni bir sınıflandırma çalışması yapılmıştır ancak sonuçlar olumlu yönde etki etmemiştir. Her bir sessiz için hesaplanan 19 adet öznitelik ve ANOVA öznitelik seçimi sonucu 532 öznitelikten ANOVA ile anlamlı bulunan 13 öznitelik verilmiştir (Tablo 4.23). Yapılan sınıflandırma çalışması sonuçları Tablo 4.24’te verilmiştir. Tabloya göre en yüksek sınıflandırma başarımının %77 doğruluk ile kuadratik DVM (bire-karşı-bir) sınıflandırıcısı ile elde edildiği görülmüştür. En başarılı sınıflandırmaya ait karışıklık matrisi Şekil 4.14’te görülmektedir.

Tablo 4.23. Sağlıklı ve TUA'lı gruplarda ünsüzler için hesaplanan ve seçilen öznitelikler (ortalama alınarak – eşleşen grup ile)

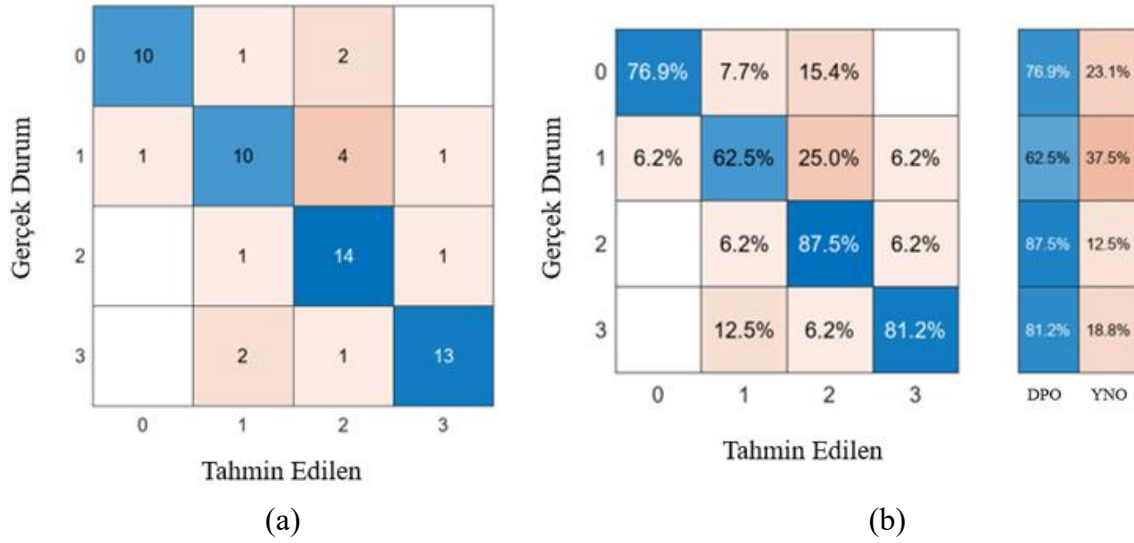
Hesaplanan Öznitelikler (Her bir ses için)		
AEn, SEn, Shn, Elog, Skew, Kurt, Lag, ZGDiff, LLERos, İB, HB, KB, YO, DET, Lmaks, ENT, LAM, YS, TND		
Seçilen Öznitelikler (ANOVA – sıralanmış değerler > 5)		
1. ZGDiff: /ha/	6. ZGDiff: /gı/	11. HB: /na/
2. Kurt: /ha/	7. İB: /na/	12. LAM: /na/
3. KB: /gı/	8. Elog: /ca/	13. Kurt: /ku/
4. Skew: /ga/	9. İB: /nu/	
5. HB: /ha/	10. İB: /ni/	

Tablo 4.24. Seslere ait özelliklerin ortalamaları alınarak yapılan ünsüzlere göre sağlıklı/TUA derecesi sınıflandırma sonuçları. (19 x 28 = 532 öznitelik – 13'e indirilmiştir, (ünsüzler))

Sınıflandırıcı	Sınıf	0	1	2	3	Ortalama	Doğruluk	
K-EYK	Doğrusal-1 YK	Kesinlik ^a	63.6	47.8	69.2	92.9	68.4	65.6
		Duyarlılık	53.8	68.8	56.3	81.3	65.1	
		F1 ^a	58.3	56.4	62.1	86.7	65.9	
	Doğrusal-10 YK	Kesinlik	50	45	80	87.5	65.6	65.6
		Duyarlılık	38.5	56.3	75	87.5	64.3	
		F1	43.5	50	77.4	87.5	64.6	
	Kosinüs-10 YK	Kesinlik	60	64.3	66.7	73.7	66.2	67.2
		Duyarlılık	46.2	56.3	75	87.5	66.3	
		F1	52.2	60	70.6	80	65.7	
Kübik-10 YK	Kesinlik	60	55.6	64.7	81.3	65.4	65.6	
	Duyarlılık	46.2	62.5	68.8	81.3	64.7		
	F1	52.2	58.8	66.7	81.3	64.8		
DVM / bire karşı bir sınıflama	Doğrusal	Kesinlik	90.9	66.7	65	86.7	77.3	75.4
		Duyarlılık	76.9	62.5	81.3	81.3	75.5	
		F1	83.3	64.5	72.2	83.9	76	
	Kuadratik	Kesinlik	75	60	64.7	82.4	70.5	70.5
		Duyarlılık	69.2	56.3	68.8	87.5	70.5	
		F1	72	58.1	66.7	84.8	70.4	
	Kübik	Kesinlik	75	55	71.4	93.3	73.7	72.1
		Duyarlılık	69.2	68.8	62.5	87.5	72	
		F1	72	61.1	66.7	90.3	72.5	
	Gauss	Kesinlik	83.3	52.4	66.7	78.9	70.3	67.2
		Duyarlılık	38.5	68.8	62.5	93.8	65.9	
		F1	52.6	59.5	64.5	85.7	65.6	

DVM / bire karşı hepsi sınıflama	Doğrusal	Kesinlik	90.9	71.4	66.7	86.7	78.9	77
		Duyarlılık	76.9	62.5	87.5	81.3	77.1	
		F1	83.3	66.7	75.7	83.9	77.4	
	Kuadratik	Kesinlik	81.8	78.6	61.9	86.7	77.3	75.4
		Duyarlılık	69.2	68.8	81.3	81.3	75.2	
		F1	75	73.3	70.3	83.9	75.6	
	Kübik	Kesinlik	75	68.8	63.2	92.9	75	73.8
		Duyarlılık	69.2	68.8	75	81.3	73.6	
		F1	72	68.8	68.6	86.7	74	
	Gauss	Kesinlik	80	84.6	84.6	64	78.3	75.4
		Duyarlılık	61.5	68.8	68.8	100	74.8	
		F1	69.6	75.9	75.9	78	74.9	

^a Kesinlik (PTD: Pozitif Tahmin Değeri) (%), Recall (Duyarlılık, DPO: Doğru Pozitif Oranı) (%), F1: F1- skoru (%), 0: sağlıklı, 1: hafif TUA, 2: orta TUA, 3: ağır TUA.



Şekil 4.14. Sessizlere ait özelliklerin ortalamaları kullanılarak yapılan DVM (bire karşı hepsi - Doğrusal) ile TUA derecesi sınıflandırmasının en iyi sonucuna ait a) karışıklık matrisi (örnek sayısı) b) başarı yüzdeleri. (eşleşen gruplar ile – 0:sağlıklı, 1:hafif, 2:orta, 3:ağır).

5. TARTIŞMA

Bu çalışmada apne nedeniyle deforme olan ses yolu bileşenleri tarafından oluşturulan seslerin doğrusal olmayan analizlerinin, TUA'nın mevcudiyeti ve derecesinin (hafif, orta, ağır) belirlenmesi konusundaki başarısı araştırılmıştır. Bunun için PSG ile tanı konulan deneklerden kaydedilen konuşma sesleri (32 farklı ses, beşer tekrar) kullanılmıştır. İlk etapta bu seslerden hesaplanan ve doğrusal olmayan dinamikleri yansıtan Lag, İB, KB, HB, LLERos, Shn, AEn, SEn, ELog, ZGDiff, Skew ve Kurt öznitelikleri kullanılmış, K-EYK ve DVM sınıflandırıcılarının çeşitli versiyonları ile sınıflandırma çalışmaları yapılmıştır. Daha sonra ulaşılan performansın artırılmasına katkı sunabileceği düşünülen yineleme grafiklerinden elde edilen özellikler de öznitelik kümesine eklenmiştir. Kullanılan özniteliklerin çoğu konuşma seslerinden TUA belirlenmesi çalışmalarında ilk defa kullanılmıştır. Özet olarak, ikili sınıflandırma ve çok sınıflı sınıflandırmalarda çıkan en iyi sonuçlar Tablo 5.1'de verilmiştir.

