

ZAMAN GECİKMELİ YAPAY SİNİR AĞLARI TABANLI APNE TESPİTİ VE KARŞILAŞTIRMALI ANALİZİ

TIME DELAY NEURAL NETWORK BASED APNEA DETECTION AND COMPARATIVE ANALYSIS

ONUR PEKER

PROF. DR. ATİLA YILMAZ

Tez Danışmanı

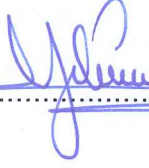
Hacettepe Üniversitesi
Lisansüstü Eğitim-Öğretim ve Sınav Yönetmeliğinin
Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı için Öngördüğü
YÜKSEK LİSANS TEZİ olarak hazırlanmıştır.

2018

Onur PEKER'in hazırladığı “Zaman Gecikmeli Yapay Sinir Ağları Tabanlı Apne Tespiti Ve Karşılaştırmalı Analizi” adlı bu çalışma aşağıdaki jüri tarafından ELEKTRİK ve ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI'nda YÜKSEK LİSANS TEZİ olarak kabul edilmiştir.

Prof. Dr. Atila YILMAZ

Danışman



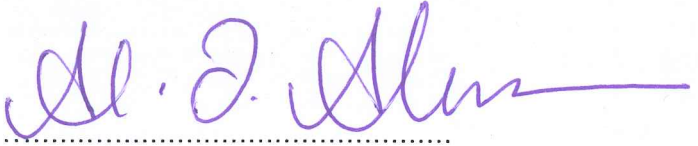
Prof. Dr. Ziya TELATAR

Üye



Prof. Dr. Ali Ziya ALKAR

Üye



Doç. Dr. Berkan DÜLEK

Üye



Yrd. Doç. Dr. Yakup Özkazanç

Üye



Bu tez Hacettepe Üniversitesi Fen bilimleri Enstitüsü tarafından YÜKSEK LİSANS TEZİ olarak onaylanmıştır.

Prof.Dr.Menemşe GÜMÜŞDERELİOĞLU

Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürü

YAYINLAMA VE FİKRİ MÜLKİYET HAKLARI BEYANI

Enstitü tarafından onaylanan lisansüstü tezimin/raporumun tamamını veya herhangi bir kısmını, basılı (kağıt) ve elektronik formatta arşivleme ve aşağıda verilen koşullarla kullanıma açma iznini Hacettepe Üniversitesine verdiğimi bildiririm. Bu izinle Üniversiteye verilen kullanım hakları dışındaki tüm fikri mülkiyet haklarım bende kalacak, tezimin tamamının ya da bir bölümünün gelecekteki çalışmalarda (makale, kitap, lisans ve patent vb.) kullanım hakları bana ait olacaktır.

Tezin kendi orijinal çalışmam olduğunu, başkalarının haklarını ihlal etmediğimi ve tezimin tek yetkili sahibi olduğumu beyan ve taahhüt ederim. Tezimde yer alan telif hakkı bulunan ve sahiplerinden yazılı izin alınarak kullanması zorunlu metinlerin yazılı izin alarak kullandığımı ve istenildiğinde suretlerini Üniversiteye teslim etmeyi taahhüt ederim.

- ☒ **Tezimin/Raporumun tamamı dünya çapında erişime açılabilir ve bir kısmı veya tamamının fotokopisi alınabilir.**

(Bu seçenekle teziniz arama motorlarında indekslenebilecek, daha sonra tezinizin erişim statüsünün değiştirilmesini talep etseniz ve kütüphane bu talebinizi yerine getirirse bile, tezinin arama motorlarının önbelleklerinde kalmaya devam edebilecektir.)

- ☐ **Tezimin/Raporumun tarihine kadar erişime açılmasını ve fotokopi alınmasını (İç Kapak, Özet, İçindekiler ve Kaynakça hariç) istemiyorum.**

(Bu sürenin sonunda uzatma için başvuruda bulunmadığım takdirde, tezimin/raporumun tamamı her yerden erişime açılabilir, kaynak gösterilmek şartıyla bir kısmı ve ya tamamının fotokopisi alınabilir)

- ☐ **Tezimin/Raporumun tarihine kadar erişime açılmasını istemiyorum, ancak kaynak gösterilmek şartıyla bir kısmı veya tamamının fotokopisinin alınmasını onaylıyorum.**

- ☐ **Serbest Seçenek/Yazarın Seçimi**

19 / 03 / 2013


(imza)

Öğrencinin Adı Soyadı

Onur PEKER

ETİK

Hacettepe Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, tez yazım kurallarına uygun olarak hazırladığım bu tez çalışmada;

- tez içindeki bütün bilgi ve belgeleri akademik kurallar çerçevesinde elde ettiğimi,
- görsel işitsel ve yazılı tüm bilgi ve sonuçları bilimsel ahlak kurallarına uygun olarak sunduğumu,
- başkalarının eserlerinden yararlanması durumunda ilgili eserlere bilimsel normlara uygun atıfta bulunduğumu,
- atıfta bulunduğum eserlerin tümünü kaynak olarak gösterdiğimi,
- kullanılan verilerde herhangi bir tahrifat yapmadığımı,
- ve bu tezin herhangi bir bölümünü bu üniversitede veya başka bir üniversitede başka bir tez çalışması olarak sunmadığımı

beyan ederim.

19/03/2018



Onur PEKER

ÖZET

ZAMAN GECİKMELİ YAPAY SİNİR AĞLARI TABANLI APNE TESPİTİ VE KARŞILAŞTIRMALI ANALİZİ

Onur Peker

Yüksek Lisans, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü

Tez Danışmanı: Doç.Dr. Atila YILMAZ

Şubat 2018, 76 sayfa

Uyku apnesi, uyku esnasında, nefesin en az 10 saniye boyunca durması olarak tanımlanmaktadır. Bu apneler hastalığın şiddetine bağlı olarak gece boyunca yüzlerce kez meydana gelebilir. Hastanelerde yer alan uyku odalarındaki doluluk ve maliyet, apne tespit sürecini zorlaştırmaktadır. Bu nedenle uyku odalarının yoğunluğunu azaltmak ve uyku apne tespit oranını artırmak için, hastane dışında taşınabilir cihazlar ile bir ön elemeye ihtiyaç duyulmaktadır.

Bu çalışmada amaç, apne hastası için, polisomnografi gibi standart ancak daha karmaşık testlerin gerekliliğine karar verecek, ön tarama amaçlı kullanılan taşınabilir kayıt cihazlarıyla kayıt edilen fizyolojik sinyalleri inceleyerek, sınıflandırmada kullanılabilecek en iyi veri grubunu ortaya çıkarmaktır. Bunun için öncelikle hava akışı, oksijen doyum oranı ve EKG sinyallerini ayrı ayrı kullanarak gerçek zamanlı apne tespiti yapılmaktadır. Apne tespiti için sinyallerin her birinden farklı dinamik özellik çıkarımları elde edilerek, yapay sinir ağlarına giriş olarak verilmektedir. Yapay sinir ağları örnek bir durumda taşınabilir cihazlardan elde edilen gürültülü kayıtlarda, karma veri girişi ile eğitilen yapay

sinir ağı, uzman tarafından işaretlenmiş veriler üzerinden %89.6 gibi yüksek tespit oranı ile çalışmaktadır.

Çalışmanın devamında apne şüphesi olan kişiler için, elde edilen fizyolojik sinyalleri inceleyen ve apne işaretlemesi amaçlı veri eşleşmesi analizi yapan, bir yazılım platformu geliştirilmiştir. Bu yazılım platformu ile üçüncü düzey kayıt sistemlerinden elde edilen hava akışı, oksijen saturasyonu ve EKG sinyalleri kullanılarak apne tespiti yapılabilmektedir. Apne tespiti için sinyallere uygun öznitelik çıkarımları yapılarak, arayüzden seçilebilen yapay sinir ağlarına giriş olarak verilmekte, öğrenme ve test aşamaları gerçekleştirilmektedir.

Anahtar Kelimeler: Apne; Polisomnografi; Yapay Sinir Ağı; Otomatik Apne Tespiti

ABSTRACT

TIME DELAY NEURAL NETWORK BASED APNEA DETECTION AND COMPARATIVE ANALYSIS

Onur PEKER

Master of Science, Department of Electric-Electronic Engineering

Supervisor: Assoc. Prof. Dr. Atila YILMAZ

February 2018, 76 pages

Sleep apnea is described as a cessation of breath for at least 10 seconds during the sleeping. These apneas can occur in hundreds depending on the severity of the disease during the sleep. Busy schedules and high costs of sleep laboratories in hospitals make apnea diagnosis in the society difficult task. In order decrease loads of sleep laboratories and increase the number diagnostic attempts with a low cost, there is a need for using portable apnea devices which can trace possible apnea patients out of hospitals.

The purpose of this study is to analyze and reveal the proper combination sets of physiological signals for detecting apnea episodes in order to decide whether the standard but more complicated polysomnography test stage might be required or not for possible apnea patients by examining physiological signals recorded by portable recording devices used for prescreening purposes. Thus, air flow, oxygen saturation and ECG signals are used separately for apnea detections. For this reason, neural networks are trained and tested by extracted dynamic features associated with each signal. For a sample case, the neural network trained with hybrid (including three channels) data

generated from the recordings obtained by the portable recording device has shown 89.6% high detection rate based on the expert scores.

In the last phase of the study, a software interface was also developed in order to examine obtained physiological signals for possible apnea patients and the data analysis useful for apnea scoring and labeling. With the tools provided by the interface using third level portable apnea device definition, three channels, namely air flow, oxygen saturation and ECG signal, can be examined comprehensively for general apnea analysis. In order to have detailed analysis, embedded neural network topologies can be chosen through the designed interface and associated features that are derived for each corresponding channels can be used in this platform for implementing training and testing phases.

Keywords: Sleep Apnea, Portable Apnea Devices; Neural Networks; Automatic Apnea Detection

TEŞEKKÜRLER

Bu çalışmanın tamamlanmasında her zaman beni destekleyen, motive eden, tezin hiçbir aşamasında yardımını esirgemeyen, maddi ve manevi her problemi, kendi derdi gibi sahiplenen, tez danışmanım Sayın Prof. Dr. Atila YILMAZ'a teşekkür ederim.

Bu çalışmanın klinik aşamasında, hiçbir zaman desteğini esirgemeyen Sayın Prof. Dr. Ahmet Uğur DEMİR'e teşekkür ederim.

Bu çalışmada benim hep yanımda olan ve bu tezi tamamlamam için bana gerekli motivasyon ve güveni sağlayan sevgili aileme ve Cansel Gönül TOPRAKKIRAN'a en içten dileklerimle teşekkür ederim.

İÇİNDEKİLER

Sayfa

ÖZET.....	i
ABSTRACT	iii
TEŞEKKÜR.....	v
İÇİNDEKİLER.....	vi
ŞEKİLLER.....	viii
ÇİZELGELER.....	xi
SİMGELER VE KISALTMALAR	xii
1. GİRİŞ.....	1
2. UYKU APNE SENDROMU	4
2.1. UAS Çeşitleri.....	4
2.2. UAS Tanısı ve Değerlendirilmesi	6
2.3. UAS Nedenleri ve Semptomları	9
2.4. UAS Risk Grupları.....	10
2.5. UAS Tespiti	10
2.5.1. Polisomnografi.....	10
2.5.1. Taşınabilir kayıt cihazları	13
2.6. UAS Tedavisi	17
2.6.1. CPAP.....	17
2.6.2. Cerrahi tedavi:	18
2.6.3. Ağız içi araçlar:	18
3. APNE SKORLAMA	19
4. APNE TESPİT ÇALIŞMALARI İÇİN KURAMSAL ALTYAPI	21
4.1. Yapay Sinir Ağları	21
4.1.1. Yapay Sinir Ağlarının Yapısı.....	21
4.1.2. Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağları	23
4.1.3. İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağları.....	24
4.1.4. Geri Beslemeli Yapay Sinir Ağları.....	24
4.1.5. Zaman Gecikmeli Yapay Sinir Ağları	25

4.2.	Lomb Transformu	26
5.	SİNYAL TEMİZLEME	28
5.1.	Pam Tompkins Algoritması	28
5.2.	Eşikleme	29
5.3.	Ampirik Kip Ayrıştırma.....	33
6.	UYGULAMALAR.....	37
6.1.	SİNYAL ÖZNİTELİK ÇIKARIMI	37
6.1.1.	Hava Akışı Alanı Özniteliği	37
6.1.2.	Desaturasyon Özniteliği.....	39
6.1.3.	HRV Özniteliği	42
6.1.4.	Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü.....	44
6.2.	YAPAY SİNİR AĞLARI İLE APNE SEZİMİ	45
6.2.1.	Hava Akışı Sinyali için Apne Sezimi	45
6.2.2.	Spo2 Sinyali için Apne Sezimi	52
6.2.3.	EKG Sinyali için Apne Sezimi	53
6.2.4.	Çok Girişli Yapay Sinir Ağları ile Apne Sezimi	56
6.3.	LOMB TRANSFORM FONKSİYONU İLE APNE SEZİMİ.....	59
6.4.	APNE TESPİT ve ANALİZ ARAYÜZÜ	63
7.	SONUÇLAR.....	68
8.	KAYNAKLAR	72

ŞEKİLLER

Sayfa

Şekil 2.1: Tıkayıcı Uyku Apnesi [11]	5
Şekil 2.2: Merkezi Uyku Apnesi [11]	5
Şekil 2.3: Birleşik Uyku Apnesi [11]	6
Şekil 2.4: Uyku Apnesi Tanı ve Değerlendirme Akış Diyagramı [2]	8
Şekil 2.5: Tıkayıcı (Obstrüktif) Uyku Apnesi [12]	9
Şekil 2.6: PSG Kaydı EOG, EMG ve EEG Elektrotları (Yukarıdan Aşağıya) [15]	10
Şekil 2.7: Nabız Oksimetresi Çalışma Şekli [39]	12
Şekil 2.8: Polisomnografi için Hastaya Bağlanan Sensörler [16]	12
Şekil 2.9: Polisomnografi Cihazı Arayüzündeki Sinyaller [10]	13
Şekil 2.10: Taşınabilir Kayıt Cihazı (3.Düzye) ve Sensörlerin Yerleşimi [41]	13
Şekil 2.11: CPAP Tedavisi [20]	17
Şekil 2.12: Apneye Neden Olan Kapanmış Hava Yolu [12]	18
Şekil 2.13: Apne Hastaları için Ağız İçi Araçlar [21]	18
Şekil 3.1: Apne Skorlaması Örneği [11]	19
Şekil 3.2: Hipopne Skorlaması Örneği [11]	20
Şekil 4.1: Biyolojik Sinir Hücresi [24]	22
Şekil 4.2: Yapay Sinir Ağı Hücresi [24]	22
Şekil 4.3: Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağı [26]	23
Şekil 4.4: İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağları [24]	24
Şekil 4.5: Geri Beslemeli Yapay Sinir Ağları [24]	25
Şekil 4.6: Zaman Gecikmeli Yapay Sinir Ağı [26]	26
Şekil 5.1: QRS Kompleksi [30]	28
Şekil 5.2: Pam Tompkins Algoritması Akış Diyagramı	29
Şekil 5.3: Pam Tompkins Algoritması Çıktıları	30
Şekil 5.4: Ham EKG Sinyali	31
Şekil 5.5: EKG Sinyali Gürültüsü	31
Şekil 5.6: Gürültü Nedeniye Bozulan EKG Sinyalinin QRS Tespiti	31
Şekil 5.7: Yüksek Geçiren Filtre Sonrası Gürültü Nedeniyle Bozulan EKG Sinyali	32

Şekil 5.8: Eşikleme Algoritması	32
Şekil 5.9: Eşikleme Sonrası Silinen Sinyal İndeksleri	33
Şekil 5.10: Farklı Frekansta Bileşenlerden Oluşan Sinusoidal Sinyal [14].....	34
Şekil 5.11: $X(t)$ Sinyalinin Tepe ve Çukur Noktaları [32].....	35
Şekil 5.12: $X(t)$ Sinyalinin Üzerinde Oluşturulan Alt ve Üst Zarflar [32]	35
Şekil 5.13: Tepe ve Çukur Zarflarının Ortalamasının Sinyal Üzerinde Gösterimi [32] ..	35
Şekil 5.14: Birinci IMF Sinyali [32]	36
Şekil 6.1: Hava Akışı Sinyali ve Öznitelikleri	37
Şekil 6.2: Hava Akışı Sinyali ve Normalleştirilmiş Öznitelikleri	38
Şekil 6.3: Saturasyon Sinyali ve Öznitelikleri.....	40
Şekil 6.4: Hava Akışı Alanı ve Desaturasyon Öznitelikleri Arası Korelasyon Durumu ...	41
Şekil 6.5: Hava Akışı Alanı ile Desaturasyon Özniteliklerinin Eşzamanlandırılması	41
Şekil 6.6: R-R Noktalarından HRV Sinyalinin Oluşumu	43
Şekil 6.7: Kalp Atım Hızı Değişimi Öznitelik Çıkarımı	44
Şekil 6.8: Kısa Zamanlı Fourier Transformu [33].....	45
Şekil 6.9: Yapay Sinir Ağları Yapısı.....	46
Şekil 6.10: Hava Akışı Sinyali Karmaşıklık Matrisleri.....	47
Şekil 6.11: Hava Akışı Alanı Özniteliği ile Apne Tespiti	48
Şekil 6.12: Ham Hava Akışı Sinyali Frekans Spektrumu	49
Şekil 6.13: EMD ile Oluşturulan IMF Fonksiyonlarının Frekans Spektrumları	50
Şekil 6.14: Kısa Zamanlı Fourier Transformu Periyodogramı.....	51
Şekil 6.15: Yapay Sinir Ağları Yapısı	52
Şekil 6.16: Desaturasyon Özniteliği ile Apne Tespiti	52
Şekil 6.17: Saturasyon Sinyali Karmaşıklık Matrisleri.....	53
Şekil 6.18: Yapay Sinir Ağları Yapısı	53
Şekil 6.19: HRV ve Filtrelenmiş HRV Özniteliği.....	54
Şekil 6.20: EKG Sinyali Karmaşıklık Matrisleri	55
Şekil 6.21: HRV Özniteliği ile Apne Tespiti.....	56
Şekil 6.22: Yapay Sinir Ağları Yapısı	56
Şekil 6.23: Çok Girişli YSA için Karmaşıklık Matrisleri.....	57
Şekil 6.24: Eş zamanlı Hava Akışı, Desaturasyon ve HRV Öznitelikleri	58

Şekil 6.25: Normal ve Apneli Sinyal Lomb-Scargle Periyodogramları	59
Şekil 6.26: Lomb Fonksiyonu ile Apne Tespiti	60
Şekil 6.27: İç içe Lomb Fonksiyonu ile Apne Zaman Çözünürlüğü İyileştirilemesi	61
Şekil 6.28: Hedef Vektörüne Göre Apne Tespit Noktaları- Eksik Tespit	61
Şekil 6.29: Hedef Vektörüne Göre Apne Tespit Noktaları-Yanlış Tespit	62
Şekil 6.30: Polisomnografi Sinyalleri Analiz Aracı Kullanıcı Arayüzü.....	63
Şekil 6.31: Sinyal Yükleme	64
Şekil 6.32: Hava Akışı Alanı Öznitelik Çıkarımı	65
Şekil 6.33: Desaturasyon Öznitelik Çıkarımı	66
Şekil 6.34: Kalp Atım Hızı Öznitelik Çıkarımı	66
Şekil 6.35: Yapay Sinir Ağı Apne Tespit ve Analiz Aracı	67

ÇİZELGELER

Sayfa

Tablo 2.1: Standart PSG Kanalları ve Fiziksel Özellikleri [15]	15
Tablo 2.2: AASM Uyku apne değerlendirmesinde kullanılan cihazlarla ilgili sınıflandırma (asgari altı saat kayıt koşuluyla) [19]	16
Tablo 6.3: Yapay Sinir Ağı Hava Akışı Alanı Apne Tespit Performansı	46
Tablo 6.4: Yapay Sinir Ağı IMF Apne Tespit Performansı	51
Tablo 7.1: Farklı Sinyallerin Yapay Sinir Ağları Sınıflandırma Performansı	69
Tablo 7.2: Hava Akışı Sinyali Yapay Sinir Ağları Sınıflandırma Performansı	70

SİMGELER VE KISALTMALAR

Simgeler

Kısaltmalar

AHI	Apne Hipopne İndeksi
CPAP	Continuous Positive Airway Pressure
CSA	Central Sleep Apnea
EEG	Elektroensefalografi
ECG	Elektrokardiyogram
EMG	Elektromiyografi
EOG	Elektrookulografi
HRV	Heart Rate Variability
KHD	Kalp Hızı Değişimi
KZFD	Kısa Zamanlı Fourier Değişimi
OSA	Obstructive Sleep Apnea
OUAS	Obstrüktif Uyku Apne Sendromu
PSG	Polisomnografi
UAS	Uyku Apne Sendromu
YSA	Yapay Sinir Ağları
ZGSA	Zaman Gecikmeli Sinir Ağları

1. GİRİŞ

Uyku sırasında nefes alışverişinin durmasına sebep olan uyku apnesi bir uyku bozukluğudur. Bu uyku bozukluğu merkezi sinir sistemiyle ilişkili olursa merkezi uyku apnesi (Central Sleep Apnea - CSA) olarak adlandırılır. Bu durumda uyku sırasında üst solunum yolu ve akciğer sisteminde en az 10 saniye boyunca nefes alışverişini durmaktadır. Sadece üst solunum yolu tıkanması nedeniyle uyku sırasında nefes alışverişinin durması ise obstrüktif (tıkayıcı) uyku apnesi (Obstructive Sleep Apnea - OSA) olarak adlandırılmaktadır [1].