Öncelikle yineleme grafiklerinden elde edilenler dışındaki, çoğunluğu kaotik analiz yöntemlerine ilişkin 12 öznitelik kullanılarak hesaplanan 32 sese ait 384 öznitelik ile ünsüz ve ünlü seslerin tamamı kullanılarak, 5-kat çapraz doğrulama ile sınıflandırma çalışmaları yapılmış, K-EYK sınıflandırıcısı ile %99,6'lık bir TUA tespit başarımına ulaşılmıştır. Ünsüz ve ünlüler ayrı ayrı sınıflandırıldığında ise ünsüzler için %99, ünlüler için ise %93,2 doğruluğa ulaşılmıştır. Bu durum ünsüzlerin oluşum mekanizmalarının doğrusal olmayan dinamikler oluşturma potansiyelinin daha yüksek olduğu hipotezini güçlendirmiştir. Bu sınıflandırma çalışmaları sırasında, bir deneğin aynı sesi beş kez tekrar etmesi nedeniyle, bu sesler için aynı özelliğin 5 kez hesaplanması ve aynı deneğe ait bu özelliklerin bir kısmının eğitim ve bir kısmının da test kümelerinde kullanılmasının yüksek sınıflama doğruluklarına sebep olabileceği değerlendirilmiştir. Dolayısıyla daha gerçekçi sınıflama doğruluklarına ulaşılması amacıyla, elde edilen sınıflama doğruluklarının bu durumdan kaynaklı etkiden arındırılmasını sağlamak üzere, bundan sonraki aşamada ölçme teorisine göre bir ölçümün birkaç defa yapıp ortalamasının alınmasının gerçek değere daha yakın bir sonuç vereceği bilgisini referans alarak, deneklerden hesaplanan aynı sese ait beş özelliğin ortalaması kullanılarak çalışmalara devam edilmiştir. Denek sayısından daha fazla özellik kullanımının sonuçlarda aşırı öğrenme sebebi ile yüksek doğruluk oranlarına yol açabileceği ve ayrıca çok sayıda ses örneği kullanımının seslerin kaydı ve analizleri için gereken zaman ihtiyacını artıracığı göz önüne alınarak, öznitelik seçimi yaklaşımı kullanılarak (ANOVA) sınıflandırmaya en çok katkısı olan daha sınırlı sayıda özneliğin belirlenmesi ve kullanılması yoluna gidilmiştir.

Tablo 5.1. İkili ve çok sınıflı sınıflandırmalar için uygulanan tüm prosedürlerde çıkan en iyi sonuçlar.

	İkili Sınıflandırma	SÖ**	Sınıflandırıcı	Kesinlik	Duyarlılık	Özgüllük	F1-skoru	Doğruluk
Bireysel	Tüm sesler	-	K-EYK Doğrusal 1 YK	99	98	100	98	99.6
	Ünsüzler	-	K-EYK Doğrusal 1 YK	95	98	99	97	99
	Ünlüler	-	K-EYK Doğrusal 1 YK	80	69	97	74	93.2
Ortalama^{1*}	Tüm Sesler	9	DVM Doğrusal	83	25	99	38	88.7
	Ünsüzler	7	K-EYK Kosinüs 10 YK	78	35	98	48	89.4
	Ünlüler	4	DVM Gauss	100	10	100	18	87.2
Ortalama^{1*}	Tüm Sesler	6	DVM Kübik	85	85	96	85	93.4
	Ünsüzler	5	DVM Kuadratik	91.7	84.6	98	88	95.1
	Ünlüler	5	K-EYK Doğrusal 10 YK	60	46	92	52	82
Ortalama^{2*}	Ünsüzler	7	DVM Doğrusal, Kuadratik, Kübik	80	62	96	70	88.5
	Çok Sınıflı Sınıflandırma	SÖ**	Sınıflandırıcı	Kesinlik	Duyarlılık	Özgüllük	F1-skoru	Doğruluk
Ortalama^{1*}	Ünsüzler	14	DVM Gauss Bire karşı hepsi	82.2	82.5	94	81.8	82
	Ünsüzler	13	DVM Kuadratik Bire karşı bir	78.9	77.1	92.3	77.4	77

Bireysel: Her bir ses örneği için (a, ı, i, u, ca, cı, ..., si, su) 5 kez tekrarlanan ses kayıtlarının her biri için bulunan özellikler kullanılarak.

Ortalama: Her bir ses örneği için (a, ı, i, u, ca, cı, ..., si, su) 5 kez tekrarlanan ses kayıtlarının her biri için bulunan özelliklerin ortalaması kullanılarak (5'li grup ortalaması).

¹: AEn, SEN, Shn, Elog, Skew, Kurt, Lag, ZGDiff, LLERos, İB, HB, KB özellikleri ile (Tablo 4.1 ilk bölüm).

²: Kullanılan özelliklere YG'den elde edilen özellikler (YO, DET, Lmaks, ENT, LAM, YS, TND) eklenerek (Tablo 4.1'deki özelliklerin tamamı ile).

*: Bu sınıflandırma işlemlerinde ANOVA ile özellik seçimi yapılmıştır.

** : Seçilen öznelik sayısı

Aynı sese ait 5 özelliğın ortalaması alınıp, öznitelik seçimi uygulanınca, tüm sesler için 9, ünsüzler ayrı değerlendirildiğinde 7, ünlüler ayrı değerlendirildiğinde ise 4 adet öznitelik kullanıldığı bir sınıflandırma çalışması yapılmıştır. Ünlü ve ünsüzler birlikte kullanıldığında, %88,7, sadece ünsüzler kullanıldığında %89,4 ve sadece ünlüler kullanıldığında ise %87,2 sınıflandırma başarılarına sırası ile, doğrusal DVM, kosinüs K-EYK ve Gauss DVM sınıflandırıcıları ile ulaşılmıştır. Bu sınıflandırma başarımı ilk sınıflandırmaya göre bir miktar daha düşük çıkmıştır. Ünsüzler ile yapılan sınıflandırmanın ünlülere göre daha iyi sonuç verdiği burada da görülmektedir.

Sağlıklı/TUA sınıflandırması için deneklerden yaş, kilo ve BKİ'leri arasında istatistiksel fark bulunmayan gruplar seçilerek sınıflandırma çalışmaları yapmanın en doğru sonuca ulaşılmasını sağlayacağı değerlendirilerek bu gruplar ile sınıflandırmalar yapılmıştır. Ünlü ve ünsüzler birlikte kullanıldığında, %93,4, sadece ünsüzler kullanıldığında %95,1 ve sadece ünlüler kullanıldığında %82 sınıflandırma başarılarına sırası ile kübik DVM, kuadratik DVM ve doğrusal K-EYK (10 – YK) sınıflandırıcıları ile ulaşılmıştır. Bu başarımlar, ses sinyallerinden klasik ses analizi parametrelerinin kullanarak apne tespiti yapan çalışmalardan daha yüksektir (Tablo 5.2). Literatürdeki çalışmalar incelendiğinde (Tablo 5.2) yüksek başarımla sınıflandırma yapılabildiğini belirten birçok çalışmada AHİ indeksi 10'un altı ve AHİ indeksi 30'un üstü olan hastaların sınıflandırıldığı görülmektedir. Bu durum klinik değerlendirmeye göre orta düzeyde TUA'lı kişilerin çalışma dışı tutulduğu anlamına gelmektedir. Bu çalışmadaki sağlıklı/TUA ikili sınıflaması için öncekilerden farklı olarak AHİ indeksi 5'in altında olanlar sağlıklı (basit horlama), kalan tüm kişiler TUA'lı grup olarak kabul edilerek çalışılmıştır. Elde edilen bu sonuç daha büyük katılımcı grubu üzerinde de benzer sonuçların alınması durumundan önerilen yöntemin en azından TUA tespiti için bir ön test olabileceğini, hatta biraz daha geliştirilirse polisomnografiye bir alternatif oluşturabileceğini göstermiştir.