Klinik olarak apne, yetişkinlerde 10 saniyeden daha uzun süre solunumun tamamen kesilmesi olarak tanımlanır [2]. Olay, tam bir kesilme yerine solunum miktarında önemli bir azalma (genellikle% 50'den daha fazla) şeklinde gerçekleşirse bu hipopne olarak tanımlanır [3].

Uyku sırasında, üst hava yolundaki tıkanıklıklar nedeniyle tekrarlayan solunumsal bozukluklar (apne, hipopne) birçok vücut sistemini ilgilendirmektedir [4]. Bu tıkanıklıklar 10 saniye veya daha fazla sürmekte ve kandaki oksijen seviyelerinin düşmesine neden olmaktadır [5]. Eğer kandaki oksijen saturasyon oranı, bir önceki sinyal bölümünün yüzde 95'inin altına düşer ve bu 10 saniyeden fazla sürerse bu kliniksel önem arz etmektedir. Desaturasyon olayı sempatik sinir sistemini de etkilemektedir. Bunun sonucunda kan basıncının ve kalp atım hızının artmasıyla, kardiyovasküler sistem hasar görebilir, hormon seviyelerindeki düzensizlik uzun vadede, insülin direnci, diyabet, metillus ve obezite gibi metabolik düzensizliklere neden olabilir [6].

Gündüz aşırı uyku hali ve yorgunluk, uyku bozukluklarının en önemli belirtileridir. Uyku bölünmeleri ve tekrarlayan oksijen yetmezlikleri, fizyolojik birtakım hastalıklara neden olmaktadır. Uyku bozukluğunun diğer semptomları arasında, sabahları iyi dinlenememiş hissi, baş ağrıları, kronik yorgunluk, hafıza ve muhakeme bozukluğu, konsantrasyon bozukluğu, yüksek sesle horlama, cinsel fonksiyon bozuklukları, okul ve iş performansında düşme yer almaktadır. Bu belirtiler, yaşam kalitesini önemli ölçüde düşürebilir ve kaza

riskini artırabilir. Uyku apnesi, yüksek tansiyon, kalp rahatsızlığı, diyabet ve depresyon gibi diğer tıbbi durumların olası sebebi olabilir. Bu nedenle hafife alınacak bir sorun değildir.

Toplam insan nüfusunun neredeyse yüzde 5'i uyku apne sendromundan etkilenmektedir [6]. İstatistikler, 18 milyondan fazla Amerikalının uyku apne hastası olduğunu söylemektedir. Fakat aynı zamanda yaklaşık olarak 10 milyon Amerikalının uyku apne teşhisinin yapılamadığını da göstermektedir [7]. Bunun temel nedeni uyku laboratuvarlarının doluluğu ve maliyetidir. Uyku testlerinde hastalar, geceleri yataklarından uzakta kalmakta ve derin uykuya geçmeleri kolay olmamaktadır. Ayrıca uyku testleri, hastanelerde, uyku makinelerinin gece boyunca çalışması ve bu makinelere personelin eşlik etmesi gerekliliği nedeniyle pahalıya mal olmaktadır. Ayrıca uyku hastanelerinin dolu olması nedeniyle bekleme listesindeki hastalar bazen 6 ay süre boyunca tedavi edilememektedir [7]. Bu yüzden kullanımı nispeten daha basit ve daha ucuz donanımlarla, hastalığın ön tanısı için, ideal, yüksek kaliteli, taşınabilir veri kayıt cihazlarının geliştirilmesi üzerine yapılan çalışmalar önem kazanmaktadır. Taşınabilir veri kayıt cihazlarında, herhangi bir yardımcı personele ve özel donanımlı odaya ihtiyaç duyulmaksızın kolay, rahat ve sağlıklı veri toplanabilmesi önemlidir. Böylece hastalığın tanısında uyku laboratuvarı için beklenen zamandan ve harcanan iş gücünden tasarruf edilmesi mümkün olabilecektir [8].

Bu çalışmada bu amaca uygun olarak taşınabilir cihazlar için, apne hastasına polisomnografi uygulanıp uygulanmayacağına karar verilmesini sağlayacak fizyolojik sinyalleri incelemek ve sınıflandırma amaçlı yeterli sinyal yapılandırma setini bulmaktır. Bunun için hava akışı, oksijen doyum oranı ve ECG sinyallerini kullanarak, girişimsel olmayan biçimde otomatik apne tespiti yapılmaktadır. Apne tespiti için sinyallerin her birinden farklı özellik çıkarımları yapılarak yapay sinir ağlarına giriş olarak verilmektedir.

Daha önce yapılan tez çalışmalarında, III. Seviye taşınabilir bir kayıt cihazı Hacettepe Üniversitesi'nde tasarlanmıştır. Bu kayıt cihazı kullanılarak, Hacettepe Üniversitesi uyku laboratuvarlarında polisomnografi cihazı ile eş zamanlı kayıt alınmıştır. III. Düzey taşınabilir kayıt cihazı ile alınan kayıtlar, Düzey PSG verisi ile yüzde 90 oranında çapraz ilintili çıkmıştır [8]. Daha sonraki çalışmalarda bu cihazın performansını iyileştirmek için bir

dizi çalışma daha yapılmıştır. Başka bir tez çalışmasında EKG üzerindeki gürültü modelleri üzerinde çalışılmıştır. Burada Sapoz Nikov ve Wavelet yöntemleri ile sinyaller gürültülerden temizlenmeye çalışılmıştır. Daha sonra temizlenen sinyaller yapay sinir ağları ile eğitilmiş ve yüksek tespit oranları sağlanmıştır.

Bu çalışmada yapılan kaynak taramaları sonucu apne tespit aracı olarak Yapay Sinir Ağları ve Lomb fonksiyonu kullanılmasına karar verilmiştir. Doğrusal olmayan ve özellikle problemin çözümünde kesin bir matematiksel modelin bulunmadığı durumlarda yapay sinir ağları doğrusal fonksiyonlara göre daha yüksek performansa sahiptir. Yapay sinir ağları giriş, çıkış ve gizli katmanlardan oluşur. Doğrusal ayrıştırılamayan problemlerin çözümü bu gizli katmanların sayesinde olur. Eğer bir yapay sinir ağının girdi ve çıktıları doğru olarak tanımlanıp, yapay sinir ağları düzgün bir şekilde eğitilebilirse, daha sonra hiç tanımadığı bir veri geldiğinde de genelleme özelliğini kullanarak bu girdi hakkında sonuç üretebilir. Eğer giriş vektörü çok özelleştirilip, gereğinden çok fazla girdi verilirse sinir ağı sadece o girdiye göre özelleşir ve durumu ezberler. Bu durumda sinir ağının sınıflandırma performansı tanımadığı veriler için başarısız olabilmektedir. Daha önceki yapılan çalışmalarda, III. düzey veriler için yapay sinir ağları uzman tarafından işaretlenmiş verileri ile eğitildikten sonra, sinir ağlarının görmediği veriler ile test edilip başarı oranları not edilmiş ve benzer sonuçlar elde edilmiştir.

Tezin ikinci bölümünde apne ve apne çeşitleri ile ilgili genel bilgiler verilmektedir. Üçüncü bölümde apne ve hipopne skorlanmasının nasıl yapıldığı anlatılmaktadır. Bu bölümde apne ve hipopne tanısı için belirlenen ölçütler üzerinde durulmaktadır. Dördüncü bölümde apne tespiti için gerekli kuramsal altyapı ayrıntılı olarak anlatılmıştır. Beşinci bölümde Pan Tomkins ve Eşikleme algoritmaları ile Ampirik Kip Ayrıştırma yöntemi sinyal temizleme işlemleri için kullanılmıştır. Son bölümde ise yapay sinir ağları ile apne tespiti yapılmıştır. Ayrıca son bölümde bu tez için MATLAB arayüzünde tasarlanan apne analiz aracı ekran görüntüleri ile anlatılmıştır.

2. UYKU APNE SENDROMU

Uykuda solunum bozukluklarının büyük kısmını Uyku Apne Sendromu(UAS) oluşturmaktadır. Uyku apnesinin en yaygın türü Tıkayıcı Uyku Apne sendromudur. Uyku apnesi hastalarının %84'ü Tıkayıcı Uyku Apne hastasıdır [9]. Tıkayıcı Uyku Apne Sendromu (Obstrüktif Uyku Apne Sendromu-OUAS) üst solunum yollarında oluşan bir engel neticesinde gelişmektedir. Hastalarda gece boyunca, solunum eforu eşliğinde tekrarlayan solunum durması şeklinde tanımlanmaktadır ve bu solunum durmaları en az 10 saniye sürmektedir. Solunumun durma süresi ve derinliği ile doğru orantılı olarak oksijen doyumunda düşme görülmektedir.

Charles Dickens'in , horlama ve uyku apnesi ile ilgili yaptığı 1836'daki çalışma ilk tanım olarak ortaya çıkmıştır. Daha sonra Guilleminault 1973'de bu günkü uyku apnesi sendromunun tanımını yapmıştır [9] [2].

2.1. UAS Çeşitleri

Bu bölümde uyku apne çeşitleri üzerinde durulacak ve her bir durum için ayrıntılı bilgi verilecektir.

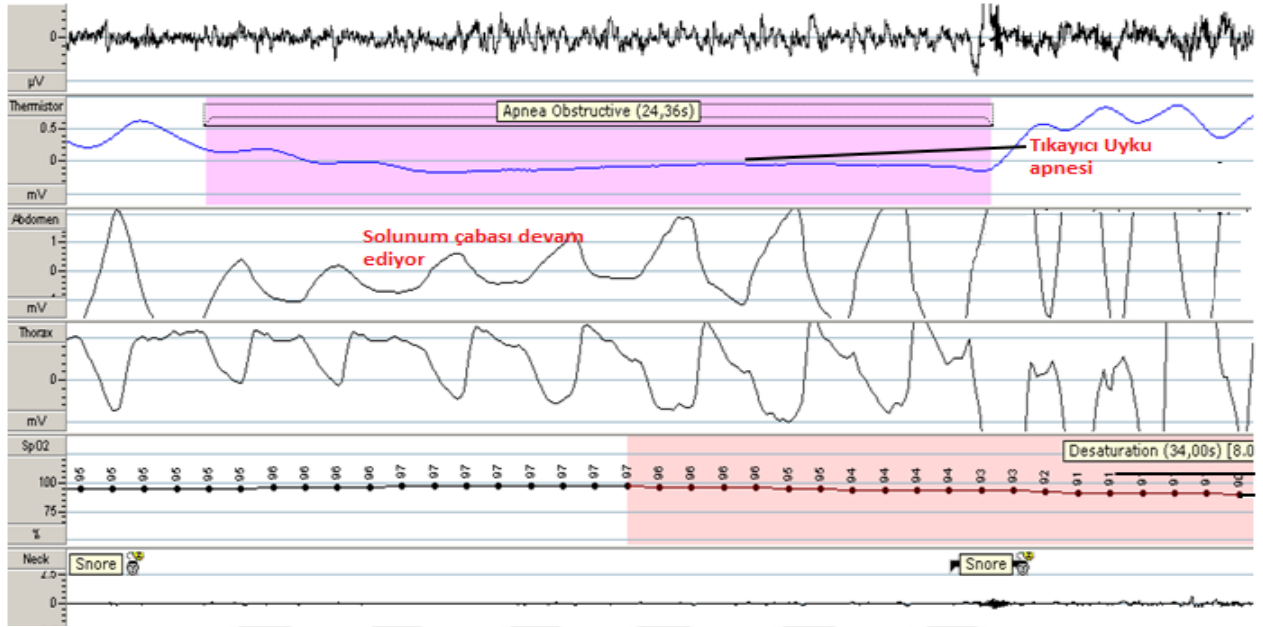
Tıkayıcı Uyku Apnesi

Tıkayıcı Uyku Apnesi, uyku esnasında solunum çabası devam etmesine rağmen hava akışının sağlanamaması şeklinde tariflenmektedir. Diyafram ve göğüs kas aktivitesi devam etmekte fakat ağız ve burunda hava alışverişi durmaktadır. Bu sırada, hastada nefes alışverişi durduğundan dolayı kandaki oksijen seviyesi düşmektedir. Uyku Apnesi hastalarının %84'ü Tıkayıcı Uyku Apnesi hastasıdır [10]. Şekil 2.1'de termistör verisi genliği sıfıra düşmüşken, yani solunum durmuşken, abdomen kasta salınımının devam ettiği, yani halen solunum çabasının devam ettiği görülmektedir.

Merkezi Uyku Apnesi

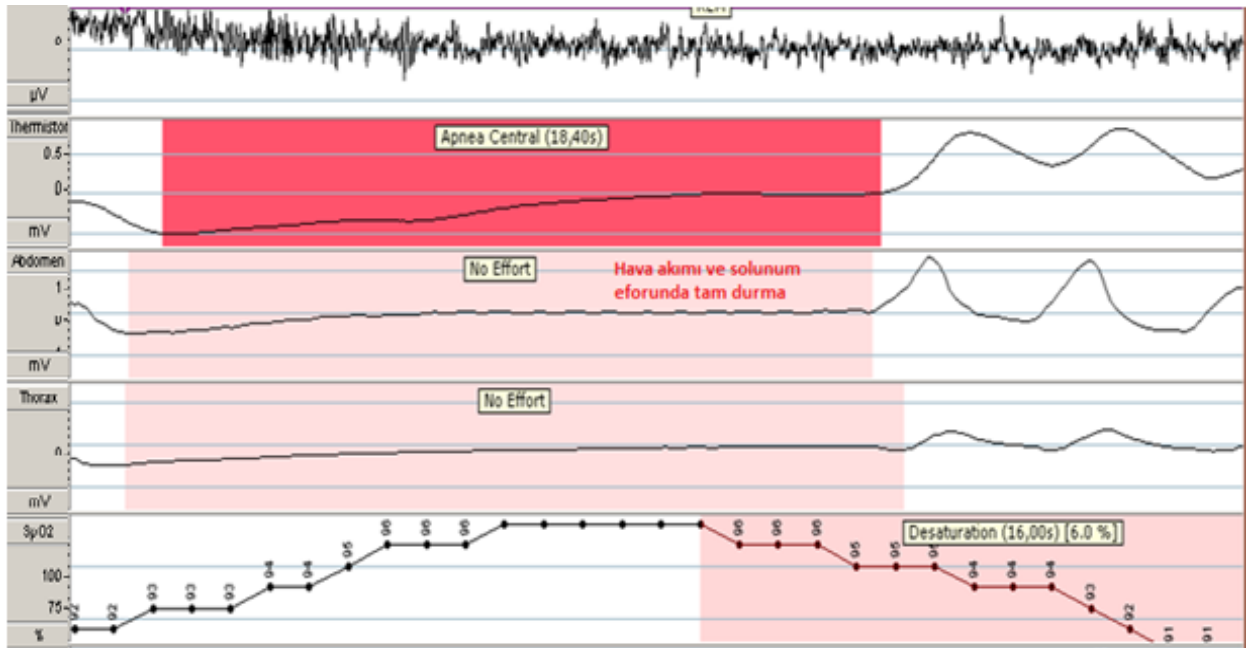
Merkezi Uyku Apnesi, uyku esnasında üst solunum yollarında hava akışının ve vücutta solunum çabasının olmaması şeklinde tariflenmektedir. Merkezi apneler, beynin, soluk alış

verisini kontrol eden kaslara doğru sinyalleri gönderememesi sonucunda oluşmaktadır. UAS hastalarının yüzde 1'ini içermektedir [10].



Şekil 2.1: Tıkayıcı Uyku Apnesi [11]

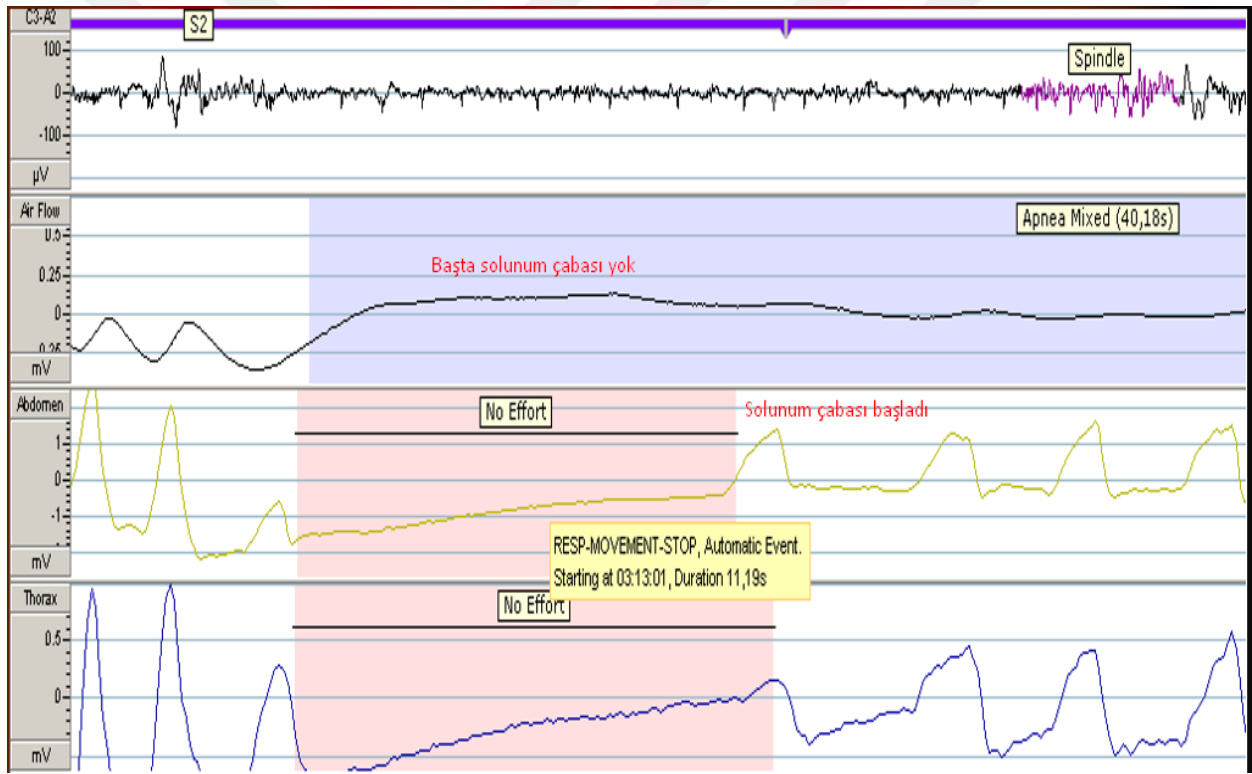
Şekil 2.2'de termistör verisi genliği sıfıra düştüğünde, yani solunum durduğunda, abdomet kasta da salınımın durduğu, yani solunum çabasının olmadığı görülmektedir.



Şekil 2.2: Merkezi Uyku Apnesi [11]

Birleşik Uyku Apnesi

Birleşik Uyku Apnesi, önce merkezi olan apnenin daha sonra vücutta solunum çabası olmasına rağmen, üst solunum yolunda hava akımın başlamaması şeklinde tariflenmektedir. Tedavide birleşik apneler, tıkayıcı apneler gibi değerlendirilir [10]. Şekil 2.3'de ilk anda termistör verisi genliği sıfıra düşmüşken, yani solunum durmuşken, abdomen kasta salınımında durduğu, yani solunum çabasının olmadığı görülmektedir. Daha sonra ise soluk alışverişi başlamamasına rağmen, solunum çabasının başladığı görülmektedir.



Şekil 2.3: Birleşik Uyku Apnesi [11]

2.2. UAS Tanısı ve Değerlendirilmesi

Apne ve hipopne en az 10 saniye süresince solunumun durması veya azalması olarak tanımlanmıştır [6]. Uykuda kısa süreli solunum durması veya solunum azalması, tek başına hastalık anlamına gelmez. Uyku esnasında ara sıra meydana gelen tıkanıklıklar zararsızdır ve normal yetişkin popülasyonda oldukça yaygındır. Apnenin patolojik kabul edilmesi için, her apne 10 saniyeden uzun olmalı, bir saat içerisinde 7-10 seferden fazla

gerçekleşmeli ve bu olay gece boyunca 30 sefer olmalıdır. Apne vakalarının birçoğunda tıkanıklıklar 30 saniyeden uzun olurken, bu gece boyunca yüzlerce kez oluşmaktadır [7]. Gecelik uyku çalışmalarından, uyku esnasında saat başına apne, hipopne ve solunum uyanışlarının toplamını tutan bir solunum bozukluğu indeksi (RDI) ve bir apne hiponesi indeksi (AHİ) standardize edilmiştir. RDE değeri, uyku apnesinin şiddetini teşhis etmek ve derecelendirmek için kullanılırken, AHİ, Chicago kriterlerine göre apnenin şiddetini değerlendirmek için kullanılır [7]. AHİ, uyku sırasındaki apne ve hipopnelerin toplamının uyku saatine bölünmesiyle elde edilmektedir. AHİ indeksi Denklem 2.2'deki gibi hesaplanmaktadır.

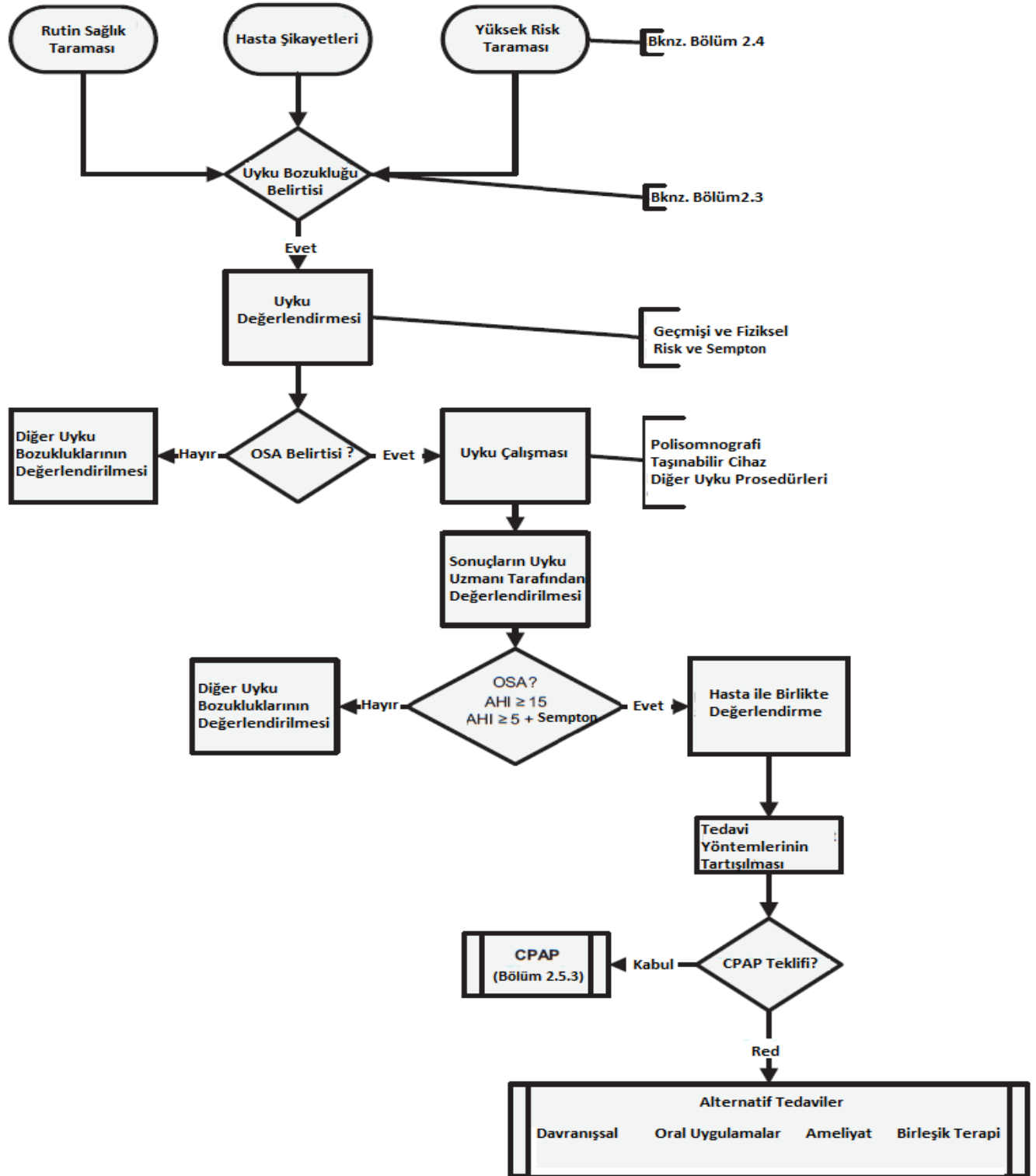
$$AHİ = \frac{[\text{apne (10 sn hava akışı yok)} + \text{hipopne (\%4 desaturasyon ile hava akışı azalımı)}]}{\text{Toplam uyku zamanı(saatt)}} \quad (2.2)$$

Hastalık tanısı için kullanılan Apne - Hipopne İndeksi (AHİ) eşik değeri “5”, araştırmalar sonucunda belirlenmiştir. AHİ'si 5 ve üstünde olan hastalarda, gündüz uyku hali, hipertansiyon ve motorlu araç kaza riskinin artış gösterdiği görülmüştür [4].

AHİ indeksi, 5-14 arası olanlar için hafif, 15-30 arası olanlar için orta, 30'dan büyük olanlar için ağır olarak hastalığın şiddeti belirlenmektedir [2]. Apne tanısı, AHİ indeksi 5 veya üstündeki hastalarda, gündüz yorgunluğu, uykuda boğulma hissi, sık uyanma veya konsantrasyon problemi gibi yakınmalardan en az ikisinin olması durumunda koyulmaktadır [4].

Uyku apnesi tanı ve değerlendirme akış diyagramı American Academy of Sleep Medicine (AASM)'nin, 2009'da yayınladığı dokümanda [2] gösterilmektedir (Şekil 2.4). Burada ilk önce hastanın rutin testleri ya da şikayetleri üzerinden genel uyku bozukluğu belirtileri ile ilk OAS şüphesi başlamaktadır. Daha sonra şüphelenilen hastanın uyku değerlendirilmesi için geçmişteki hastalıklarına ve fiziki durumuna göre risk değerlendirilmesi yapılmaktadır. Eğer OAS belirtileri varsa hastanın polisomnografi ya da taşınabilir kayıt cihazına bağlanması ve sonuçlarının bir uzman tarafından değerlendirilmesi gereklidir. AHİ indeksi

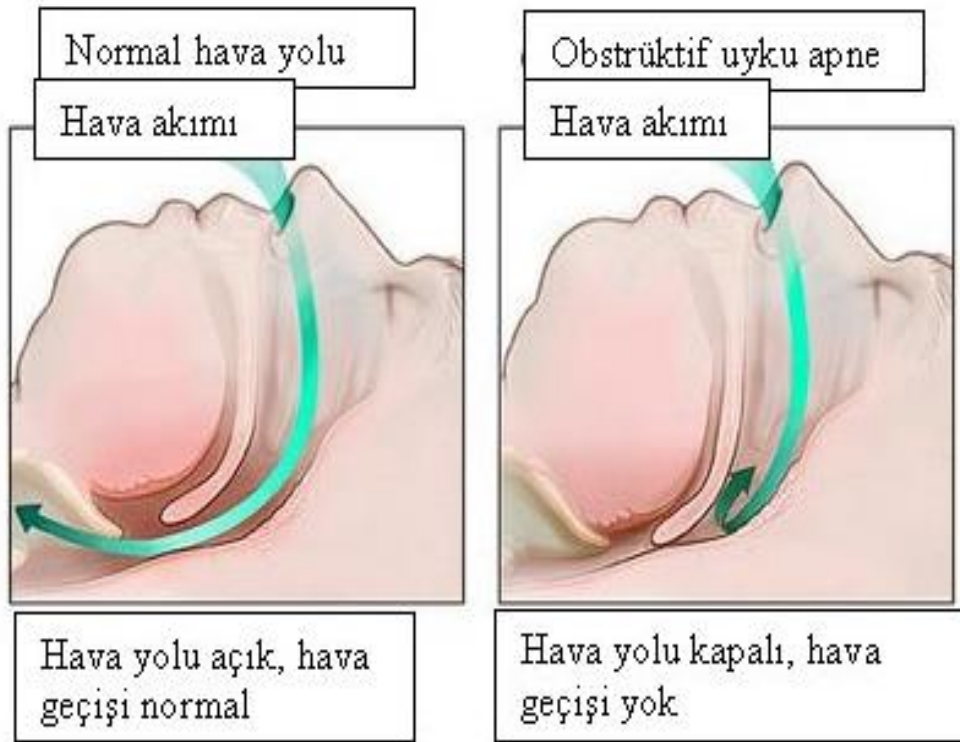
15'in üzerinde çıkarsa bölüm 2.6'da anlatılan tedavi yöntemleri hasta ile birlikte değerlendirilir.



Şekil 2.4: Uyku Apnesi Tanı ve Değerlendirme Akış Diyagramı [2]

2.3.UAS Nedenleri ve Semptomları

Genel olarak, bir kiři uykudayken, yutma ve konuřma sırasında ani kapanmalar dıřında st hava yolu aık kalır ve akcięerlere hava akıřı saęlar. Bununla birlikte, zaman zaman uyku esnasında boęaz lmeninin fiziksel olarak engellenmesi mmkndr. Aęızdan gelen havanın engellenmesi sonucu, akcięerlere giden hava miktarı azalır (řekil 2.5). Beyin ve vcutta yeterli oksijen ulařmayınca, vcut uyanır. Bu bir gecede birkaç kez olabileceęi gibi, yzlerce kez de olabilir [5].



řekil 2.5: Tıkayıcı (Obstrktif) Uyku Apnesi [12]

Hastaların oęunda apneye, boęazda yer alan dokuların sarkmasının ya da dilin gece uykuda geriye doęru gitmesinin sebep olduęu tespit edilmiřtir. Ayrıca boęaz iinde hava akıřının daralması, horultu veya hırıltıya da neden olmaktadır [5].

En yaygın gözlem horlamadır. Fakat her horlayan insanda apne var denemez. Horlama dıřında, sabah dinlenmemiř bir řekilde uyanma, bař aęrısı, gn iinde yorgunluk,

konsantrasyon kaybı, hafıza problemi ve asabiyet gibi başka belirtileri de vardır. Bütün bunlar, gece boyunca insanın bilinci açık olmamasına rağmen, sayısız defa vücudun uyanması nedeniyle olmaktadır. Uzun vadede vücutta oksijen eksikliği yüksek tansiyon, kalp hastalıkları, felç, diyabet ve depresyona neden olabilir [5].

2.4. UAS Risk Grupları

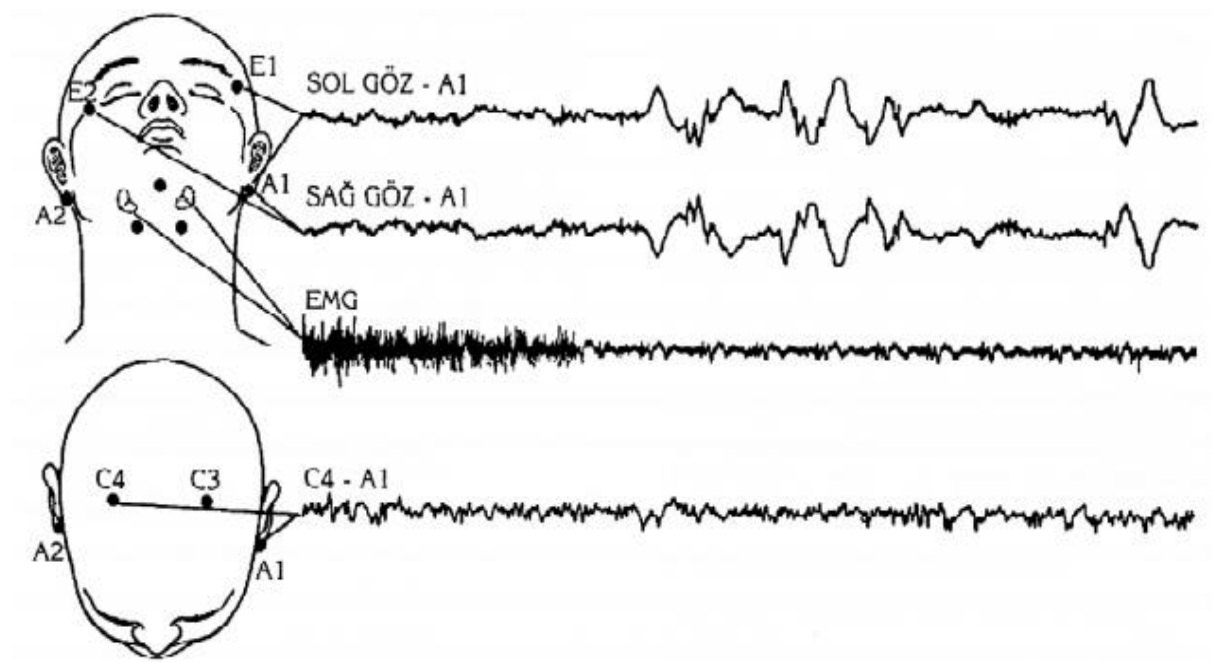
Apne riski, vücut kitle indeksi yirmi beşin üzerinde olan, boyun genişliği bayanda 40 cm, erkekte 43 cm'den daha fazla olan insanlarda daha fazladır. Ayrıca apne orta yaş insanlarda, erkeklerde, yüksek tansiyon hastalarında, ailesinde apne olan insanlarda, üst solunum yolu anomalileri olan, alkol, sigara kullanan, horlama şikâyeti olan ve obezite sorunu olan insanlarda daha yaygın olarak görülmektedir [13].

2.5. UAS Tespiti

Bu bölümde uyku apne sendromu tespiti için kullanılan yöntem ve araçlar anlatılmaktadır.

2.5.1. Polisomnografi

Günümüzde uyku apne düzensizliğinin tespiti için tek güvenilir yöntem Polisomnografidir (PSG). PSG ile tüm uyku boyunca çok sayıda farklı kanaldan sinyaller kaydedilmektedir.



Şekil 2.6: PSG Kaydı EOG, EMG ve EEG Elektrotları (Yukarıdan Aşağıya) [15]

Polisomnografi de temel olarak uyku ve solunum ile ilgili fizyolojik deęişiklikler izlenmektedir. Uyku kaydı ve evrelemesi EEG, EOG (elektrookulogram) ve EMG (elektromiyogram) ile yapılmaktadır. Uyku evrelemesi için EEG elektrotları kullanılmaktadır. Bu elektrotların kafa üzerine yerleşimi Şekil 2.6'da görülmektedir.

Horlama, boyun üzerine yerleştirilen küçük bir mikrofonla kaydedilmektedir. Apne anında horlama sesinin kesilmesi, apne işaretlemeye yardımcı parametre olarak kullanılmaktadır (Şekil2.8). Göğüs ortasına yerleştirilen ivmeölçerle vücut pozisyonu belirlenmekte, gece boyunca devam eden hasta hareketleri kayıt edilmektedir. Bu sayede horlama ve apnelerin hangi pozisyonda daha fazla olduğu belirlenmektedir (Şekil2.8).

Elektrokardiyogram (EKG) elektrotları kalp ritmindeki deęişiklikleri izlemek için kullanılmaktadır. EKG kaydı, Şekil 2.8'deki gibi bilek ve ayaklara takılan elektrotlar ile yapılmaktadır.

Göğüs ve karına takılan direnç sensörlü kemerlerle, karın veya göğüsteki daralma ve genişleme hareketleri kayıt edilmektedir (Şekil 2.8).

Pnömotakometre, hava akımının miktarının ölçümünü sağlayabilecek hassas bir metottur. Oronazal hava akımı ölçümünde "American Academy of Sleep Medicine (AASM)"e göre altın standart Pnömotakometredir. Pnömotakometre, yüz maskesinin içine yerleştirilir ve bu şekilde hava akımının sürekli görüntülenmesini sağlar. Pnömotakometre ile tidal volüm ölçümü yapılır, böylece apne ve hipopne birbirinden ayırt edilebilir.