Sağlıklı/TUA sınıflandırmasında elde edilen başarımlar, apne tespitinde altın standart yöntem olan PSG değerlendirmesi ile elde edilen basit horlama, hafif, orta ve ağır apne teşhislerinin de önerilen yöntemlerle gerçekleştirilebileceği fikrini doğurmuştur. Bunun için dört grupta yaklaşık eşit sayıda deneğin olduğu (16 ağır, 16 orta, 16 hafif, 13 sağlıklı), yaş, kilo ve BKİ değerleri arasında istatistiksel fark olmayan gruplardan elde edilen verilerle çoklu sınıflandırma gerçekleştirilmiştir. Tablo 5.1'de görüleceği gibi, ikili sınıflandırmada da en yüksek başarımları veren ünsüzler üzerinden analizler yapılmıştır. Öncelikle belirlenen 12 öznitelik ile analizler gerçekleştirilmiş ve Gauss DVM ile %82 doğruluğa ulaşılarak apne dereceleri sınıflandırılmıştır. Literatürde bu çalışmadaki gibi konuşma seslerinden klinik tanıya

uygun şekilde TUA (basit horlama / hafif / orta / ağır) sınıflandırması yapan bir çalışmaya rastlanmamıştır.

Tablo 5.2. Konuşmayla ilgili önceki TUA tespit çalışmaları ([79]'dan değiştirilerek).

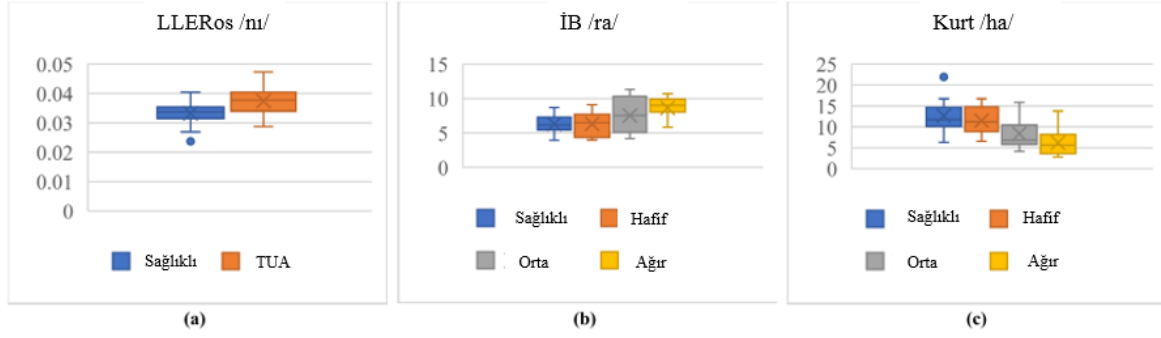
Veri Kümesi	Öznitelikler	Sınıflandırıcılar	Sonuçlar
Goldstein et al. (2011) [26] 26 sağlıklı (12 e/14 k), 67 TUA (48 e/19 k) /a/, /e/, /i/, /o/, /u/ ve /n/, /m/ konuşma sesleri	Akustik özellikler	LOO (birini dışarıda bırak), Re-substitution, GKM	Erkekler için: %83 (Özgüllük), %79 (Duyarlılık) Kadınlar için: %86 (Özgüllük), %84 (Duyarlılık)
Blanco et al. (2013) [31] AHİ<10 kontrol, AHİ>30 TUA	12 MFKKları ve hız, enerji, ivme katsayıları	LOO, GKM, MRMR	En iyi sonuçları: %88.5 (Doğruluk), %90.6 (Özgüllük), %86.7 (Duyarlılık)
Espinoza-Cuadros et al. (2015) [30] 285 e - TUA 4 cümle and İspanyol ünlüleri [i, e, a, o, u] 570 fotoğraf (ön ve profil)	MFCC+ΔMFCC, demografik bilgiler, boyun çevresi	LOO, 5-katlamalı çapraz validasyon, 1 kişi test, diğerleri eğitim, DVR	%79.4 (Doğruluk), %69.7 (Özgüllük), %85.1 (Duyarlılık)
Espinoza-Cuadros et al. (2016) [3] 426 e, AHİ<10: 125 TUA olmayan, AHİ≥10: 301 TUA ünlüler [i, e, a, o, u], 4 cümle	Ses özellikleri (MFCC+ΔMFCC), Klinik değerler: yaş, boy, kilo, BKİ ve boyun çevresi	10-katlamalı çapraz validasyon, 1 grup test, diğerleri eğitim, DVR	%71.06 (Doğruluk), %20.6 (Özgüllük), %92.92 (Duyarlılık)
Simply et al. (2020) [29] 398 (208 TUA - 190 TUA olmayan), AHİ>15, 53 e/145 k (93 kişi Peripheral Arterial Tonometer-PAT sistemleri ile teşhis edilmiş, diğerleri PSG ile) /a/, /e/, /u/, /o/, /i/ ünlüleri	Sıfır geçiş oranları, enerji, MFKKları, kurtosis, perde yüksekliği, yaş, BKİ	Eğitim: 149 TUA/136 TUA olmayan Validasyon: 40 TUA/31 TUA olmayan Test: 19 TUA/23 TUA olmayan	4 sistemin kombinasyonu ile: %77.14 (Doğruluk), %79 (Özgüllük), %75 (Duyarlılık)
Ding et al. (2020) [32] 151 e TUA'lı konuşmacı AHİ=10: 10 (AHİ > 10), 41 (AHİ ≤ 10) AHİ=30: 75 (AHİ > 30), 76 (AHİ ≤ 30) Çince, ünlüler /a/, /o/, /e/, /i/, /u/, /ü/, /en/, /eng/	MFKKları, DÖKKları, formantlar (F1~F4), log enerji, vb.	DVM, LOO	%78.8 (Doğruluk) (iki durum için de) %79.1 (Duyarlılık) AHİ=10, %77.3 (Duyarlılık) AHİ=30, %78.0 (Özgüllük) AHİ=10, %80.3 (Özgüllük) AHİ=30, %81.7 (Doğruluk), %81.8 (Duyarlılık), %81.3 (Özgüllük) AHİ=30: %80.3 (Doğruluk), %78.1 (Duyarlılık), 82.6% (Özgüllük)
Ding et al. (2022) [33] 158 e TUA'lı konuşmacı AHİ>10 (n=117) AHİ≤10 (n=41) AHİ>30 (n=80) AHİ≤30 (n=78)	30 DÖKKları	Karar ağacı, LOO	
Yılmaz et al. (2023) [34] 20 TUA (AHİ>9), 20 sağlıklı, validasyon için 16 TUA/16 sağlıklı, test için 4 TUA/4 sağlıklı /a/, /i/, /i/, /u/ ünlüleri ve /ca/, /ci/, /ci/, /cu/, /ga/, /gi/, /gi/, /gu/, /ha/, /hu/, /hi/, /hu/, /ka/, /ki/, /ki/, /ku/, /na/, /ni/, /ni/, /nu/, /sa/, /si/, /su/ ünsüzleri	Lag, ED, HD, Shn, AEn, Sen, LLE, SRDiff	K-EYK, DVM, MRMR 5-katlamalı çapraz validasyon	En iyi test sonucu: %82.5 doğruluk, 6 öznitelik ve SVM ile ünsüz harfler için %82,5 doğruluk
Tez Çalışması [79] 61 katılımcı: 16 basit horlama/sağlıklı (5k – 8e) 16 hafif TUA (4k – 12e), 16 orta TUA (5k – 11e) 16 ağır TUA (5k – 11e) Ünsüzler: /ca/, /ci/, /ci/, /cu/, /ga/, /gi/, /gi/, /gu/, /ha/, /hu/, /hi/, /hu/, /ka/, /ki/, /ki/, /ku/, /na/, /ni/, /ni/, /nu/, /ra/, /n/, /ri/, /ru/, /sa/, /su/, /si/, /su/	Lag, İB, HB, KB, LLERos, ZGDiff, skew, kurt, Elog	K-EYK, DVM, ANOVA 5-katlamalı çapraz validasyon	En iyi sonuçlar: Çok sınıflı sınıflandırma: %82 doğruluk DVM ile (Gauss bire-karşı-hepsi) İkili sınıflandırma: %95.1 doğruluk DVM ile (Kuadratik)

e: erkek, k:kadın.