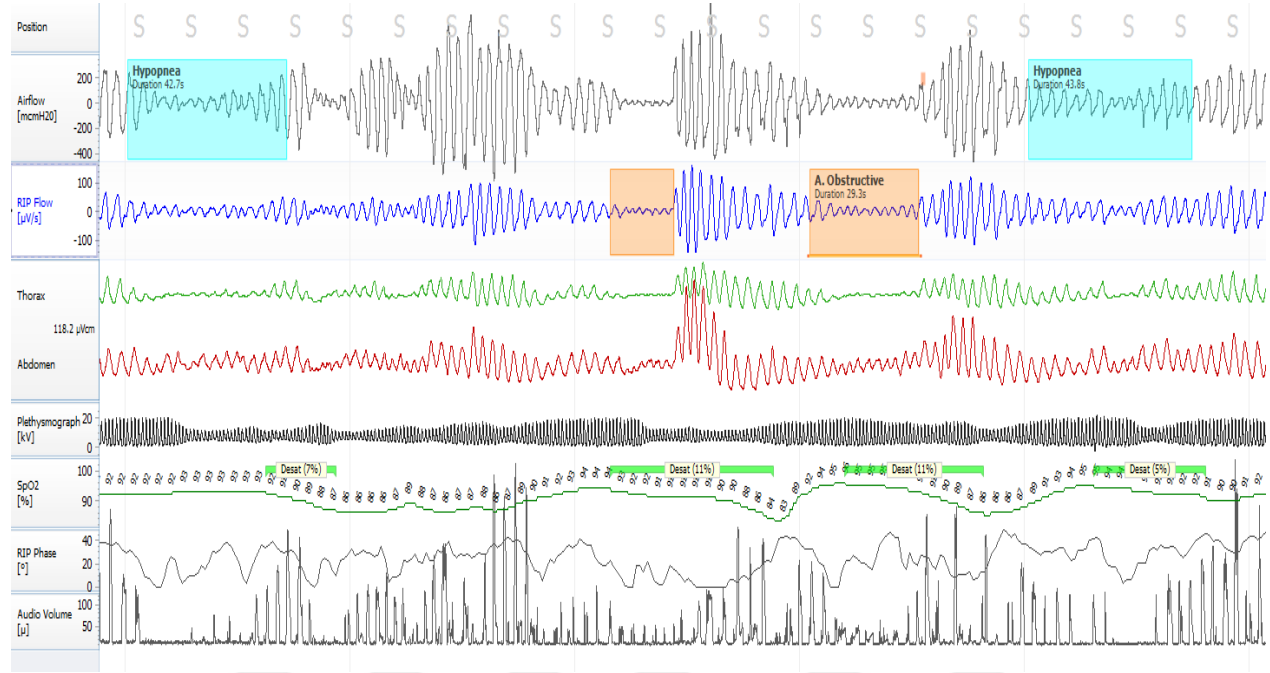
Termistör ve nazal basınçölçer ile ağız ve burundan hava akışı ölçülmektedir. Termistor, ağza veya burna takılan ısı deęişimine duyarlı sensörler ile hava akımını ölçmektedir. Nazal basınç ölçer ise buruna takılmakta ve burun ucundaki basınç deęişimini ölçmektedir. Burun ucunda basınç, nefes alırken azalırken, nefes verirken artmaktadır. Termistöre oda sıcaklığından dahi etkilenir. Nazal kanül, termistöre göre daha hassastır fakat ağızdan nefes alan hastalarda dezavantaj yaratır (Şekil 2.8).



The diagram illustrates the working principle of a pulse oximeter. It shows a cross-section of a finger with a light sensor (Işık Alan Dedektör) and a light source (Işık Kaynak) positioned on opposite sides. Light is emitted from the source, passes through the tissue, and is detected by the sensor. The diagram also shows the internal structure of the finger, including the bone and the blood vessels (arteries and veins).

12

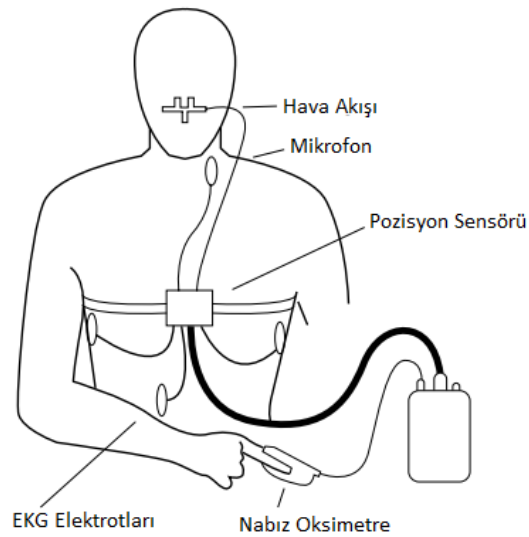
Şekil 2.9'da yukarıda özellikleri verilen sinyallerin bilgisayar ekranındaki gösterimleri mevcuttur. Standart PSG de en az 7 kanal olmak zorundadır ve kayıt işlemi gözetimlidir.



Şekil 2.9: Polisomnografi Cihazı Arayüzündeki Sinyaller [10]

2.5.1. Taşınabilir kayıt cihazları

Uyku olaylarının, hastane dışında, daha az sensör seti ile gözetimli yada gözetimsiz olarak kayıt edilmesini sağlayan cihazlardır.



Şekil 2.10: Taşınabilir Kayıt Cihazı (3.Düzye) ve Sensörlerin Yerleşimi [41]

Amerikan Uyku Bozuklukları Derneği (Amerikan Uyku Tıbbı Akademisi'nin habercisi) 1994'de yaptığı bir çalışmada ev uyku testinin sadece aşağıdaki durumlarda kullanılabileceğini önermişti:

1. Şiddetli semptomları olan veya tedavisi acil olan ve PSG'nin mevcut olmadığı durumlarda,
2. Laboratuvarında çalışılmayan hastalar olduğu durumlarda,
3. Tedaviye cevabı değerlendirmek için polisomnografi ile saptanan tanı sonrası izleme çalışması yapılmak istendiğinde,

1997'de tekrarlanan bir gözden geçirme, bu önerileri tekrarladı ve evde uyku test cihazlarının gözetimsiz kullanımı için yeterli doğrulanmış veri olmadığına işaret etti. Üçlü bir topluluk (American Academy of Sleep Medicine, American Thoracic Society, ve The American College of Chest Journal of Clinical Physicians), katılımlı ortamda Düzey-III çalışmaların (sınırlı kanal evde uyku testleri) kabul edilebilir olduğunu, ancak bu test yöntemlerinin katılımsız ortamlarda, genel tarama için veya komorbid durumdaki hastalar için önerilmediğini belirtti.

Evde uyku testi, yanlış pozitifleri ve yanlış negatifleri en aza indirirken OSA'nın doğru bir şekilde teşhis edilmesini sağlamaktadır. Çoğu cihaz, hastanın uyku düzenini bozan solunumu değerlendirmek için 3 temel sinyal kullanır:

1. Hava akışı (burun-ağız termistörü, burun basıncı veya tercihen her ikisi),
2. Solunum çabası
3. Oksimetre (standart maksimum sinyal ortalamalı zaman ≤ 3 saniyede bir kalp atış hızı dakikada ≥ 80 atım)

Taşınabilir monitörler 1994 Amerikan Uyku Bozuklukları Derneği incelemesinde kullanılan yaklaşıma göre sınıflandırılmıştır [17].

Düzey I

Düzey 1 (standart polisomnografi), diğer monitör türlerinin karşılaştırıldığı referans standart olarak düşünülmüştür [18].

Tablo 2.1’de bu kanalların hangi elektrotlar ile elde edildiği, hassasiyet seviyesini, frekans bandında nerede yer aldıkları ve önerilen örnekleme hızı bilgileri verilmiştir.

Düzey II

Bu monitörler, EEG, EMG, Çene EMG’si, EKG veya kalp atış hızı, hava akışı, solunum çabası ve oksijen satürasyonu da dâhil olmak üzere en az yedi kanal içerir. Bu tür monitör, uyku evrelemesine ve dolayısıyla bir AHI hesaplamasına izin verir [18].

Düzey III

Bu tür monitör, havalandırma veya hava akışı (en az iki solunum hareketi kanalı veya hava akışı), kalp atış hızı veya EKG ve oksijen doymunluğu da dâhil olmak üzere en az dört izlenen kanalı kapsar [18].

Kanal	Derivasyon	Hassasiyet	HP Filtre	LP Filtre	Örnekleme Hızı
L Dış Kantus	$E_1 - M_2$	5–7 $\mu\text{v/mm}$	35 Hz	0.3 Hz	500 Hz
R Dış Kantus	$E_2 - M_2$	5–7 $\mu\text{v/mm}$	35 Hz	0.3 Hz	500 Hz
Çene EMG	$EMG_1 - EMG_2 - EMG_3$	10 $\mu\text{v/mm}$	100 Hz	10 Hz	500 Hz
Frontal EEG	$F_4 - M_1$ $F_3 - M_2$	5–7 $\mu\text{v/mm}$	35 Hz	0.3 Hz	500 Hz
Merkezi EEG	$C_4 - M_1$ $C_3 - M_2$	5–7 $\mu\text{v/mm}$	35 Hz	0.3 Hz	500 Hz
Oksipital EEG	$O_2 - M_1$ $O_1 - M_2$	5–7 $\mu\text{v/mm}$	35 Hz	0.3 Hz	500 Hz
Sol Ön Tibialis	$LAT_1 - LAT_2$	10 $\mu\text{v/mm}$	100 Hz	10 Hz	500 Hz
Sağ Ön Tibialis	$RAT_1 - RAT_2$	10 $\mu\text{v/mm}$	100 Hz	10 Hz	500 Hz
EKG	$ECG_1 - ECG_2$	20 $\mu\text{v/mm}$	70 Hz	0.3 Hz	500 Hz
Horlama		20 $\mu\text{v/mm}$	100 Hz	10 Hz	500 Hz
Nazal Basıç Ölçer		20 $\mu\text{v/mm}$	15 Hz	0.1 Hz	100 Hz
Termistör		20 $\mu\text{v/mm}$	15 Hz	0.1 Hz	100 Hz
Göğüs Efort Kemer		10–100 $\mu\text{v/mm}$	15 Hz	0.1 Hz	100 Hz
Abdominal Efort Kemer		10–100 $\mu\text{v/mm}$	15 Hz	0.1 Hz	100 Hz
CPAP	DCx		5 Hz		100 Hz
SPO2	DCx		5 Hz		25 Hz

Tablo 2.1: Standart PSG Kanalları ve Fiziksel Özellikleri [15]

Düzyey IV

Bu tip çoęu monitör, oksijen saturasyonu veya hava akışı gibi tek bir parametreyi veya iki parametreyi ölçer. Düzyey 3 için kıstas karşılamayan bir monitör (yani, bir ila üç kanalı ölçen ya da dört kanala sahip olmasına rağmen hava akımı içermeyen bir monitör) düzyey 4 olarak sınıflandırılmıştır [18].

Uyku apne cihazlar özelliklerinin özeti Tablo 2.2 de verilmiştir.

	I. düzyey İzlemli PSG	II. düzyey İzlemsiz PSG	III. düzyey Modifiye taşınabilir uyku apne testi	IV. düzyey
Kaydedilen veriler	EEG, EOG, sEMG, EKG, oronazal hava akımı, solunum eforu, oksijen saturasyonu içeren asgari 7 kanal	EEG, EOG, sEMG, EKG, oronazal hava akımı, solunum eforu, oksijen saturasyonu içeren asgari 7 kanal	En az ikisi solunum (solunum eforu, hava akımı) olmak üzere kalp hızı veya EKG ve oksijen saturasyonunu içeren en az 4 kanal	Oksijen saturasyonu, hava akımı ya da solunum eforunu kaydeden en az 1 kanal
Yatış pozisyonu	Objektif olarak ölçülebilir	Mümkün	Mümkün	Yok
Bacak hareketleri	EMG ya da hareket sensörü	Mümkün	Mümkün	Yok
Tekniker	Evet	Hayır	Hayır	Hayır
Müdahale	Mümkün	Hayır	Hayır	Hayır

Tablo 2.2: AASM Uykü apne değerdendirmesinde kullanılan cihazlarla ilgili sınıflandırma (asgari altı saat kayıt koşuluyla) [19]

Bir ev test cihazı, laboratuvar polisomnografisine karşı yeterli seviyede işlev görmek için onaylanmalıdır. AASM, 2011'de, 2007 Klinik Yönergelerini güncelleyerek, bir değerdendirme yapmıştır. 2011'deki makaleye göre bir merkez dışı test cihazının, laboratuvar ortamında polisomnografi (PSG) tarafından üretilen apne-hipopne indeksi (AHI) ≥ 5 ve uygun bir hassasiyet (≥ 0.825) oranı olmalıdır [17].

Evde uykü testleri genel olarak etkili olmakla birlikte, bazı önemli kısıtlamalar vardır. Birçok taşınabilir test, obstrüktif olayları ve uykü miktarını tespit etmenin yöntemlerindeki farklılıklar nedeniyle OSA şiddetini daha düşük çıkartabilir.

AHI (solunum olayları) taşınabilir bir test cihazı için sayısı laboratuvar testlerinden daha daha düşüktür. Çünkü laboratuvar içi bir testte olduğu gibi kolayca anlaşılamayan zayıf şiddette uykü bozukluğu olan hastaların olayları tespit edilememektedir.

Ayrıca, taşınabilir testlerle, test edilen verinin zamanı, laboratuvar ortamına göre daha fazladır. Çünkü kayıt zamanı uyku süresinden bağımsız değerlendirilmiştir. Uyku puanlaması için, uyku evrelemesini gösteren EEG sinyali birçok ev test cihazında mevcut değildir.

2.6. UAS Tedavisi

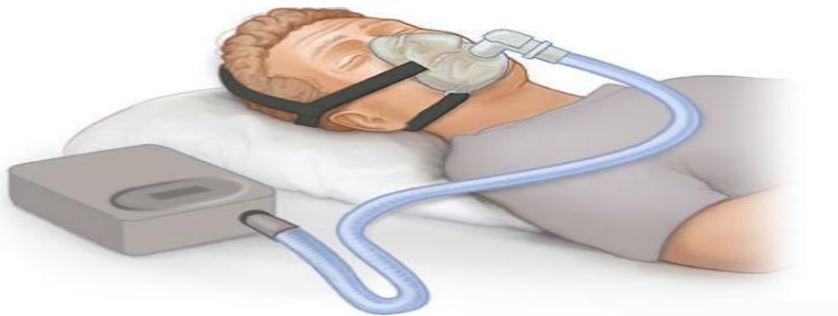
Tıkalıcı UAS'nın tedavisi hastalığın şiddeti ve diğer birçok koşul değerlendirilerek bulundurularak yapılmaktadır. Ana tedavi yöntemleri ağız içi araçlar, cerrahi tedavi ve CPAP tedavisidir [14].

Hastalığın kesin tedavisi olmamakla birlikte, CPAP (Continuous Positive Airway Pressure) cihazı ile yapılan terapiler, ameliyat, kilo verme, uyku pozisyonunu değiştirme veya hayat tarzının değişimi (sigara, alkolü bırakma) ile iyileşmeler görülebilir.

2.6.1. CPAP

CPAP Tıkalıcı uyku apne sendromunun en etkili tedavi yöntemidir. Bu tedavi ile horlama, uykuda solunum durmaları ve bunların sebep olduğu kısa ve uzun dönemli problemler ortadan kalkmaktadır [14].

CPAP (Continuous Positive Airway Pressure) cihazının kullanılmasıdaki amaç hastaya devamlı hava basıncı uygulamasıyla uyku sırasında kapanan üst hava yollarını açık tutmaktır. CPAP cihazı temelde basıncı ayarlanabilen bir hava kompresörüdür. Hastanın burnuna yerleştirilen, yumuşak silikonlu maske ve bir hortum aracılığı ile CPAP cihazına bağlanır (Şekil 2.11). Bu tedavi için hastanın uyku laboratuvarında bir gece daha yatması, bu sırada uygun basıncın ayarlanması ve hastanın cihazı tolere edip edemeyeceğinin belirlenmesi gerekmektedir. Cihazın olumlu etkisi birkaç gün içinde görülür [14].

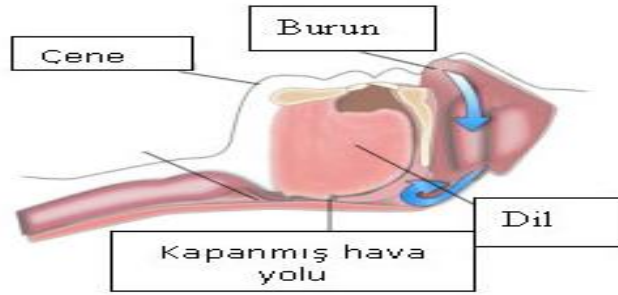


Şekil 2.11: CPAP Tedavisi [20]

2.6.2. Cerrahi tedavi:

Cerrahi tedavi, kulak burun boğaz muayenesinde gözlemlenen sorunlar sonrasında uygulanmaktadır [14]. Ağır apne hastalarında cerrahi tedavi daha sınırlı oranda yapılabilmektedir. Cerrahi tedavi sonrasında, bazı vakalarda birkaç ay sonra hastalık belirtileri tekrar etmektedir. Bu yüzden apne şiddeti hafif olan hastalara daha çok bu tedavi uygulanmaktadır.

Muayene esnasında gözlemlenen CPAP tedavisine de engel olabilecek burundaki eğrilik problemleri cerrahi ile düzeltilebilir. Çocuklukta sık karşılaşılan geniz eti ve bademciklerin cerrahi ile çıkartılması apne sorununu ortadan kaldırmaktadır. Hava yolu daralmasına bir örnek Şekil 2.12’de görülmektedir [14].



Şekil 2.12: Apneye Neden Olan Kapanmış Hava Yolu [12]

2.6.3. Ağız içi araçlar:

Uyku apne hastalarında alt çeneyi veya dili önde tutmaya yarayan araçlardır. Bu araçlar diş doktorları tarafından oluşturulmaktadır (Şekil 2.13). Bu araçlar diş doktorları tarafından yapılmaktadır [14].



Şekil 2.13: Apne Hastaları için Ağız İçi Araçlar [21]

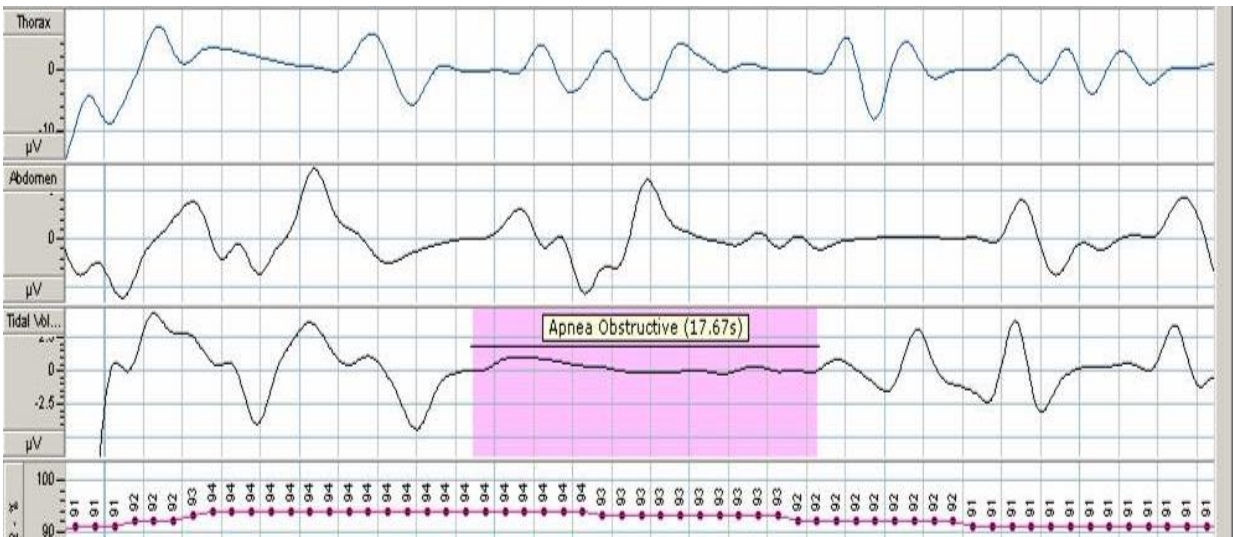
3. APNE SKORLAMA

Uyku laboratuvarlarındaki hastaların büyük bir kısmı UAS ön tanısı ile geldiği düşünülürse, polisomnografi kaydı sırasında solunumsal olayların görüntülenmesi büyük önem taşımaktadır.

1970-1980 yılları arasında sadece apneler skorlanmaktaydı. Daha sonra solunum sinyalleri içerisinde farklı oranda azalmaların hipopneler olduğu belirlenmiştir. Bu durumda hipopneler ile apneler için apne-hipopne skorlama kriterleri belirlenmesi zorunlu olmuştur.

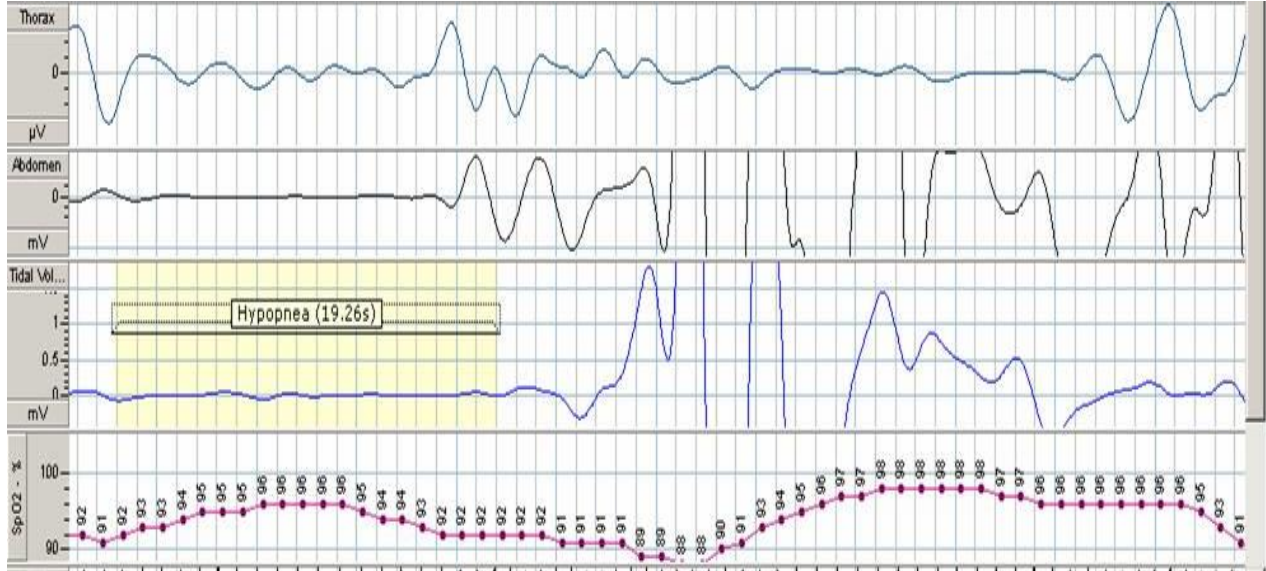
AASM, 1999'da "Chicago kriterleri"ni yayınlamıştır. Burada, hipopne tespiti için hava akımındaki azalmaya, oksijen doyumundaki azalmanın eşlik etmesini gündeme almıştır. 2001'de tekrar güncellenen kriterlerde hipopne; hava akımında en az %30'luk azalmaya oksijen saturasyonunda 4 birimlik düşmenin eşlik etmesi olarak tanımlanmıştır. Son olarak AASM, 2007 yılında, "Manual for Scoring Sleep" adı altında, skorlama kriterlerini belirlemiştir.

Apne skorlaması için, hava akımı genliği en az yüzde 90 oranında düşmüş olmalı, bu solunum olayı en az 10 sn devam etmeli ve olayın en az yüzde 90'ında genlikteki bu düşme devam etmelidir [22]. Apne skorlama örneği Şekil 3.1'de gösterilmektedir.



Şekil 3.1: Apne Skorlaması Örneği [11]

Hipopne skorlaması için, hava akımı genliği en az yüzde 30 oranında düşmüş olmalı, bu solunum olayı en az 10 sn devam etmeli, oksijen doyumu en az 4 birim düşmeli ve olayın en az yüzde 90'ında genlikteki bu düşme devam etmelidir [22]. Apne skorlama örneği Şekil 3.2'de gösterilmektedir.



Şekil 3.2: Hipopne Skorlaması Örneği [11]

Termistör sinyalleri ile hipopne skorlamak doğru değildir. Altın standart ölçüm tekniği olan pnömotakograf ile yapılan kontrollerde, termistör kullanıldığında uykuda solunum bozukluğu ağırlığını ifade eden indekslerin daha düşük çıktığı fark edilmiştir. Nazal basınçölçer, pnömotakograf ile benzer sonuçlar veren bir yöntemdir [22].

4. APNE TESPİT ÇALIŞMALARI İÇİN KURAMSAL ALTYAPI

4.1. Yapay Sinir Ağları

Genel anlamda yapay sinir ağları (YSA), beynin bir işlevi yerine getirme yöntemini modellemek için tasarlanan bir sistem olarak tanımlanabilir. Yapay sinir ağları, yapay sinir hücrelerinin birbirleri ile çeşitli şekillerde bağlanmasından oluşur ve genellikle katmanlar halinde düzenlenmektedir. Beynin bilgi işleme yöntemine uygun olarak yapay sinir ağları, bir öğrenme sürecinden sonra bilgiyi saklama ve genelleme yeteneğine sahip paralel dağılmış bir işlemcidir [23].

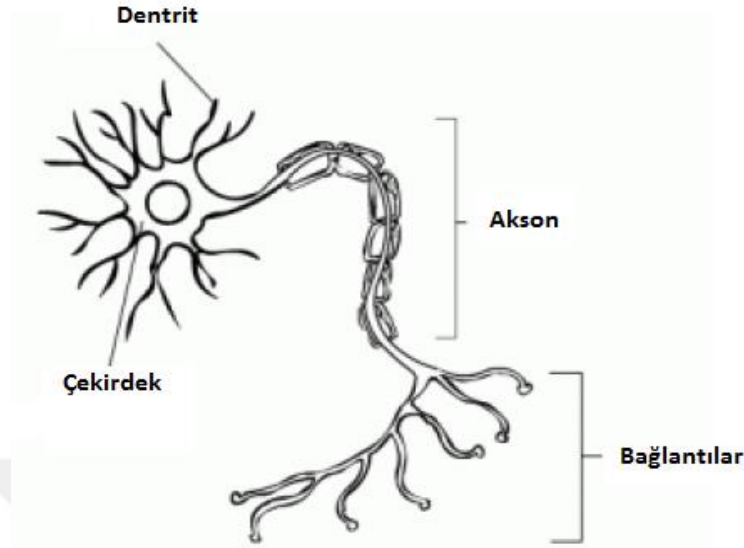
Yapay sinir ağları, bilgisayar teknolojisindeki gelişmelerden sonra özellikle mühendislik alanında güçlü bir araç olarak kullanılmaktadır. Sinir ağları, biyolojik sinir sisteminden ilham alarak modellenmiştir. Pek çok sinir ağı, biyolojik sinir ağlarının, öğrenme ve tepki verme gibi çeşitli özelliklerini gerçeklemek için geliştirilmiştir.

Yapay sinir ağları, bir giriş katmanı, bir veya daha fazla gizli katman ve bir çıkış katmanı içermektedir. Analiz, sınıflandırma, model tanıma ve işlevsel izleme konularında yüksek umutlar vaat etmektedir.

Yapay sinir ağları uygulanan ağ modeline göre değişik karakteristik özellikler göstermelerine karşın öğrenme, ilişkilendirme, sınıflandırma, tahminde bulunma, özellik belirleme ve optimizasyon gibi temel birkaç ortak özelliğe sahiptirler [35].

4.1.1. Yapay Sinir Ağlarının Yapısı

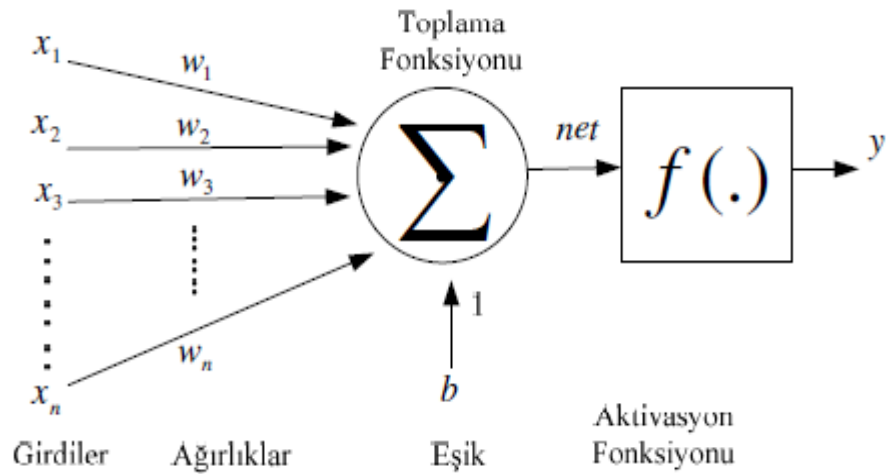
Yapay sinir ağları biyolojik sinir hücrelerine benzer yapıdadırlar. Biyolojik sinir hücreleri, aralarında bağlar kurarak sinir sistemini oluştururlar. Yapay sinir hücreleri de aralarında bağ kurarak yapay sinir ağlarını oluştururlar. Aynı gerçek sinir hücrelerinde olduğu gibi, yapay sinir hücrelerinin de giriş sinyallerini aldıkları (Dentrit), bu sinyalleri toplayıp işledikleri (Çekirdek) ve çıktılarını ilettikleri bölümleri (Akson ve Bağlantılar) bulunmaktadır. Şekil 4.1'de bir biyolojik sinir hücresi görülmektedir.



Şekil 4.1: Biyolojik Sinir Hücresi [24]

En basit yapay sinir hücresi Şekil 4.2'de görüldüğü gibi beş ana kısımdan oluşmaktadır [24];

- Girdiler
- Ağırlıklar
- Toplama Fonksiyonu
- Eşik
- Aktivasyon fonksiyonu



Şekil 4.2: Yapay Sinir Ağı Hücresi [24]

Girdiler, hücreye gelen bilgilerdir. Bunlar, ağıın öğrenmesi istenen örnekler tarafından belirlenir. Her bir girdi, o girdiyi işlem elemanına bağlayan ağırlık çarpanı ile çarpılarak, toplam fonksiyonu ile birleştirilir. Toplam fonksiyonu aşağıdaki denklem ile hesaplanır [25].

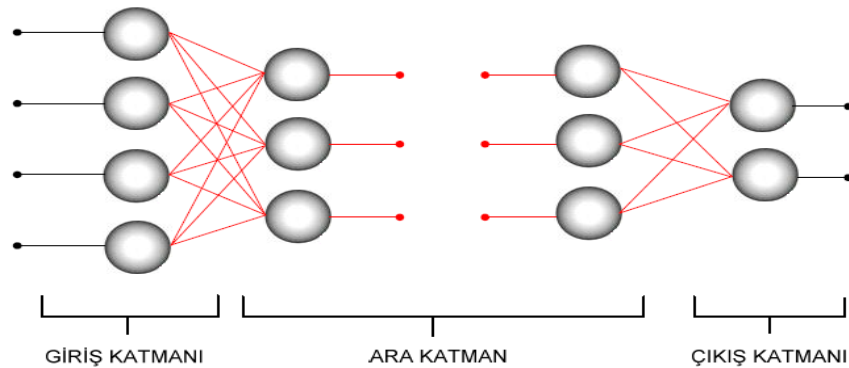
$$net = \sum_{i=1}^n w_i X_i + b \quad (4.1)$$

Toplam fonksiyonu çıktısı doğrusal ya da doğrusal olmayan türevlenebilir bir transfer fonksiyonundan geçirilerek sinir hücresinin çıktısı hesaplanmaktadır [25].

$$y = f(net) = f\left(\sum_{i=1}^n w_i X_i + b\right) \quad (4.2)$$

4.1.2. Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağları

Tek katmandan oluşan bir yapay sinir ağı sadece doğrusal fonksiyonları çözümleyebilir. Çok katmanlı bir yapay sinir ağı modeli, bir giriş, bir veya daha fazla gizli katman ve bir de çıkış katmanından oluşur (Şekil 4.3). Her bir katmanda da bir veya daha fazla sayıda işlem elemanı bulunur. Bir katmandaki bütün işlem elemanları bir üst katmandaki bütün işlem elemanlarına bağlıdır.



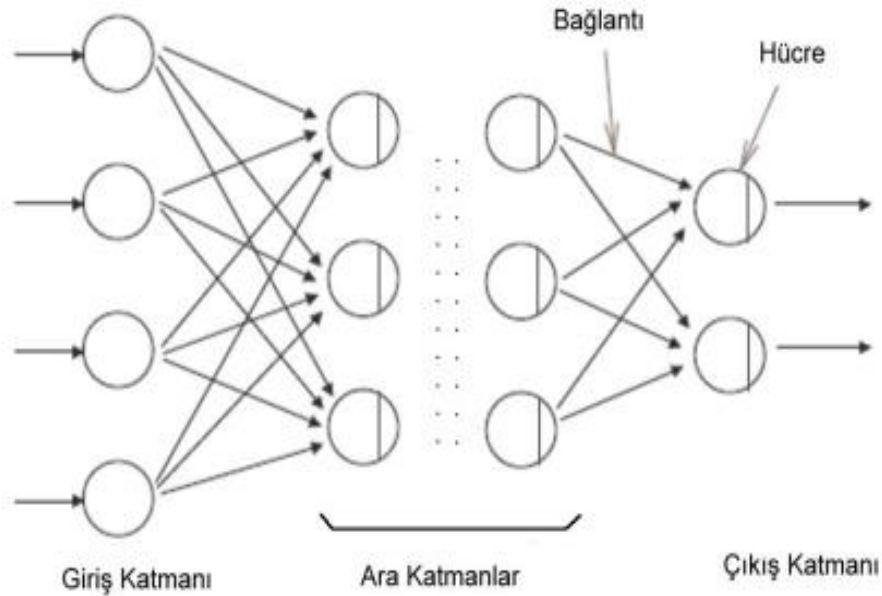
Şekil 4.3: Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağı [26]

Yapay sinir ağlarında belirsiz olan konulardan birisi gizli katmanların sayısıdır. Giriş ve çıkış katmanındaki işlemci elemanı sayısı tamamen uygulanan probleme bağlıdır. Gizli

katmanların sayısı hakkında kesin bir kural yoktur. Gizli katmanlar düğümlerden oluşmaktadır. Gizli düğüm sayısı çok az olan bir ağ, karmaşık yapıları ayırt edemez ve gerçek sonucu sadece doğrusal bir yönde tahmin edebilir. Buna karşılık, ağda çok fazla gizli düğüm varsa, aşırı ezberleme nedeniyle verilerin içindeki gürültüyü izleyerek, eğitimsiz veriler için genellemenin zayıflamasına neden olur. Gizli katmanların sayısı arttıkça, eğitim aşırı derecede zaman almaktadır. En iyi gizli katman sayısını bulma yaklaşımı deneme yanılma yöntemidir. Bu çalışmada 10 düğümlü gizli katmanın en iyi sonuç verdiği bulunmuştur.

4.1.3. İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağları

İleri beslemeli ağlarda bilgi akışı, çıkışa doğru düzenli olarak ilerler. Her katman bir sonraki katmanın giriş vektörünü oluşturur. Giriş katmanına gelen bilgiler değişikliğe uğramadan önce gizli katmanlara ilerler daha sonra gizli katmanlardan çıkış katmanına gidip orda değerlendirildikten sonra ağ çıkışı belirlenir. Bu akış Şekil 4.4 de gösterilmektedir [24].

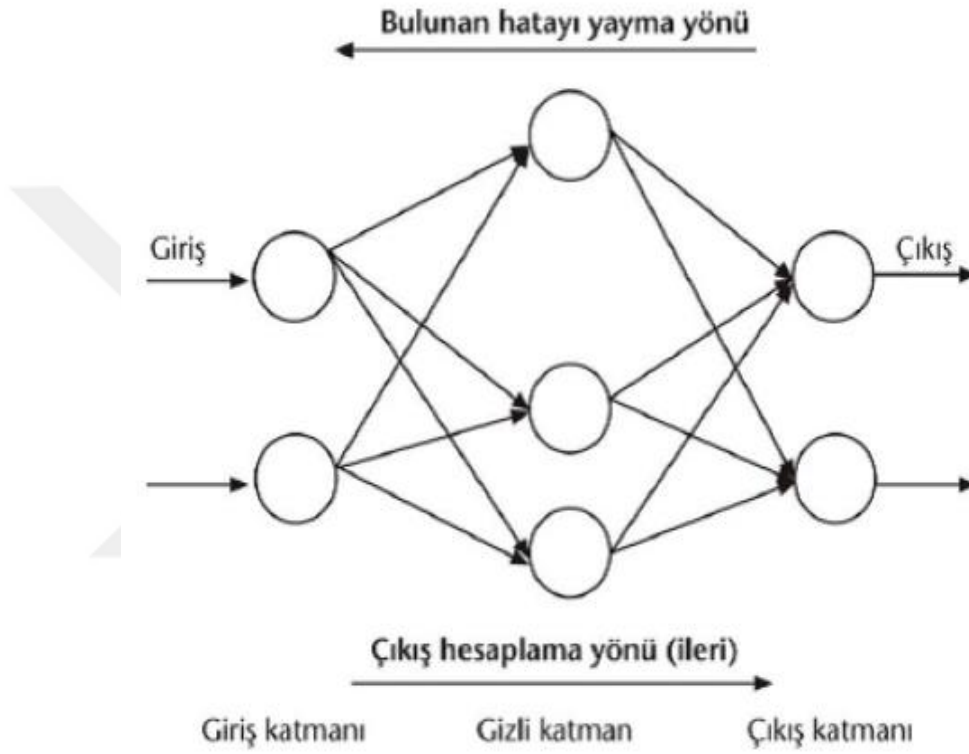


Şekil 4.4: İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağları [24]

4.1.4. Geri Beslemeli Yapay Sinir Ağları

Geri beslemeli YSA'larda, ileri beslemelilerin aksine bir yapay sinir hücresi çıktısı yalnızca kendinden sonraki yapay sinir hücresinin katmanına giriş olarak verilmez. Kendinden önceki katmanda veya kendi katmanında bulunan herhangi bir hücreye de giriş olarak

bağlanabilir. Bu yapısı ile geri beslemeli yapay sinir ağları doğrusal olmayan, dinamik bir davranış göstermektedir. Geri besleme özelliğini kazandıran bağlantıların bağlantı şekline göre, aynı yapay sinir ağıyla farklı davranışta ve yapıda geri beslemeli yapay sinir ağları elde edilebilir [24].

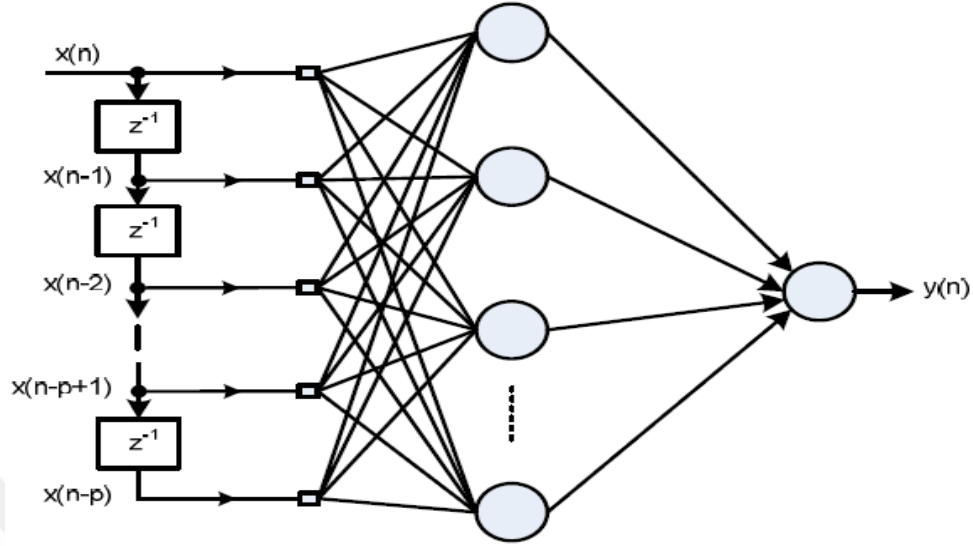


Şekil 4.5: Geri Beslemeli Yapay Sinir Ağları [24]

4.1.5. Zaman Gecikmeli Yapay Sinir Ağları

Girişteki bir gecikme hattına sahip ileri beslemeli bir ağdan oluşan dinamik ağın zaman gecikmeli sinir ağı (Time Delay Neural Network-TDNN) denir.