Çalışmada elde edilen başarıyı artırmak için yineleme grafiklerinden hesaplanan 7 öznitelik daha özellik kümemize eklenmiş, en yüksek başarıım ünsüzlerde sağlandığı için ünsüz sesler ile her ses için 19 öznitelik ile sınıflandırma yapılmıştır. Yapılan sınıflandırma sonucunda; ikili sınıflandırmada %88,5, çok sınıflı sınıflandırmada ise %77 doğruluk ile apne tespiti ve derecesi belirlenmesi başarımları elde edilmiştir. Bu sonuçlar yineleme grafiklerinden elde edilen parametrelerin bu hali ile başarıyı arttırmaya katkı sağlamadığını göstermiştir.

Çalışmanın sağlıklı/TUA tespitine ilişkin sonuçları apne tarama testlerinin sonuçlarıyla karşılaştırılabilir. Godoy et al. [77], apne riski belirlemede en sık kullanılan Berlin (BA) ve STOP-Bang (S-Bang) anketleri ile 65 yaş üstü hastalar için Epworth Uykululuk Ölçeği (EUÖ) testlerini karşılaştırmışlar ve BA'nın başarıımının %66 doğruluk, %64 duyarlılık, %71 özgüllük ile daha yüksek olduğunu bulmuşlardır. E Silva et al. [78], aynı tarama testlerini çeşitli yaş grupları için karşılaştırmışlar ve S-Bang'in %81 doğruluk, %74 duyarlılık, %87 özgüllük ile en iyi sonucu verdiğini bulmuşlardır. Bu testler minimum maliyetle uygulansa da subjektiflikler içermektedir. Bu çalışmada objektif bir yöntem kullanılarak çok daha yüksek bir apne tespit başarıımı elde edilmiştir (sağlıklı/TUA tespiti için %95,1 doğruluk, %84,6 duyarlılık, %98 özgüllük). Ayrıca bu tarama testleri TUA'nın derecesini belirleme konusunda bir bilgi sağlamazken bu çalışmada TUA derecesi iyi bir performansla (%82 doğruluk, %82,5 duyarlılık, %94 özgüllük) belirlenebilmiştir.

Şekil 5.1.'de yüksek başarıım elde edilen sınıflandırmada kullanılan bazı parametrelerin sağlıklı ve çeşitli derecede TUA'lı kişilerdeki değişim aralıkları grafik olarak gösterilmiştir. Şekil 5.1a. incelendiğinde zaman serilerindeki kaotik yapının en önemli göstergelerinden biri kabul edilen Lyapunov üstelinin sağlıklı ve TUA'lı grupta oldukça farklı olduğu görülmektedir. Şekil 5.1b. ve c de yine sinyallerdeki doğrusal olmama durumunu ortaya çıkaran ilinti boyutu ve basıklık parametrelerinde farklılıklar olduğu, hatta bu farklılıkların TUA derecesi ile değiştiği görülebilmektedir.



Şekil 5.1. Ortalama±standart sapma değerlerinin grafiksel gösterimi. a) LLERos /nɪ/ (ikili sınıflandırma) b) İB /ra/ (çok sınıflı sınıflandırma) c) Kurt /ha/ (çok sınıflı sınıflandırma) [79].

Bu şekiller doğrusal olmayan özneliklerin sağlıklı/TUA sınıflandırmasında hatta TUA derecesi sınıflandırmasında neden iyi sonuçlar ürettiğine bir kanıt oluşturmaktadır. Buna göre çalışmanın hipotezinin doğrulandığı, konuşma seslerinin doğrusal olmayan doğasını ortaya çıkaran özelliklerle oldukça başarılı bir şekilde TUA tespiti ve derecelendirilmesi yapılabileceği gösterilmiştir [79]. Çalışmanın sonuçları, konuşma seslerinin doğrusal olmayan özneliklerinin kullanımının TUA varlığının hatta derecesinin belirlenmesi maliyetini ve çalışan yükünü azaltan, basit ve kullanışlı bir yöntem olma potansiyeline sahip olduğunu göstermiştir.

5.1. Çalışmanın Sınırlılıkları

Bu çalışmanın en önemli sınırlılığı dört gruptaki denek sayısının az olmasıdır. Deneklerin yaş, kilo ve BKİ'leri arasında istatistiksel olarak anlamlı fark olmayacak şekilde seçilmesi denek sayısının düşmesine yol açmıştır. 65 yaş üstü ve 30 yaş altı ile aşırı kilolu veya zayıf kişilerin hariç tutulması veri kümesinin boyutunu azaltmıştır. Sağlıklı kabul edilen basit horlama grubunda diğer gruplara göre daha az sayıda kişi olmasının sebebi TUA şüphesiyle PSG'ye gelenlerin büyük çoğunluğunda TUA çıkmasıdır. Denek sayısının az olması nedeniyle kadın-erkek ayrımı üzerine çalışılamaması da bir başka sınırlılıktır. Çalışma sonuçlarının başka diller için genelleştirilmesi, anadili Türkçe olan kişilerle ve Türkçe'de kullanılan seslerle çalışılmış olması nedeniyle mümkün değildir. Kullanılan hecelerin doğrudan İngilizceye veya başka bir dile çevrilmesi mümkün olmayıp, diğer dillerdeki uygun seslerin belirlenmesi ve önerilen yaklaşımın diğer diller için tekrarlanması gerektiren çalışmalara ihtiyaç vardır.

6. SONUÇ VE ÖNERİLER

Sonuç olarak bu çalışmada, TUA ve TUA derecesinin, klinik değerlendirmeye uygun olarak, yalnızca birkaç farklı konuşma örneğinden hesaplanan az sayıdaki doğrusal olmayan özelliklerle oldukça yüksek doğrulukla belirlenebileceği gösterilmiştir. Özellikle sağlıklı/TUA sınıflandırmasında %95,1 doğruluk oranı literatürde elde edilen en yüksek değerdir. Önerilen yöntemin daha büyük popülasyonlarda test edilmesiyle, klinikte kullanılmak üzere TUA'yı birkaç dakikada teşhis edebilecek bir karar destek sisteminin geliştirilebileceği söylenebilir.

Tez kapsamında, apneli kişilerde değişerek ses oluşumunu etkilediği düşünülen ses yolu bileşenlerinin oluşturduğu ünsüz harflerin bazıları kullanılmıştır. Gelecek çalışmalarda kullanılan ünsüz ve ünlü sayısının artırılması daha başarılı sınıflandırma yapmayı sağlayacak başka özniteliklerin tespitini sağlayabilir. Klasik ses analizinde kullanılan öznitelikler ile doğrusal olmayan analizde kullanılan özniteliklerin birlikte kullanımının başarımlar üzerindeki etkisi araştırılabilir. Denek sayısı artırılarak, erkekler ve kadınlarda, değişik yaş gruplarında farklılık olup olmadığı araştırılabilir. Ayrıca çeşitli optimizasyon yöntemleri ve derin öğrenme yaklaşımları kullanılarak sınıflandırma performansı artırılmaya çalışılabilir.

KAYNAKLAR

- [1] C. V. Senaratna, J. L. Perret, C. J. Lodge, A. J. Lowe, B. E. Campbell, M. C. Matheson, G. S. Hamilton, and S.C. Dharmage, “Prevalence of obstructive sleep apnea in the general population: a systematic review,” *Sleep medicine reviews*, vol. 34, pp. 70-81, 2017.
- [2] D. B. Or, E. Dafna, A. Tarasiuk, and Y. Zigel, “ Obstructive sleep apnea severity estimation: Fusion of speech-based systems,” in *38th Annual Proc. Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc. (EMBC 2016)*, Orlando, FL, USA, Aug. 16-20, 2016, pp. 3207-3210.
- [3] F. Espinoza-Cuadros, R. Fernández-Pozo, D. T. Toledano, J. D. Alcázar-Ramírez, E. López-Gonzalo, and L. A. Hernández-Gómez, “Reviewing the connection between speech and obstructive sleep apnea,” *Biomed. Eng. OnLine*, vol. 15, no. 1, pp. 15–20, Dec. 2016.
- [4] A. C. T. de Oliveira, D. Martinez, L. F. T. Vasconcelos, S. C. Gonçalves, M. do Carmo Lenz, S. C. Fuchs, M. Gus, E. O. de Abreu-Silva, L. B. Moreira, and F. D. Fuchs, “ Diagnosis of obstructive sleep apnea syndrome and its outcomes with home portable monitoring,” *Chest*, vol. 132, no. 2, pp: 330-336.
- [5] N. Garg, A. J. Rolle, T. A. Lee, and B. Prasad, “Home-based diagnosis of obstructive sleep apnea in an urban population,” *J. Clin. Sleep Med.*, vol. 10, no. 8, pp. 879–885, Aug. 2014.
- [6] P. Varady, T. Micsik, S. Benedek, and Z. Benyo, “A novel method for the detection of apnea and hypopnea events in respiration signals,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 49, no. 9, pp. 936–942, Sep. 2002.
- [7] A. S. Ng, J. W. Chung, M. D. Gohel, W. W. Yu, K. L. Fan, and T. K. Wong, “Evaluation of the performance of using mean absolute amplitude analysis of thoracic and abdominal signals for immediate indication of sleep apnoea events,” *J. Clin. Nursing*, vol. 17, no. 17, pp. 2360–2366, Sep. 2008.