TDNN bir ileri beslemeli sinir ağları yapısıdır. Giriş ile çıkış özellikleri arasında zamandaki pozisyonlarından bağımsız olarak geçici bir ilişki oluşturur. İçerisindeki sinir hücreleri, diğer sinir hücrelerinin aksine, sadece ağırlıklandırılmış anlık giriş özelliklerinin değil, sınırlı sayıda geçmiş giriş özelliklerini de değerlendiren bir yapıdadır. Bu nedenle, bu ağ diğer dinamik ağlardan daha hızlı eğitilmektedir. Aşağıdaki şekilde tek katmanlı bir TDNN gösterilmektedir [3].



Şekil 4.6: Zaman Gecikmeli Yapay Sinir Ağı [26].

TDNN sinir ağı yapısı, giriş verisi üzerinde bir zaman penceresi oluşturarak, önceki verilerin bir bölümünü de hafızada tutar. Bu sayede aralarında ilgileşim farkı olan veriler arasında bir çözüm sunmaktadır [1].

4.2. Lomb Transformu

Düzgün şekilde örneklenmemiş (nonuniform) sinyaller biyomedikal alanında sıkça karşımıza çıkmaktadırlar. Bu sinyallere örnek EKG, EMG ya da ECG sinyalleri olabilir. Düzgün örneklenmemesinin sebebi sadece sinyalin karakteristiği gereği olabileceği gibi, örnekleme hızı ya da veri kaydı esnasında çeşitli nedenlerle veri kaybı yaşandığı için olabilir [27].

Düzgün şekilde örneklenmemiş sinyallerde sinyal karakteristiğini incelemek, düzgün olanlara göre daha zordur. Bu sinyallerin periyodiklik karakteristiğini, yani hangi frekanslarda güç yoğunluğunun fazla olduğunu tespit etmek istediğimizde, sinyalin interpolate edilmesi ya da tekrar örneklenmesi gerekmektedir. Fakat bu durum frekansta kaymalara ya da hatalı örnekleme neden olabilir. Düzgün örneklenmemiş verilerin analizi için yaygın kullanılan yöntemlerden biri Lomb-Scargle Periyodogramdır.

Periyodogram ve Welch method gibi geleneksel spektral analiz yöntemlerinin aksine, Lomb-Scargle periyodogram eşit şekilde örneklenmemiş verilerin, interpolasyon ya da

tekrar örnelemeye gerek kalmadan, direk olarak verinin kendisini girdi olarak kullanabilmektedir [27].

Çoğu cihaz bir periyodogram oluşturmak için genellikle Hızlı Fourier Dönüşümünü (Fast Fourier Transform- FFT) kullanır. Bununla birlikte, FFT, analizde kullanılan tüm örneklerin (diğer bir deyişle, tüm RR aralıkları) zamanla eşit aralıklarla yerleştirildiği varsayımına dayanır. Bu, örnekleme aralığının, ortalama RR aralığına eşit olduğu varsayıldığı anlamına gelir [28].

Lomb transformu, en küçük kareler yöntemini kullanarak, bir frekansta merkezleştirilmiş bir frekans bandındaki sinyalin enerjisini, sinyale bir sinüsoidal model uyumlandırarak tahmin eder. Bir düzgün örneklenmemiş sinyal serisinin $\{[t_n, x(n)]\}$ bir sinyal gözlem dizisi ile donatılmış modeli [42];

$$P_n(a, b, f, t_n) = a \cdot \cos(2\pi f t_n) + b \cdot \sin(2\pi f t_n) \quad (4.3)$$

Tahmin hatasının asgari düzeyde olacağı şekilde;

$$E = \sum_{n=0}^{N-1} [P_n - X(n)]^2, \quad \frac{\partial E}{\partial a} = 0, \quad \frac{\partial E}{\partial b} = 0 \quad (4.4)$$

İstenilen frekanstaki periyodogram aşağıdaki denklemle elde edilir.

$$f(x) = \frac{[\sum x(n) \cdot \cos(2\pi f(t_n - \tau))]^2}{\sum \cos^2(2\pi f(t_n - \tau))} + \frac{[\sum x(n) \cdot \sin(2\pi f(t_n - \tau))]^2}{\sum \sin^2(2\pi f(t_n - \tau))} \quad (4.5)$$

Burada gecikme(τ);

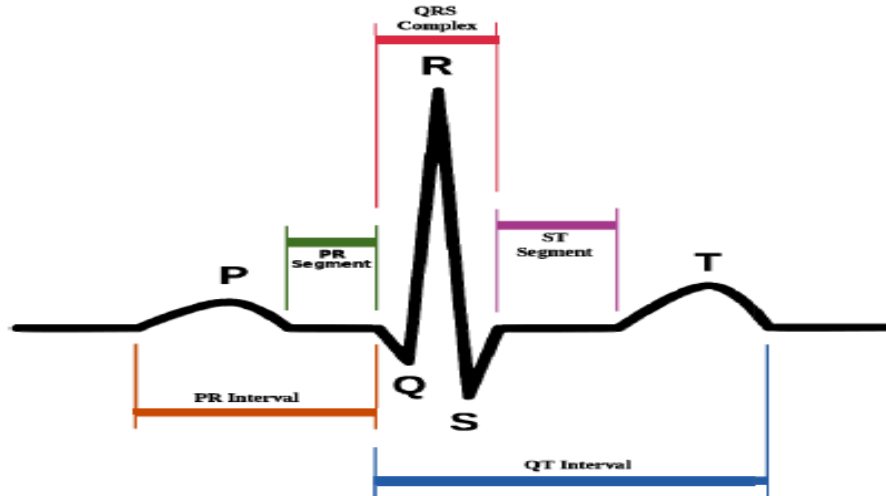
$$\tau = \frac{1}{4\pi f} \tan^{-1} \left[\frac{\cos(4\pi f t_n)}{\sin(4\pi f t_n)} \right] \quad (4.6)$$

Bu gecikme sinüs çiftlerinin karşılıklı olarak ortogonal olması için bir gerekliliktir [42].

5. SİNYAL TEMİZLEME

5.1. Pam Tompkins Algoritması

İnsan vücudu üzerinde, kalbin elektriksel aktivitesinin sonucu olarak ortaya çıkan belli tipteki biyolojik işaretlere elektrokardiyogram (EKG) denir. Çağdaş klinik uygulamalarda, EKG işaretlerinin işlenmesi, saklanması ve sayısal haberleşme ağları üzerinden iletilmesi uygulamaları büyük önem taşımaktadır. EKG sinyalleri temel olarak P dalgası, QRS kompleksi ve T dalgasından oluşmaktadır. P dalgası Atrial depolarizasyon süresini ifade eder. Normal koşullarda ortalama dalga süresi 0.06 -0.08 saniye arasındır. Repolarizasyonu QRS içine karışmıştır. P dalgasının başlangıcından QRS'in başlangıcına kadar geçen süre P-Q segmenti olarak ifade edilir ve uyarının ventriküllere iletilme süresini gösterir. QRS Kompleksi, ventriküler depolarizasyon ve atrial repolarizasyon sürelerinin toplamını verir. EKG'de en yüksek pozitif dalgadır, Normal koşullarda ortalama 0.08- 0.1 saniyedir ve 1-2 mV genliğindedir. QRS süresinin uzaması iletinin ventriküllerde anormal bir yol izlediğini gösterir. T dalgası ise, ventriküler repolarizasyon süresini belirtir ve normal koşullarda 120-160 milisaniye sürmektedir [30]. QRS Kompleksi Şekil 5.1 de gösterilmektedir.



Şekil 5.1: QRS Kompleksi [30]

Sinyali gürültülerden arındırmak için Şekil 5.2 deki gibi EKG'ye, Yüksek Geçiren Filtre (YGF) ve Alçak Geçiren Filtre (AGF) arka arkaya sinyale uygulanmaktadır. Tasarlanan AGF, için kesim frekansı 11 Hz'dir. YGF kesim frekansı 5 Hz'dir [37][38]. AGF (5.1), (5.2) ve YGF (5.3) fark denklemleri sırasıyla aşağıda verilmiştir [30].



Şekil 5.2: Pam Tompkins Algoritması Akış Diyagramı

$$y[n] = 2 * y[n - 1] - y[n - 2] \quad (5.1)$$

$$y[n] = y[n] + \frac{1}{32} * (x[n] - 2 * x[n - 6] + 2 * x[n - 12]) \quad (5.2)$$

$$y[n] = x[n - 16] - \frac{1}{32} * (y[n - 1] + x[n] - x[n - 32]) \quad (5.3)$$

Türev operatörü ile AGF ve YGF uygulanan EKG sinyalinde hızlı değişimlerin ifadesi olan QRS bileşiklerinin ortaya çıkarılır, yavaş ve düşük frekanslı olan P ile T dalgalarından temizlenir. Daha sonra kare alma ile sinyal kuvvetlendirilir. İntegrasyon işlemi ardından eşikleme ile QRS tepe noktası kararı verilir.

$$y[n] = \frac{1}{N} * (x[n] + x[n - 1] + \dots + x[n - (N - 1)]) \quad (5.4)$$

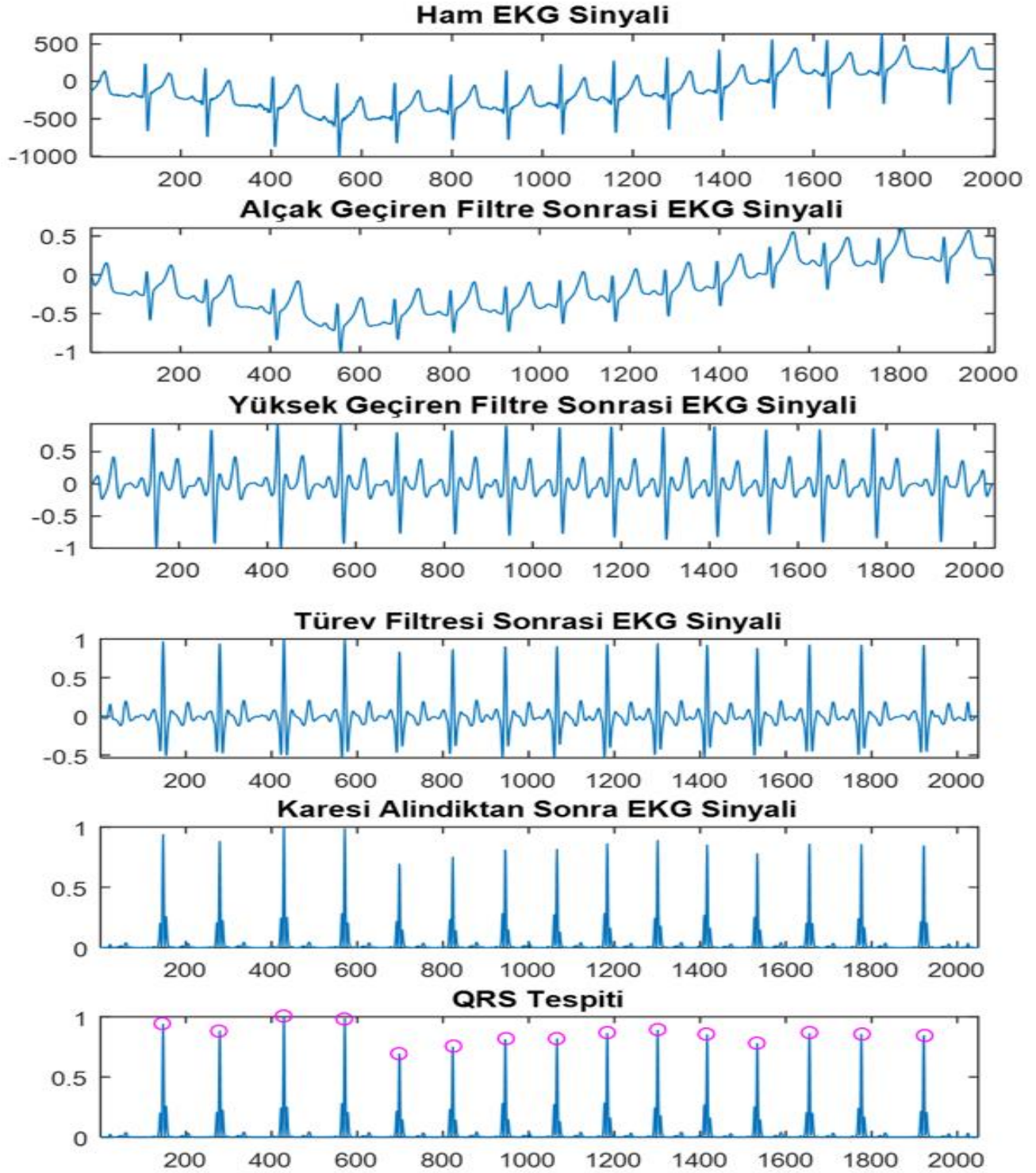
Pam Tomkins algoritmasının, 200 Hz de örneklenmiş olan bir ham EKG sinyaline uygulanması esnasındaki ara adımların gösterimi Şekil 5.3'deki gibidir.

5.2. Eşikleme

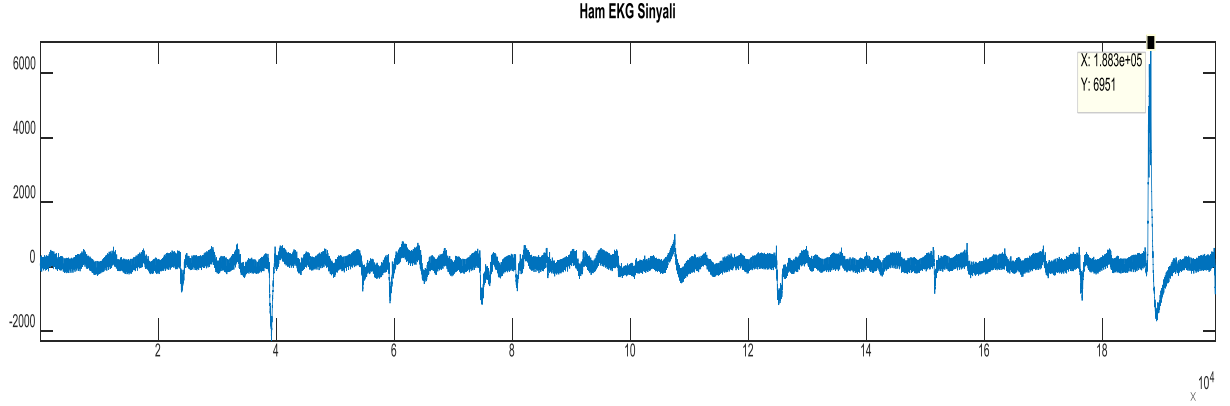
Biyomedikal alanında incelenen sinyaller genel olarak milivolt seviyelerindedir. Bu nedenle çevre değişkenlerinden sıkça etkilenir.

Hastanın apne/hipopne endeksini doğru olarak belirleyebilmek için, Polisomnografi (PSG) kaydı esnasında hasta üzerine çok sayıda sensör takılmaktadır. Bu sensörlerden birisi de EKG'dir. EKG sinyali hasta üzerine takılan elektrotlar ile kaydedilir. Gece boyunca çeşitli nedenlerle elektrotlar hasta üzerinde hareket edebilir. Bu hareketler, EKG sinyalinde yüksek genlikte bozulmalara ve QRS kompleksinin alınamamasına neden olur. Eşiklemenin temel amacı da beklenenden çok daha büyük genlikte sinyaller geldiğinde bu alanları elemektir. Şekil 5.4'de örnek ham EKG sinyali görülmektedir. Bu şekilde bazı

yerlerde EKG de küçük genlik bozulmaları varken en genliđi normalden yaklaşık 300 kat fazla olan bir EKG bozulması görölmektedir.

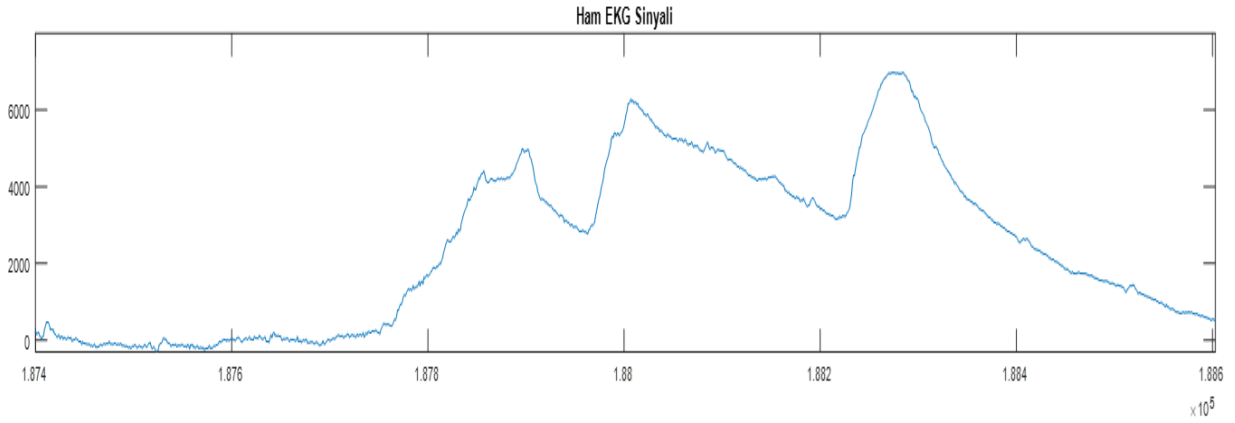


Şekil 5.3: Pam Tompkins Algoritması Çıktıları

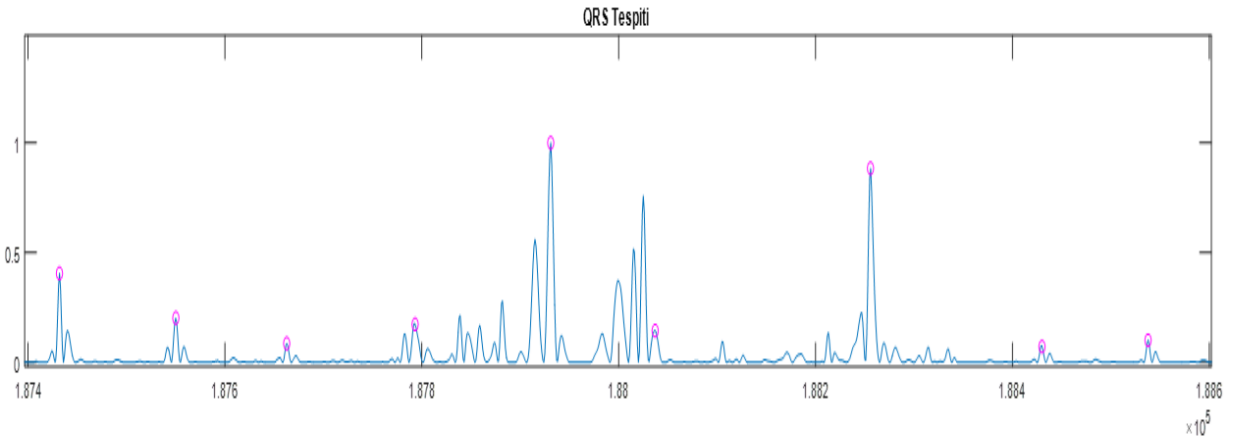


Şekil 5.4: Ham EKG Sinyali

EKG sinyalindeki bu sinyale Şekil 5.5'deki gibi daha yakından bakıldığında burada QRS kompleksinin bozulduğu görülmektedir. Şekil 5.6'da ise QRS tespiti QRS kompleksi kaybolmasından dolayı hatalı yapıldığı görülmektedir.