- [8] A. F. Quiceno-Manrique, J. B. Alonso-Hernandez, C. M. Travieso-Gonzalez, M. A. Ferrer-Ballester, and G. Castellanos-Dominguez, "Detection of obstructive sleep apnea in ECG recordings using time-frequency distributions and dynamic features," in *Proc. Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc.*, Sep. 2009, pp. 5559–5562.
- [9] A. H. Khandoker, M. Palaniswami, and C. K. Karmakar, "Support vector machines for automated recognition of obstructive sleep apnea syndrome from ECG recordings," *IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed.*, vol. 13, no. 1, pp. 37–48, Jan. 2009.
- [10] S. Babaeizadeh, D. P. White, S. D. Pittman, and S. H. Zhou, "Automatic detection and quantification of sleep apnea using heart rate variability," *J. Electrocardiol.*, vol. 43, no. 6, pp. 535–541, Nov. 2010.
- [11] M. Bsoul, H. Minn, and L. Tamil, "Apnea MedAssist: Real-time sleep apnea monitor using single-lead ECG," *IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed.*, vol. 15, no. 3, pp. 416–427, May 2011.
- [12] L. Almazaydeh, K. Elleithy, and M. Faezipour, "Detection of obstructive sleep apnea through ECG signal features," in *Proc. IEEE Int. Conf. Electro/Inf. Technol.*, May 2012, pp. 1–6.
- [13] M. E. Tagluk and N. Sezgin, "A new approach for estimation of obstructive sleep apnea syndrome," *Expert Syst. Appl.*, vol. 38, no. 5, pp. 5346–5351, 2011.
- [14] Z. -D. Deng, C. -S. Poon, N. M. Arzeno and E. S. Katz, "Heart Rate Variability in Pediatric Obstructive Sleep Apnea," in *Proc. Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc.*, New York, NY, USA, 2006, pp. 3565-3568.
- [15] F. Series and I. Marc, "Nasal pressure recording in the diagnosis of sleep apnoea hypopnoea syndrome," *Thorax*, vol. 54, no. 6, pp. 506-510, 1999.
- [16] B. Yilmaz, M. H. Asyali, E. Arikan, S. Yetkin, and F. Özgen, "Sleep stage and obstructive apneic epoch classification using single-lead ECG," *Biomed. Eng.*, vol. 9, no. 1, pp. 1–14, 2010.

- [17] J. L. Carroll, S. A. McColley, C. L. Marcus, S. Curtis, and G. M. Loughlin, “Inability of clinical history to distinguish primary snoring from obstructive sleep apnea syndrome in children,” *Chest*, vol. 108, no. 3, pp. 610-618, 1995.
- [18] R. Nandakumar, S. Gollakota, and N. Watson, “Contactless sleep apnea detection on smartphones,” in *Proc. 13th annual international conference on mobile systems, applications, and services*, May 2015, pp. 45-57.
- [19] T. Penzel, G. Amend, K. Meinzer, J. H. Peter, and P. Von Wichert, “MESAM: a heart rate and snoring recorder for detection of obstructive sleep apnea,” *Sleep*, vol.13, no. 2, pp. 175-182, 1990.
- [20] M. Kizilkaya, F. Ari, and D. D. Demirgünes, “Detection of sleep apnea with chaotic sound features,” in *Proc. 21st Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU 2013)*, April 2013, pp. 1-4.
- [21] A. W. Fox, P. K. Monoson, and C. D. Morgan, “Speech dysfunction of obstructive sleep apnea: A discriminant analysis of its descriptors,” *Chest*, vol. 96, no. 3, pp. 589-595, 1999.
- [22] A. M. Benavides, R. F. Pozo, D. T. Toledano, J. L. B. Murillo, E. L. Gonzalo, and L. H. Gómez, “Analysis of voice features related to obstructive sleep apnea and their application in diagnosis support,” *Comput. Speech Lang.*, vol. 28, no. 2, pp. 434–452, 2014.
- [23] J. Solé-Casals, C. Munteanu, O. C. Martín, F. Barbé, C. Queipo, J. Amilibia, and J. Durán-Cantolla, “Detection of severe obstructive sleep apnea through voice analysis,” *Appl. Soft Comput.*, vol. 23, pp. 346–354, Oct. 2014.
- [24] J. A. Fiz, J. Morera, J. Abad, A. Belsunces, M. Haro, J. L. Fiz, R. Jane, P. Caminal, and D. Rodenstein, “Acoustic analysis of vowel emission in obstructive sleep apnea,” *Chest*, vol. 104, no. 4, pp. 1093–1096, Oct. 1993.
- [25] R. F. Pozo, J. L. B. Murillo, L. H. Gómez, E. L. Gonzalo, J. A. Ramírez, and D. T. Toledano, “Assessment of severe apnoea through voice analysis, automatic speech, and

- speaker recognition techniques,” *EURASIP J. Adv. Signal Process.*, vol. 2009, no. 1, pp. 1–11, Dec. 2009.
- [26] E. Goldshtein, A. Tarasiuk, and Y. Zigel, “Automatic detection of obstructive sleep apnea using speech signals,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 58, no. 5, pp. 1373–1382, May 2011.
- [27] M. Kriboy, A. Tarasiuk, and Y. Zigel, “Obstructive sleep apnea detection using speech signals,” in *Proc. Annu. Conf. Afeka-AVIOS Speech Process.*, 2013, pp. 1–5.
- [28] M. Kriboy, A. Tarasiuk, and Y. Zigel, “Detection of obstructive sleep apnea in awake subjects by exploiting body posture effects on the speech signal,” in *Proc. 36th Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc.*, Aug. 2014, pp. 4224–4227.
- [29] R. M. Simply, E. Dafna, and Y. Zigel, “Diagnosis of obstructive sleep apnea using speech signals from awake subjects,” *IEEE J. Sel. Topics Signal Process.*, vol. 14, no. 2, pp. 251–260, Feb. 2020.
- [30] F. Espinoza-Cuadros, R. Fernández-Pozo, D. T. Toledano, J. D. Alcázar-Ramírez, E. López-Gonzalo, and L. A. Hernández-Gómez, “Speech signal and facial image processing for obstructive sleep apnea assessment,” *Comput. Math. Methods Med.*, vol. 2015, pp. 1–13, Nov. 2015.
- [31] J. L. Blanco, L. A. Hernández, R. Fernández, and D. Ramos, “Improving automatic detection of obstructive sleep apnea through nonlinear analysis of sustained speech,” *Cognit. Comput.*, vol. 5, no. 4, pp. 458–472, Dec. 2013.
- [32] Y. Ding, J. Wang, J. Gao, Q. Fang, Y. Li, W. Xu, J. Wu, and D. Han, “Severity evaluation of obstructive sleep apnea based on speech features,” *Sleep Breathing*, vol. 25, no. 2, pp. 787–795, Jun. 2021.
- [33] Y. Ding, Y. Sun, Y. Li, H. Wang, Q. Fang, W. Xu, J. Wu, J. Gao, and D. Han, “Selection of OSA-specific pronunciations and assessment of disease severity assisted by machine learning,” *J. Clin. Sleep Med.*, vol. 18, no. 11, pp. 2663–2672, Nov. 2022.

- [34] D. Yilmaz, M. Yildiz, Y. U. Toprak, and S. Yetkin, “Obstructive sleep apnea detection with nonlinear analysis of speech,” *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 84, Jul. 2023, Art. no. 104956.
- [35] J. J. Jiang, Y. Zhang, and C. McGilligan, “Chaos in voice, from modeling to measurement,” *Journal of Voice*, vol. 20, no.1, pp. 2-17, March 2006.
- [36] S. Chokroverty, “Overview of sleep & sleep disorders,” *Indian Journal of Medical Research*, vol. 131, no.2, pp. 126-140, Feb. 2010.
- [37] A. Rechtschaffen and A. Kales, “A manual of standardized terminology, techniques and scoring systems for sleep stages of human subjects,” Brain Inf. Service, Brain Res. Inst., Univ. California, Los Angeles, CA, USA, Tech. Rep. 204, 1968.
- [38] E. Szabadi, “Drugs for sleep disorders: mechanisms and therapeutic prospects,” *British journal of clinical pharmacology*, vol. 61, no. 6, pp. 761-766, 2006.
- [39] P. D. Hung, “Central sleep apnea detection using an accelerometer,” in *Proc. of the 1st International Conference on Control and Computer Vision*, June 2018, pp. 106-111.
- [40] O. Köktürk, “Obstrüktif uyku apne sendromu sonuçları,” *Tüberküloz ve Toraks Derg.*, vol. 48, no.3, pp. 273-289, 2000.
- [41] M. R. Mannarino, F. Di Filippo, and M. Pirro, “Obstructive sleep apnea syndrome,” *European journal of internal medicine*, vol. 23, no. 7, pp. 586-593, 2012.
- [42] F. L. M. Haddad, L. R. A. Bittencourt, R. Stefanini, D. S. Villaça, and S. M. G. P. Togeiro, “Obstructive Sleep Apnea: An Overview,” *Sleep Medicine and Physical Therapy: A Comprehensive Guide for Practitioners*, in C. Frange, F.M.S. Coelho, (eds) Springer, Cham. pp.147-156, 2022.
- [43] J. V. Rundo, “Obstructive sleep apnea basics,” *Cleveland Clinic journal of medicine*, vol. 86, no. 9 (Suppl 1), pp. 2-9, 2019.

- [44] H. Kaynak, and S. Ardiç, “Uyku fizyolojisi ve hastalıkları,” Türk Uyku Tıbbı Derneği Yayını, pp. 134-140, 2011.
- [45] Türk Toraks Derneği, “Risk faktörleri ve klinik bulgular,” in Obstrüktif uyku apne sendromu tanı ve tedavi uzlaşısı raporu, vol. 13, Türk Toraks Derneği, 2012, p. 13.
- [46] E. Uçar, and I. Çekiç Nagaş, “Obstrüktif Uyku Apne Sendromunda Tanı ve Tedavi Yöntemlerinde Güncel Yaklaşımlar,” *Ege Üniversitesi Diş Hekimliği Fakültesi Dergisi*, vol. 42, no. 1, 2021.
- [47] M. K. Uçar, M. R. Bozkurt, C. Bilgin, and K. Polat, “Automatic detection of respiratory arrests in OSA patients using PPG and machine learning techniques,” *Neural Computing and Applications*, vol. 28, pp. 2931-2945, 2017.
- [48] “Gırtlak (Larinks).” <http://www.biyolojisisitesi.net/uniteler/solunum-sistemi/girtlak.html> (accessed Sept. 09, 2023)
- [49] B. Barsties, and M. De Bodt, “Assessment of voice quality: Current state-of-the-art,” *Auris Nasus Larynx*, vol. 42, no. 3, pp. 183-188, 2015.
- [50] L. G. Fritscher, C. C. Mottin, S. Canani, and J. M. Chatkin, “Obesity and obstructive sleep apnea-hypopnea syndrome: the impact of bariatric surgery,” *Obesity surgery*, vol. 17, pp. 95-99, 2007.
- [51] D. L. Donoho, “De-noising by soft-thresholding,” *IEEE Trans. Inf. theory*, vol. 41, no. 3, pp. 613–627, 1995.
- [52] M. Misiti, Y. Misiti, G. Oppenheim, and J.-M. Poggi, “Wavelet toolbox,” MathWorks Inc., Natick, MA, vol. 15, p. 21, 1996.
- [53] D. Yılmaz ve N. Güler, “Kaotik Zaman Serisinin Analizi Üzerine Bir Araştırma,” *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi*, vol. 21, no.4, 2006.

- [54] G. Williams, “*Chaos theory tamed*,” Joseph Henry Press, Washington, D.C., 1997.
- [55] H.D.I. Abarbanel, R. Brown, J. J. Sidorowich, L. S. Tsimring, “The analysis of observed chaotic data in physical systems,” *Rev. Mod. Phys.*, vol. 65, no. 4, pp. 1331, 1993.
- [56] F. Takens, “Detecting strange attractors in turbulence,” in *Dynamical Systems and Turbulence, Warwick 1980: proceedings of a symposium held at the University of Warwick 1979/80*, Heidelberg, Berlin, Oct. 2006, pp. 366–381.
- [57] M.B. Kennel, R. Brown, and H. D. I. Abarbanel, “Determining embedding dimension for phase-space reconstruction using a geometrical construction,” *Phys. Rev. A.*, vol. 45, no. 6, pp. 3403-3411, 1992.
- [58] M.T. Rosenstein, J. J. Collins, and C. J. De Luca, “A practical method for calculating largest Lyapunov exponents from small data sets,” *Physica D: Nonlinear Phenomena*, vol. 65, pp. 117-134, 1993.
- [59] P. Grassberger, and I. Procaccia, “Characterization of Strange Attractors,” *Physical review letters*, vol. 50, no. 5, p. 346, 1983.
- [60] J. Theiler, “Efficient algorithm for estimating the correlation dimension from a set of discrete points,” *American Physical Society, Phys. Rev. A.*, vol. 36, no. 9, pp. 44-56, 1987.
- [61] T. Higuchi, “Approach to an irregular time series on the basis of the fractal theory,” *Physica D.*, vol. 31, pp. 277-283, 1988.
- [62] A. M. Fraser and H. L. Swinney, “Independent coordinates for strange attractors from mutual information,” *Phys. Rev. A*, vol. 33, no. 2, p. 1134, 1986.
- [63] A. Delgado-Bonal, and A. Marshak, “Approximate Entropy and Sample Entropy: A Comprehensive Tutorial,” *Entropy*, vol. 21, no. 6, p. 541, 2019.
- [64] R. R. Coifman, Y. Meyer, S. Quake, and M. V. Wickerhauser, “Signal processing and compression with wavelet packets,” *Wavelets and their applications*, pp. 363–379, 1990.
- [65] C. L. Nikias and A. P. Petropulu, *Higher-Order Spectra Analysis: A Nonlinear Signal Processing Framework*. NJ, USA: Prentice-Hall, 1993.

- [66] R. V. Hogg and J. Ledolter, *Engineering Statistics*. New York, NY, USA: MacMillan, 1987.
- [67] N. Marwan, M. C. Romano, M. Thiel, and J. Kurths, "Recurrence plots for the analysis of complex systems," *Physics reports*, vol. 438(5-6), pp. 237-329, 2007.
- [68] C. Witt, "Clustering von Recurrence," M.Sc. Institut für Informatik, Mathematisch-Naturwissenschaftliche Fakultät, Humboldt-Universität, Berlin, 1988.
- [69] C. L. Webber Jr and J. P. Zbilut, "Recurrence quantifications: feature extractions from recurrence plots," *International Journal of Bifurcation and Chaos*, vol. 17, no. 10, pp. 3467-3475, 2007.
- [70] H. Yang, "Multiscale Recurrence Quantification Analysis of Spatial Vectorcardiogram (VCG) Signals," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 58, no. 2, pp. 339-347, 2011.
- [71] Y. Chen and H. Yang, "Multiscale recurrence analysis of long-term nonlinear and nonstationary time series," *Chaos, Solitons and Fractals*, vol. 45, no. 7, pp. 978-987, 2012.
- [72] V. Barroso-García, G. C. Gutiérrez-Tobal, L. Kheirandish-Goza, D. Álvarez, F. Vaquerizo-Villar, P. Núñez, F. Del Campo, D. Goza, and R. Hornero, "Usefulness of recurrence plots from airflow recordings to aid in paediatric sleep apnoea diagnosis. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, vol. 183, 105083, 2020.
- [73] S. Günel, "Örüntü tanıma uygulamalarında alt uzay analiziyle öznitelik seçimi ve sınıflandırma." Doktora tezi, Osmangazi Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Eskişehir, 2008
- [74] S. Demirtürk, "Makine Öğreniminde Sınıflandırma Yöntemleri Kullanılarak Ulaşım Kartı Suistimalinin Tespit Edilmesi," Yüksek Lisans Tezi, İstatistik Ana Bilim Dalı, Ondokuz Mayıs Üni., Samsun, Türkiye, 2023.
- [75] T. Cover and P. Hart, "Nearest neighbor pattern classification," *IEEE Trans. Inf. theory*, vol. 13, no. 1, pp. 21-27, 1967.