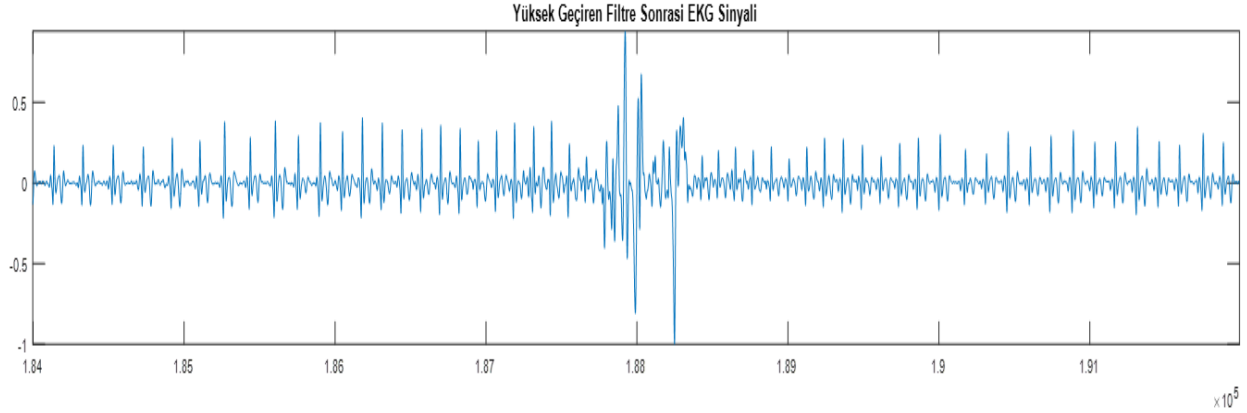


Şekil 5.5: EKG Sinyali Gürültüsü



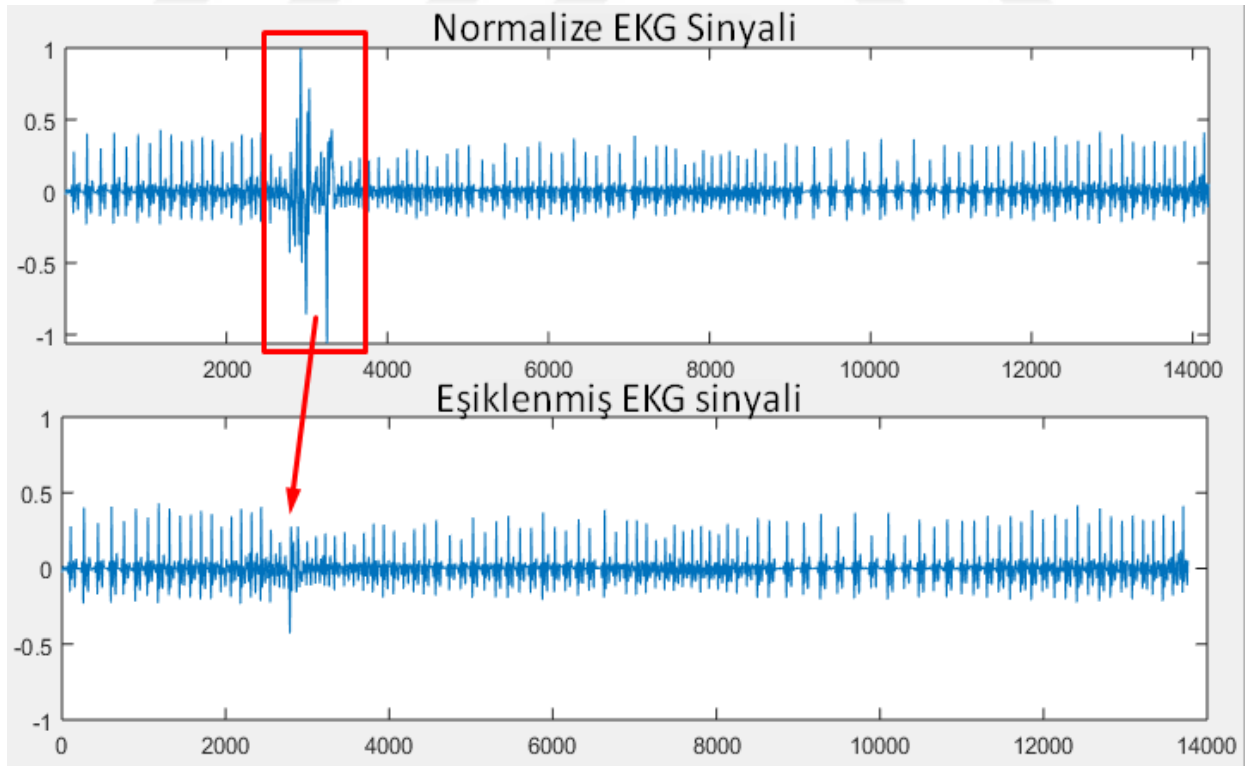
Şekil 5.6: Gürültü Nedeniye Bozulan EKG Sinyalinin QRS Tespiti

Eşikleme yapmadan önce EKG sinyalindeki genlik dalgalanmaları olamaması için sinyal önce yüksek geçiren filtreden geçirilmelidir. Şekil 5.7 de gürültü nedeniyle bozulmuş alanın yüksek geçiren filtre sonrası durumu görülmektedir.



Şekil 5.7: Yüksek Geçiren Filtre Sonrası Gürültü Nedeniyle Bozulmuş EKG Sinyali

Daha sonra bu sinyal normalize edilerek eşiklenmektedir. Eşikleme yaparken örnekleme hızı göz önünde bulundurularak sinyal atma işlemi gerçekleştirilmektedir (Şekil 5.8).



Şekil 5.8: Eşikleme Algoritması

Eşikleme ile atılan sinyaller diğer ortak kullanan sinyaller ve apne anlarından çıkartılması için kayıt edilmektedir. Kayıt ekranı Şekil 5.9 da görülmektedir.

Variables - deleted_index													
deleted_index													
133x54 double													
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
1	187809	187810	187849	187850	187851	187852	187853	187854	187855	187856	187857	187858	187859
2	187810	187811	187850	187851	187852	187853	187854	187855	187856	187857	187858	187859	187860
3	187811	187812	187851	187852	187853	187854	187855	187856	187857	187858	187859	187860	187861
4	187812	187813	187852	187853	187854	187855	187856	187857	187858	187859	187860	187861	187862
5	187813	187814	187853	187854	187855	187856	187857	187858	187859	187860	187861	187862	187863
6	187814	187815	187854	187855	187856	187857	187858	187859	187860	187861	187862	187863	187864
7	187815	187816	187855	187856	187857	187858	187859	187860	187861	187862	187863	187864	187865
8	187816	187817	187856	187857	187858	187859	187860	187861	187862	187863	187864	187865	187866
9	187817	187818	187857	187858	187859	187860	187861	187862	187863	187864	187865	187866	187867
10	187818	187819	187858	187859	187860	187861	187862	187863	187864	187865	187866	187867	187868
11	187819	187820	187859	187860	187861	187862	187863	187864	187865	187866	187867	187868	187869
12	187820	187821	187860	187861	187862	187863	187864	187865	187866	187867	187868	187869	187870

Şekil 5.9: Eşikleme Sonrası Silinen Sinyal İndeksleri

5.3. Ampirik Kip Ayırıştırma

Ampirik Kip Ayırıştırma (Empirical Mode Decomposition-EMD) 1998'de Huand tarafından ortaya konulmuştur. Bir sinyal içinde salınım yapan tüm frekansları, Fourier'in aksine, sinyalde durağanlık ya da doğrusallık kriteri aramaksızın ortaya çıkartan bir sinyal işleme yöntemidir [31].

EMD'nin temel özelliği, içinde yüksek ve düşük frekanslı bileşenler içeren bir sinyali IMF (Intrinsic Mode Function) denilen fonksiyonlara ayırıştırmasıdır.

Huang'ın tarifine göre IMF fonksiyonu iki koşulu mutlaka sağlamalıdır;

- 1) IMF fonksiyonunun tepe ve çukur sayısı ile sıfırdan geçiş sayısı birbirine eşit olmalıdır.
- 2) Herhangi bir noktadaki alt ve üst zarfların ortalaması sıfıra eşit olmalıdır [32].

Bunların ne demek olduğu aşağıda bir örnekle detaylı olarak anlatılmaktadır.

EMD düşük frekansları eleyerek başlar. İlk IMF fonksiyonu en yüksek frekans bileşenlerini içermektedir. Elde edilen IMF fonksiyonu orijinal sinyalden çıkartıldığında artık sinyal (residue-r) elde edilir. Bu artık sinyal farklı frekans bileşenlerini içermektedir. Bu sinyal

kullanılarak iteratif olarak bir sonraki IMF fonksiyonları elde edilir. En sonda tüm elde edilen fonksiyonlar ile artık sinyal toplanırsa, orijinal sinyalin elde edildiği görülür [31].

$$X(t) = \sum_{i=1}^n h_i(t) + r(t) \quad , r = X - h \quad (5.5)$$

Burada;

X: Orijinal Sinyal,

h: IMF Fonksiyonu

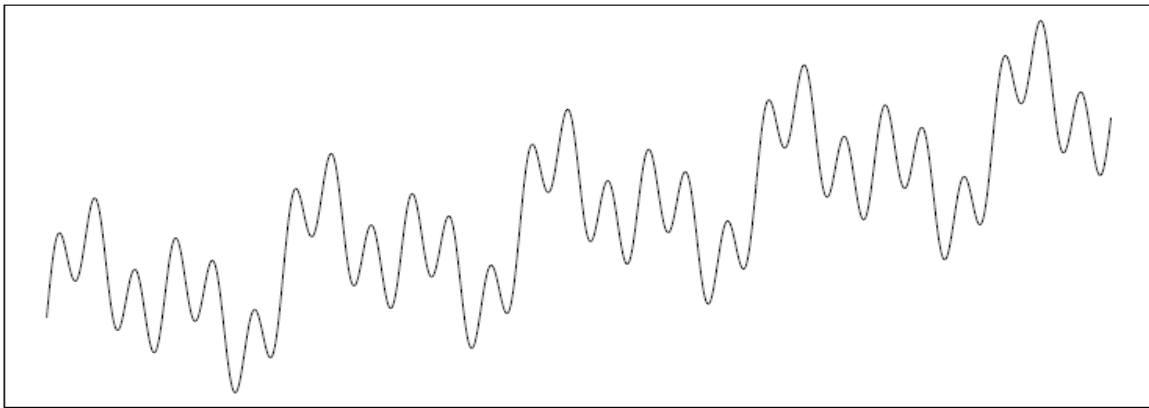
r: Artık Sinyal

t: Zaman(sn)

Aşağıdaki Şekil 5.10'da farklı frekans bileşenlerinden oluşan bir sinyal görülmektedir.

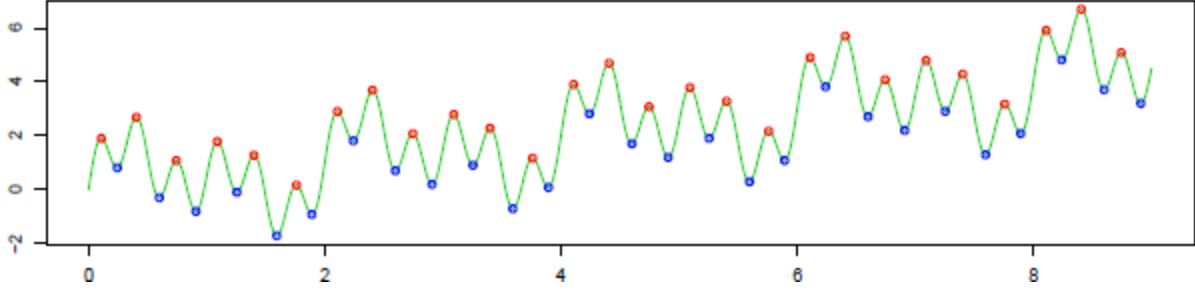
$$x(t) = 0.5t + \sin(\pi t) + \sin(2\pi t) + \sin(6\pi t) \quad (5.6)$$

X(t) Sinyali



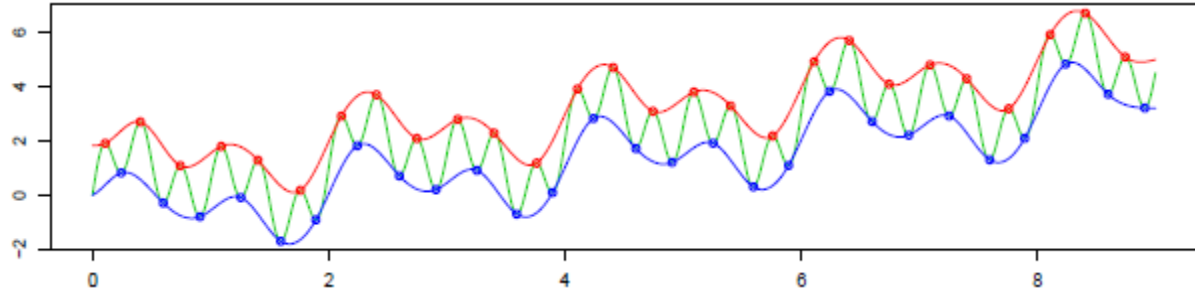
Şekil 5.10: Farklı Frekansta Bileşenlerden Oluşan Sinusoidal Sinyal [14]

IMF fonksiyonunu elde etmek için ilk olarak Şekil 5.11'deki gibi sinyalin tepe ve çukurlar belirlenir.



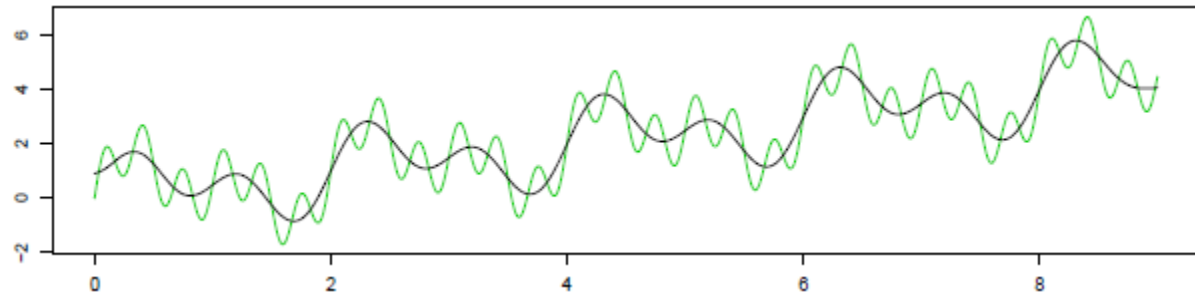
Şekil 5.11: $X(t)$ Sinyalinin Tepe ve Çukur Noktaları [32]

Daha sonra bir sonraki Şekil 5.12’de görüldüğü gibi bu tepe ve çukurlardan alt ve üst zarflar oluşturulur.



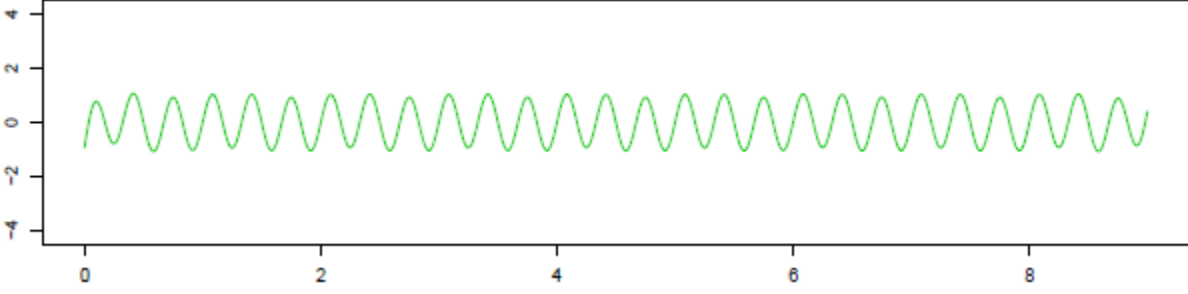
Şekil 5.12: $X(t)$ Sinyalinin Üzerinde Oluşturulan Alt ve Üst Zarflar [32]

Daha sonra bu iki zarfın ortalaması hesaplanır. Ortalama değeri Şekil 5.13’de siyah zarf ile gösterilmiştir.



Şekil 5.13: Tepe ve Çukur Zarflarının Ortalamasının Sinyal Üzerinde Gösterimi [32]

Son olarak IMF’yi elde etmek için bu zarf, Şekil 5.7 de gösterilen orijinal sinyalden çıkartılır ve Şekil 5.14’de görülen birinci IMF sinyali elde edilir.



Şekil 5.14: Birinci IMF Sinyali [32]

Yukarıdaki bölümde tariflenen iki koşul sağlanana kadar bu işlem iteratif olarak devam eder. Sinyalden IMF fonksiyonunu ayırıştırma işlemine eleme (sifting) denir. Eleme işlemi aday IMF mutlak değerleri, tolerans düzeyinden daha küçük olana kadar,

$$h_i(t) < \text{tolerans değeri} \quad (5.7)$$

ya da ardışık aday IMF'lerin varyasyonu tolerans seviyesinden düşük olana kadar,

$$\sum_t \left(\frac{h_i(t) - h_{i-1}(t)}{h_{i-1}(t)} \right)^2 < \text{tolerans değeri} \quad (5.8)$$

devam eder.