- [76] C. Cortes and V. Vapnik, "Support-vector networks," *Mach. Learn.*, vol. 20, no. 3, pp. 273–297, 1995.
- [77] P. H. Godoy, A. P. D. S. Nucera, A. D. P. Colcher, J. E. de-Andrade, and D. D. S. B. Alves, "Screening for obstructive sleep apnea in elderly: Performance of the Berlin and STOP-bang questionnaires and the Epworth sleepiness scale using polysomnography as gold standard," *Sleep Sci.*, vol. 15, pp. 203–208, 2022.
- [78] D. V. E. Silva, D. D. S. B. Alves, M. D. R. R. Nóbrega, F. B. C. G. Ribeiro, L. Y. Y. Franco, I. R. D. Silva, L. Joffily, M. D. Rocha, and P. H. Godoy, "Obstructive sleep apnea screening in different age groups: Performance of the Berlin, STOP-bang questionnaires and Epworth sleepiness scale," *Brazilian J. Otorhinolaryngol.*, vol. 89, no. 4, Jul. 2023, Art. no. 101283.
- [79] T. K., Uğur, D. Yilmaz, M. Yildiz, & S. Yetkin, "A Preliminary Study on OSA Severity Levels Detection by Evaluating Speech Signals Nonlinearities With Multi-Class Classification," *IEEE Access*, vol. 11, pp. 120997-121012, 2023.

EK 1: ETİK KURUL İZİN FORMU



T.C.
SAĞLIK BİLİMLERİ ÜNİVERSİTESİ
Girişimsel Olmayan Araştırmalar Etik Kurulu

Sayı : 46418926

Konu : Girişimsel Olmayan Araştırmalar Etik Kurul Kararları

ARAŞTIRMA PROJESİ DEĞERLENDİRME RAPORU

TOPLANTI TARİHİ : 12 MART 2019 SALI
TOPLANTI NO : 2019/05
PROJE/ KARAR NO : 19/87 (Değerlendirilme Tarihi: 12.03.2019)

Başkent Üniversitesi, Biyomedikal Mühendisliğinde görevli Dr. Öğr. Üyesi Metin YILDIZ'ın sorumlu araştırmacı olduğu, Prof. Dr. Sinan YETKİN ve Dr. Öğr. Üyesi Derya YILMAZ'ın yardımcı araştırmacı oldukları, 19/87 kayıt numaralı, "**Tıkayıcı Uyku Apnesinin Konuşma Seslerinin Doğrusal Olmayan Zaman Serisi Analizleri ve Akıllı Karar Verme Yöntemleri ile Tespiti**" başlıklı proje önerisi, araştırmanın gerekçe, amaç, yaklaşım ve yöntemleri dikkate alınarak incelenmiş olup, etik açıdan uygun bulunmuştur.

BAŞKAN

Ahmet COŞAR
Prof. Dr.

ÜYE

Alper GOZÜBÜYÜK
Prof. Dr.

ÜYE

Ayhan KILIÇ
Prof. Dr.

ÜYE

Levent KENAR
Prof. Dr.

ÜYE

Ömer Cumhur AYDIN
Prof. Dr.

ÜYE

Cemal Nuri ERÇİN
Prof. Dr.

ÜYE

Kazım Emre KARASARIN
Prof. Dr.

ÜYE

Yusuf ZİNCİ
Prof. Dr.

ÜYE

Murat ÇELİK
Doç. Dr.

ÜYE

Ali Kağan COŞKUN
Doç. Dr.

ÜYE

TOPLANTIYA KATILMADI

Ceyhan ALTUN
Doç. Dr.

ÜYE

Dilek YILMAZ
Doç. Dr.

ÜYE

Gülter GÜVENÇ
Doç. Dr.

Sağlık Bilimleri Üniversitesi Girişimsel Olmayan Araştırmalar Etik Kurulu
Etik-Ankara
Telefon: 0 (312) 304 6135



T.C.
SAĞLIK BİLİMLERİ ÜNİVERSİTESİ
Gülhane Bilimsel Araştırmalar Etik Kurulu

Sayı : 46418926

02.09.2021

Konu : Gülhane Bilimsel Araştırmalar Etik Kurul Kararları

ARAŞTIRMA PROJESİ DEĞERLENDİRME RAPORU

TOPLANTI TARİHİ : 02.09.2021

TOPLANTI SAATI : 13:30 (Covid-19 tedbirleri kapsamında toplantı online yapılmıştır.)

TOPLANTI NO : 2021/14

PROJE/ KARAR NO : 2019-87 **Protokol değişikliği** (Değerlendirilme Tarihi: 02.09.2021)

Başkent Üniversitesi, Biyomedikal Mühendisliğinde görevli Doç. Dr.Metin YILDIZ'ın sorumlu araştırmacı olduğu, Prof. Dr. Sinan YETKİN ve Doç. Dr. Derya YILMAZ'ın yardımcı araştırmacı oldukları, 19/87 kayıt numaralı, "**Tıkaçıcı Uyku Apnesinin Konuşma Seslerinin Doğrusal Olmayan Zaman Serisi Analizleri ve Akıllı Karar Verme Yöntemleri ile Tespiti**" başlıklı proje önerisi, Sorumlu araştırmacı Doç. Dr.Metin YILDIZ'ın 26.08.2021 tarihli dilekçesinde çalışmanın süresinin 2 yıl uzatılması talebinde bulunmuşlardır. **1'nci versiyon protokol değişikliği** yeniden değerlendirilmiştir. Etik açıdan uygun bulunmuştur. Rica ederim.

Sıra No	Adı Soyadı ve Görev Yeri	Kuruldaki Görevi	İmza
1	Prof. Dr. Ahmet COŞAR (Gülhane Anestezi Anabilim Dalı Başkanlığı)	Başkan	
2	Prof. Dr. Alper GÖZÜBUYUK (Gülhane Göğüs Cerrahisi Anabilim Dalı Başkanlığı)	Başkan Yardımcısı	
3	Prof. Dr. Selahattin BEDİR (Gülhane Üroloji. Anabilim Dalı Başkanlığı)	Üye	
4	Prof. Dr. Levent KENAR (Enstitü Tıbbi Kimyasal Biyolojik Radyolojik ve Nükleer Savunma Anabilim Dalı Başkanlığı)	Üye	
5	Prof. Dr. Yusuf İZCİ (Gülhane Beyin ve Sinir Cerrahisi Anabilim Dalı Başkanlığı)	Üye	
6	Prof. Dr. Suat DOĞANCI (Gülhane Kalp Damar Cerrahisi Anabilim Dalı Başkanlığı)	Üye	
7	Prof. Dr. Ali Kağan COŞKUN (Gülhane Genel Cerrahisi Anabilim Dalı Başkanlığı)	Üye	
8	Prof. Dr. Cantürk TAŞÇI (Gülhane Göğüs Hastalıkları Anabilim Dalı Başkanlığı)	Üye	
9	Prof. Dr. Necmiye Ün YILDIRIM (Gülhane Sağlık Bilimleri Fakültesi, Fizik Tedavi ve Rehabilitasyon Anabilim Dalı Başkanlığı)	Üye	
10	Prof. Dr. Fulya TOKSOY TOPÇU (Gülhane Diş Hekimliği Fakültesi, Restoratif Diş Tedavisi Anabilim Dalı Başkanlığı)	Üye	TOPLANTIYA KATILMADI
11	Prof. Dr. Ayten TÜRKKANI (Gülhane Tıp Fakültesi, Histoloji Anabilim Dalı Başkanlığı)	Sekreter	
12	Prof. Dr. Gülten GÜVENÇ (Gülhane Hemşirelik Fakültesi, Doğum ve Kadın Hastalıkları Hemşireliği Anabilim Dalı Başkanlığı)	Üye	
13	Prof. Dr. Dilek YILDIZ (Gülhane Hemşirelik Fakültesi Çocuk Sağlığı ve Hastalıkları Anabilim Dalı Başkanlığı)	Üye	
14	Dr. Öğr. Üyesi Mustafa GÜNEY (Gülhane Mikrobiyoloji Anabilim Dalı Başkanlığı)	Üye	
15	Dr. Öğr. Üyesi Eray Serdar YURDAKUL (Gülhane Tıp Fakültesi, Tıp Tarihi ve Etik Anabilim Dalı Başkanlığı)	Üye	TOPLANTIYA KATILMADI

EK 2: BİLGİLENDİRİLMİŞ GÖNÜLLÜ ONAM FORMU



SAĞLIK BİLİMLERİ ÜNİVERSİTESİ
GULHANE GİRİŞİMSSEL OLMAYAN ARAŞTIRMALAR ETİK KURULU

FORM 6E

BİLGİLENDİRİLMİŞ GÖNÜLLÜ OLUR FORMU

Araştırma Projesinin Adı: Tıkayıcı Uyku Apnesinin Konuşma Seslerinin Doğrusal Olmayan Zaman Serisi Analizleri ve Akıllı Karar Verme Yöntemleri İle Tespiti

Sorumlu Araştırmacının Adı: Doç. Dr. Metin YILDIZ

Diğer Araştırmacıların Adı: Prof. Dr. Sinan YETKİN

Doç. Dr. Derya YILMAZ

Destekleyici (varsa):

“Tıkayıcı Uyku Apnesinin Konuşma Seslerinin Doğrusal Olmayan Zaman Serisi Analizleri ve Akıllı Karar Verme Yöntemleri İle Tespiti” isimli bir çalışmada yer almak üzere davet edilmiş bulunmaktasınız. Bu çalışmaya davet edilmenizin nedeni sizde Tıkayıcı Uyku Apnesi hastalığının görülmüş/görülmemiş olmasıdır. Bu çalışma, araştırma amaçlı olarak yapılmaktadır ve katılım gönüllülük esasına dayalıdır. Çalışmaya katılma konusunda karar vermeden önce araştırma hakkında sizi bilgilendirmek istiyoruz. Çalışma hakkında tam olarak bilgi sahibi olduktan sonra ve sorularınız cevaplandıktan sonra eğer katılmak isterseniz sizden bu formu imzalamanız istenecektir. Bu araştırma, Başkent Üniversitesi Biyomedikal Mühendisliği Anabilim Dalında, Dr. Metin Yıldız sorumluluğu altındadır.

Çalışmanın amacı nedir; benden başka kaç kişi bu çalışmaya katılacak?

- *Araştırmanın amacı*, Tıkayıcı Uyku Apnesi sendromunun, kişilerden yapılacak birkaç dakikalık ses kayıtlarının doğrusal olmayan zaman serisi analizleri ve akıllı karar sistemleri kullanılarak tespit edilebilirliğinin gösterilmesidir.
- *Çalışma*, 150 Tıkayıcı Uyku Apnesi hastalığına sahip olan, 150 olmayan denek ile yapılacaktır.

Bu çalışmaya katılmamı mı? (Bu bölüm aynen korunacaktır)

Bu çalışmada yer alıp almamak tamamen size bağlıdır. Şu anda bu formu imzalarsanız bile istediğiniz herhangi bir zamanda bir neden göstermeksizin çalışmayı bırakmakta özgürsünüz. Eğer katılmak istemez iseniz veya çalışmadan ayrılırsanız, doktorunuz tarafından sizin için en uygun tedavi planı uygulanacaktır. Aynı şekilde çalışmayı yürüten doktor çalışmaya devam etmenizin sizin için yararlı olmayacağına karar verebilir ve sizi çalışma dışı bırakabilir, bu durumda da sizin için en uygun tedavi seçilecektir.

Bu çalışmaya katılırsam beni ne bekliyor?

- Size söylenen heceleri 5'er kez tekrar etmeniz istenecektir.
- Araştırma toplamda 5 dakika civarında sürecektir.
- Kaydedilen sesinizde mühendislik hesaplamaları yapılarak apne tespitinin bu ses kayıtlarından yapılıp yapılamayacağı araştırılacaktır.



Çalışmanın riskleri ve rahatsızlıkları var mıdır?

Araştırma ile ilgili herhangi bir risk öngörülmemektedir.

Çalışmada yer almamanın yararları nelerdir?

Çalışma sonuçları, bir gece boyunca hastanede yatmaya gerek kalmadan uyku apnesi tespiti yapabilen bir sistem geliştirilmesinde kullanılabilir. Bu sistem geliştirilebilirse uyku apnesi sendromu hastalığı kolayca tespit edilebilecektir.

Bu çalışmaya katılmamanın maliyeti nedir? (Bu bölüm aynen korunacaktır)

Çalışmaya katılmakla parasal yük altına girmeyeceksiniz ve size de herhangi bir ödeme yapılmayacaktır.

Kişisel bilgilerim nasıl kullanılacak? (Bu bölüm aynen korunacaktır)

Çalışma doktorumuz kişisel bilgilerinizi, araştırmayı ve istatistiksel analizleri yürütmek için kullanacaktır ancak kimlik bilgileriniz gizli tutulacaktır. Yalnızca gereği halinde, sizinle ilgili bilgileri etik kurullar ya da resmi makamlar inceleyebilir. Çalışmanın sonunda, kendi sonuçlarınızla ilgili bilgi istemeye hakkınız vardır. Çalışma sonuçları çalışma bitiminde tıbbi literatürde yayınlanabilecektir ancak kimliğiniz açıklanmayacaktır.

Daha fazla bilgi için kime başvurabilirim?

Çalışma ile ilgili ek bilgiye gereksiniminiz olduğunuzda aşağıdaki kişi ile lütfen iletişime geçiniz.

ADI : Metin YILDIZ
GÖREVİ : Araştırma Sorumlusu
TELEFON : [REDACTED]

(Katılımcının/Hastanın Beyanı)

Gülhane Eğitim ve Araştırma Hastanesi, Uyku Laboratuvarında, Prof. Dr. Sinan YETKİN tarafından tıbbi bir araştırma yapılacağı belirtilerek bu araştırma ile ilgili yukarıdaki bilgiler bana aktarıldı ve ilgili metni okudum. Bu bilgilerden sonra böyle bir araştırmaya "katılımcı" olarak davet edildim.

Araştırmaya katılmam konusunda zorlayıcı bir davranışla karşılaşmış değilim. Eğer katılmayı reddedersem, bu durumun tıbbi bakımuma ve hekim ile olan ilişkiye herhangi bir zarar getirmeyeceğini de biliyorum. Projenin yürütülmesi sırasında herhangi bir neden göstermeden araştırmadan çekilebilirim. (Ancak araştırmacıları zor durumda bırakmamak için araştırmadan çekileceğimi önceden bildirmemim uygun olacağına bilincindeyim). Ayrıca tıbbi durumuma herhangi bir zarar verilmemesi koşuluyla araştırmacı tarafından araştırma dışı da tutulabilirim.



SAĞLIK BİLİMLERİ ÜNİVERSİTESİ
GULHANE GİRİŞİMSEL OLMAYAN ARAŞTIRMALAR ETİK KURULU

FORM 6E

Araştırma için yapılacak harcamalarla ilgili herhangi bir parasal sorumluluk altına girmiyorum. Bana da bir ödeme yapılmayacaktır.

Araştırmadan elde edilen benimle ilgili kişisel bilgilerin gizliliğinin korunacağını biliyorum.

Araştırma uygulamasından kaynaklanan nedenlerle meydana gelebilecek herhangi bir sağlık sorununun ortaya çıkması halinde, her türlü tıbbi müdahalenin sağlanacağı konusunda gerekli güvence verildi. (Bu tıbbi müdahalelerle ilgili olarak da parasal bir yük altına girmeyeceğim).

Araştırma sırasında bir sağlık sorunu ile karşılaştığımda; herhangi bir saatte, Prof. Dr. Sinan YETKİN'i, [REDACTED] nolu telefon veya Gülhane Eğitim ve Araştırma Hastanesi, Uyku Laboratuvarı adresinden arayabileceğimi biliyorum.

Bana yapılan tüm açıklamaları ayrıntılarıyla anlamış bulunmaktayım. Bu koşullarla söz konusu klinik araştırmaya kendi rızamla, hiçbir baskı ve zorlama olmaksızın, gönüllülük içerisinde katılmayı kabul ediyorum.

İmzalı bu form kağıdının bir kopyası bana verilecektir.

Katılımcı

Adı, soyadı:

Adres:

Tel:

İmza:

Tarih:

Görüşme tanığı

Adı, soyadı:

Adres:

Tel:

İmza:

Tarih:

Katılımcı ile görüşen hekim

Adı soyadı, unvanı:

Adres:

Tel:

İmza:

Tarih:

Not: Aydınlatma ve katılımcının beyanı birbirlerinin devamı şeklinde olmalı ve aynı sayfada yer almalıdır.