6. UYGULAMALAR

6.1. SİNYAL ÖZNİTELİK ÇIKARIMI

6.1.1. Hava Akışı Alanı Özniteliği

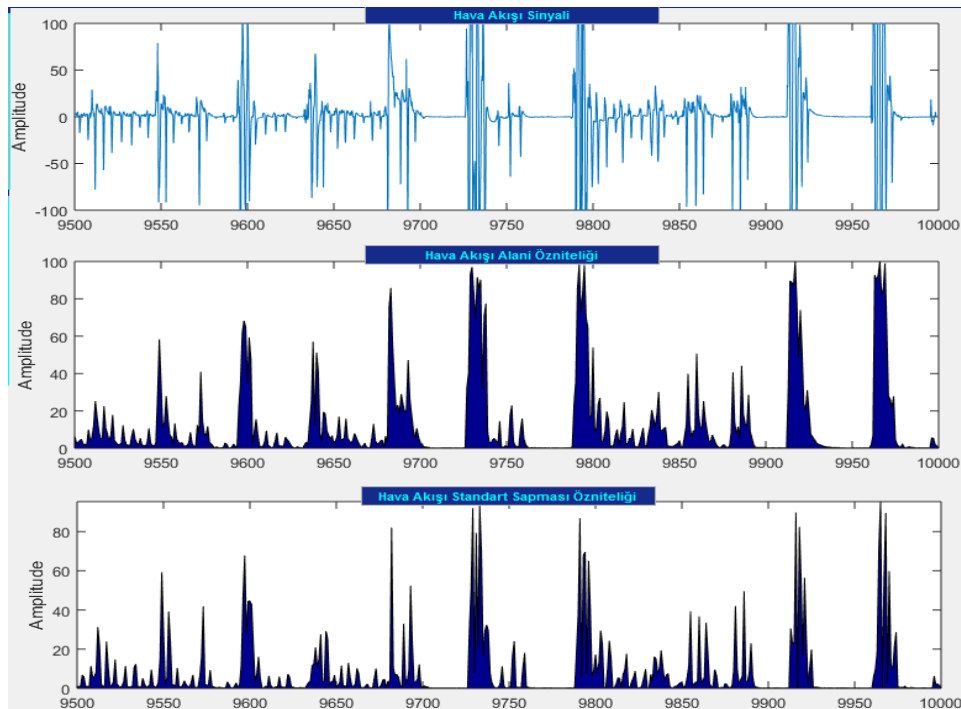
Filtrelenmiş hava akışı sinyali $A_{\text{havaakışı}}$ ve standart sapması her bir saniyelik pencereler halinde aşağıdaki formüllere göre hesaplanmaktadır.

$$A_{\text{havaakışı}}(k) = \sum_{i=k*K}^{k*K+K-1} \text{abs}(x(i)) \quad (6.1)$$

$$\sigma_{\text{havaakışı}}(k) = \sqrt{\frac{1}{K-1} \sum_{i=k*K}^{k*K+K-1} (x(i) - \bar{x}(k))^2} \quad (6.2)$$

Burada K, 1 saniyelik pencerelerdeki örnek sayısı; k, 1 saniyelik pencerelerin sayısı; $x(i)$, 1 saniyelik penceredeki örnekler, $\bar{x}(i)$ dir.

Hava akış sinyali ve bu sinyalden çıkarılan hava akışı alanı, hava akışı standart sapması öznitelikleri Şekil 6.1'de görülmektedir.



Şekil 6.1: Hava Akışı Sinyali ve Öznitelikleri

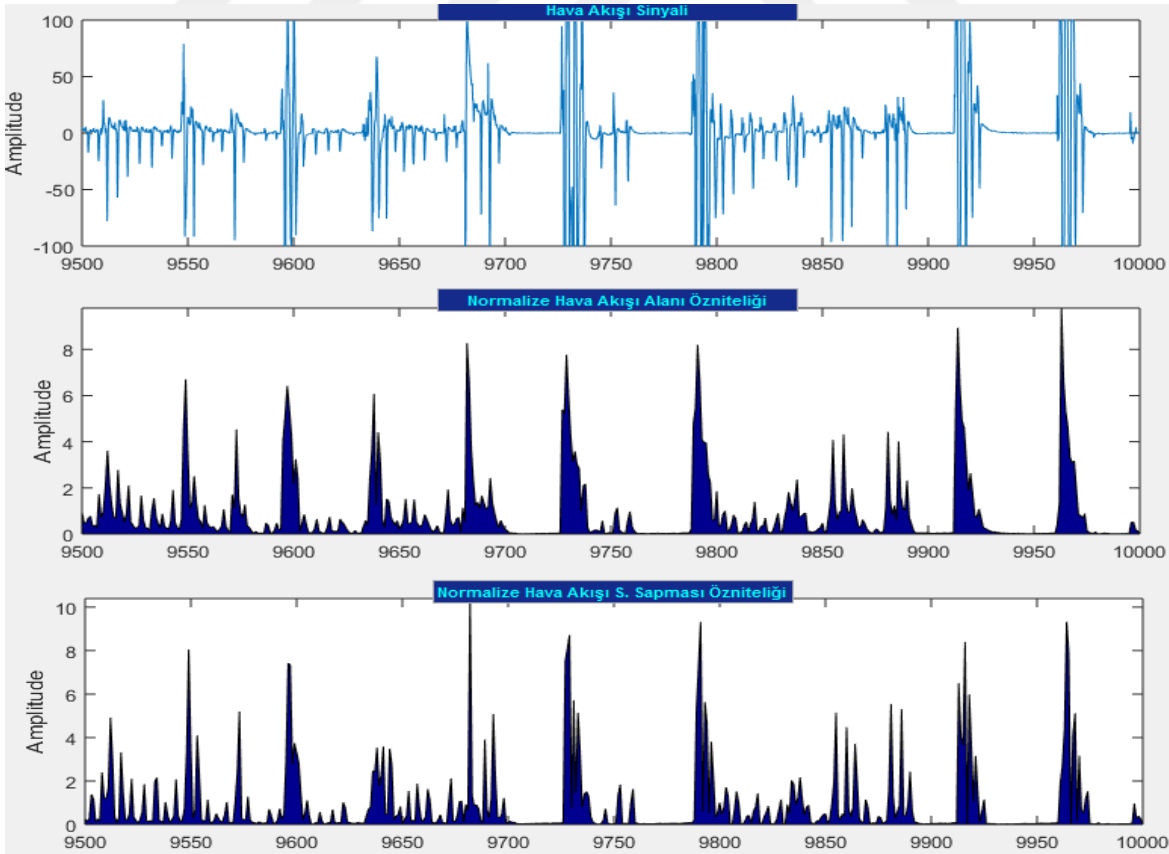
akış sinyali özelliği uzun süreli kayıt esnasında sensor ya da hasta hareketleri nedeniyle değişiklik gösterebilir. Bu nedenle TDNN fonksiyonuna gönderilmeden önce hava akışı sinyaline adaptif normalizasyon uygulanması gereklidir. Bu normalizasyon faktörü aşağıdaki formüller ile belirlenmiştir.

$$F_{norm}(k) = (1 - \alpha)F_{norm}(k - 1) + \alpha.X(k) \quad (6.3)$$

Burada $X(k)$, hava akışı alanı veya standart sapmasını; α , unutma etkenini; k , 1 saniyelik pencerelerin sayısıdır.

Bu çalışmada α , 0.05 alınmıştır. Her eleman adaptif olarak hesaplanan normalizasyon faktörüne bölünerek elde edilmektedir.

Hava akış sinyali ve bu sinyalden çıkarılan hava akışı alanı, hava akışı standart sapmasının normalize edilmiş öznitelikleri Şekil 6.2'de görülmektedir.



Şekil 6.2: Hava Akışı Sinyali ve Normalleştirilmiş Öznitelikleri

6.1.2. Desaturasyon Özniteliği

Saniyede 1 örnek alınarak elde edilen oksijen saturasyonu bilgisi, yapay sinir ağıları modeline girmeden sırasıyla baz hattının belirlenmesi, desaturasyon seviyesinin hesaplanması ve hesaplanan değerin normalize edilmesi işlemlerinden geçmektedir.

SpO₂'nin baz hattı, 60 saniyelik bölütlerdeki maksimum oksijen doyum seviyesi olarak belirlenmiştir. Baz hattı,

$$B_{SpO_2}(k) = \max\{S_{SpO_2}(k + i)\} , \quad i: -K, -K + 1, \dots, K - 1, K \quad (6.4)$$

Denklemleri ile formüle edilmiş olup burada, K, pencere genişliğinin yarısı; k, 1 saniyelik bölütlerin sayısı; S_{SpO₂}(k+i) ise gerçek oksijen doyum miktarını ifade etmektedir.

Baz hattı hesaplanan oksijen saturasyonunun desaturasyon miktarı;

$$D_{SpO_2}(k) = B_{SpO_2}(k) - S_{SpO_2}(k) \quad (6.5)$$

denklemleri ile bulunmaktadır.

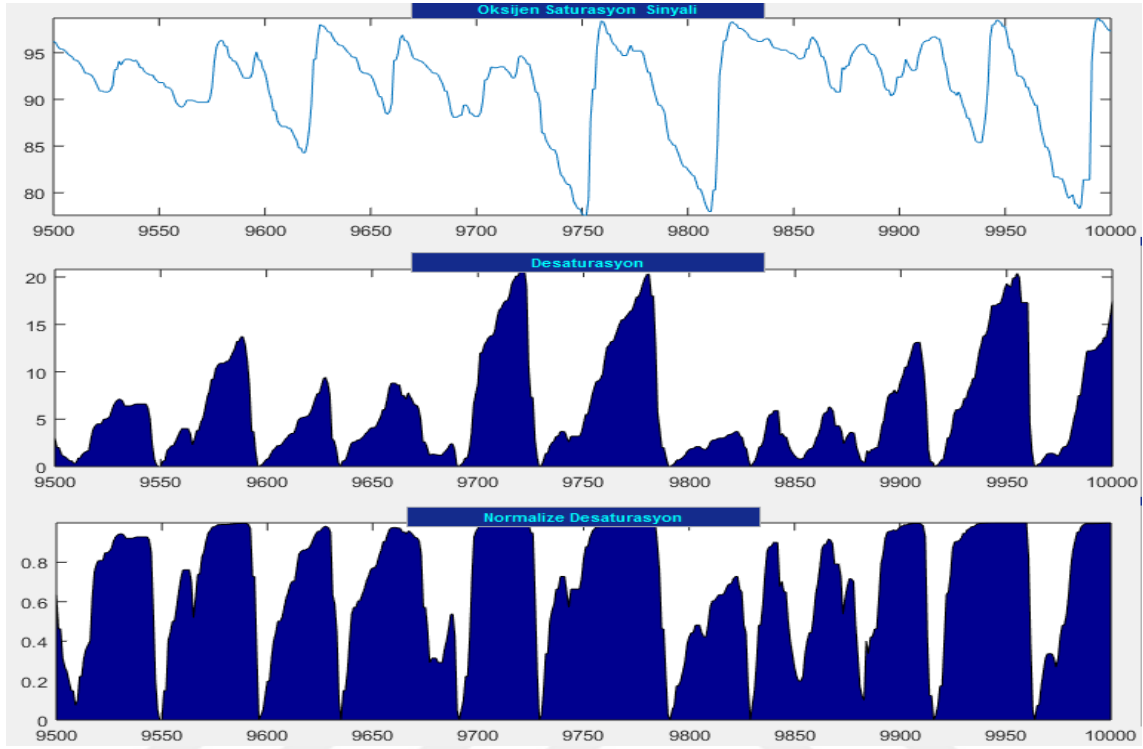
Şekil 6.3'de 1 saniye aralıklarla örneklenmiş apneli oksijen saturasyon grafiği ve bu süre zarfındaki desaturasyon miktarı gösterilmektedir.

Desaturasyon seviyesinin normalize edilmesi için;

$$N_{SpO_2}(k) = \tanh\left(\frac{1}{Thr_{SpO_2}} D_{SpO_2}(k)\right) \quad (6.6)$$

denklemleri kullanılmakta olup burada, N_{SpO₂}(k), normalize edilmiş desaturasyon miktarını, Thr_{SpO₂} yüzde 4'lük eşik değerini ifade etmektedir.

Şekil 6.3'de 1 saniye aralıklarla örneklenmiş apneli oksijen saturasyon grafiği, desaturasyon miktarı ve normalize desaturasyon miktarı gösterilmektedir.



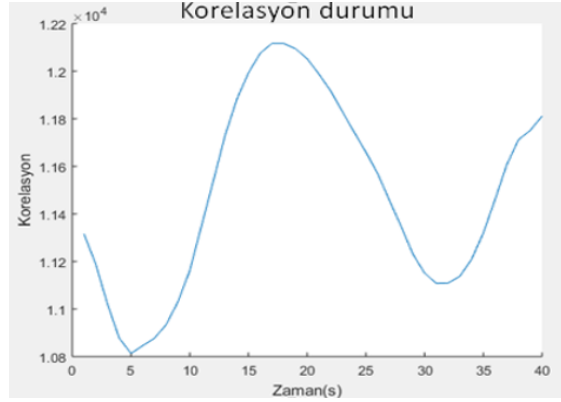
Şekil 6.3: Saturasyon Sinyali ve Öznitelikleri

Eş zamanlandırma

Kandaki oksijen saturasyonu seviyesindeki baz hattına göre %3-4'lük düşüş, apne anından birkaç saniye sonra gerçekleşmektedir. Yaşanan bu gecikme çeşitli sebeplerden dolayı insandan insana değişkenlik göstermektedir. Bu sebepten dolayı hava akış sinyali ile oksijen saturasyon değişiminin, yapay sinir ağlarına gönderilmeden önce eş zamanlandırılması gerekmektedir. Uygun gecikme zamanını tespit edebilmek için öncelikle hava akışı sinyali ile desaturasyon verisi arasındaki ilgileşim $Corr(k)$,

$$Corr(k) = \sum_{i=0}^n N_{Spo2}(i) \cdot N_{Havaakisi}(i + k), \quad k = 10, \dots, 40 \quad (6.7)$$

denklemleri ile hesaplamakta olup burada, $N_{Spo2}(i)$, normalize edilmiş desaturasyon verisini, $N_{Havaakisi}(i + k)$, normalize edilmiş hava akışı verisini ifade etmektedir.

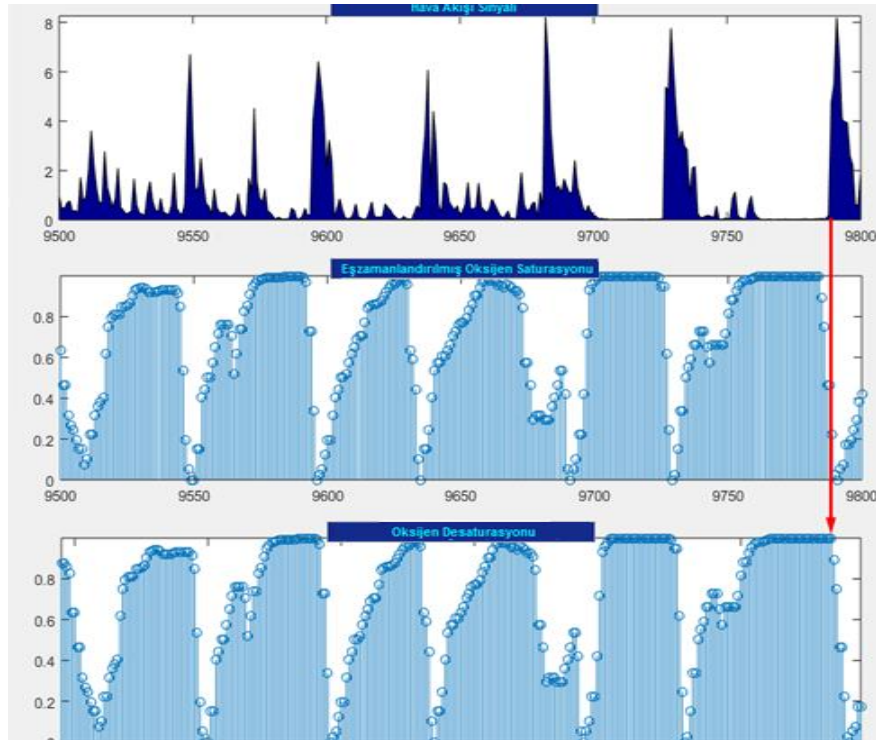


Şekil 6.4: Hava Akışı Alanı ve Desaturasyon Öznitelikleri Arası Korelasyon Durumu

Korelasyon sonucunda eşzamanlama için gerekli olan gecikme zamanı

$$T_{\text{Gecikme}}(k) = \min\{\text{Corr}(k + i)\} \quad (6.8)$$

denklemleri ile bulunmaktadır. Şekil 6.5’de hava akış alanı ile desaturasyon arasındaki ilinti işlevi sonucunda bulunan 5 saniyelik gecikmenin giderilerek birbirleri ile eş zamanlandırılması gösterilmektedir.



Şekil 6.5: Hava Akışı Alanı ile Desaturasyon Özniteliklerinin Eşzamanlandırılması

PSG cihazları ile uyku apne sendromunun tespitinde sayısız teşhis yöntemi vardır fakat var olan sistemlerin birçoğu hava akışı ve solunum hareketi ölçümüne dayanmaktadır. Bu sinyaller hastanın hareketine ve çevresel etkilere oldukça duyarlı olup, bazen hiç veri alınamadığı durumlar olabilir [1]. Bu nedenle sadece hava akış sinyali solunum düzensizliğini tespit etmek için çoğu kez yeterli değildir.

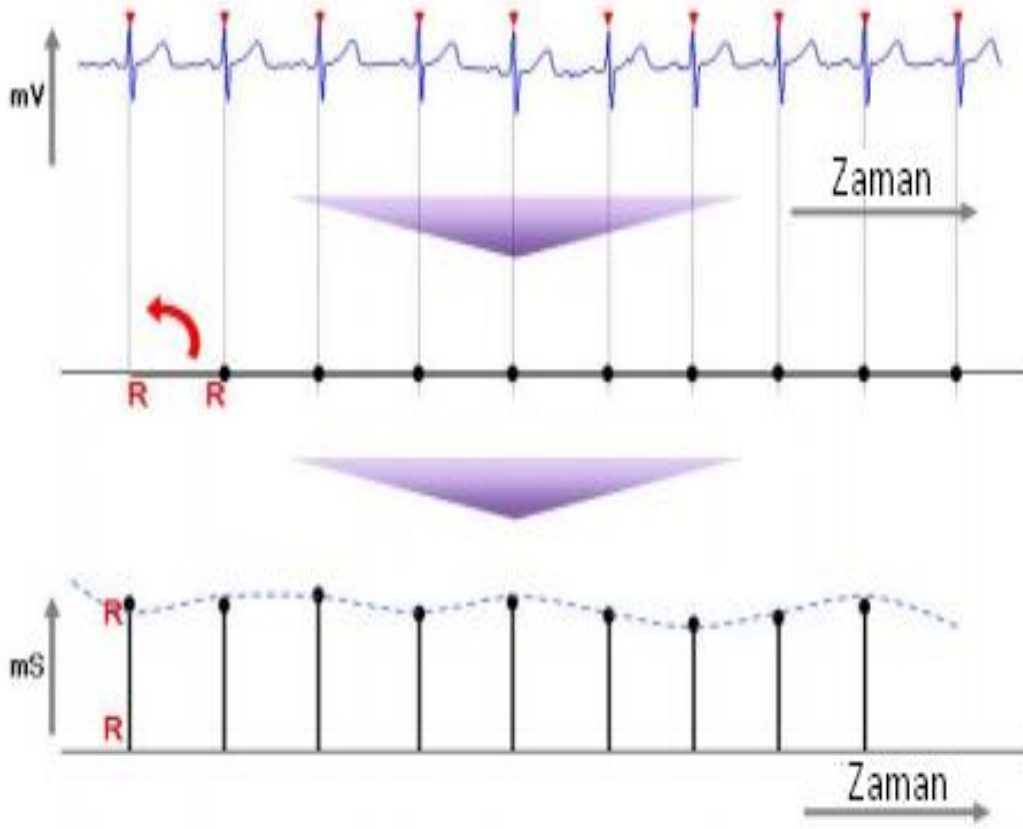
Hava akış sinyalini doğrulamak için Spo2 sinyali önemli bir yer tutmaktadır. Yapılan bazı çalışmalar sadece oksimetre ile uyku apne sendromu teşhisinde yüzde 40 ile 100 arasında performans elde etmişlerdir. Bu çalışmalar göz önünde bulundurarak Spo2 sinyali hava akışı sinyalini geliştirerek yüksek doğruluk elde edilmesini sağlayacaktır.

Burada sorun kandaki oksijen oranının, apne gerçekleşme anından, tipik olarak 10 saniye veya daha fazla gecikmesidir. Hava akışı öznitelikleri ve Spo2 öznitelikleri TDNN fonksiyonu girişinde bu gecikmeye göre senkronize edilmelidir.

6.1.3. HRV Özniteliği

Kalp hızı değişkenliği (HRV), kalbin normal ritmini modüle eden birçok fizyolojik faktörün güvenilir bir yansımasıdır. Gerçekte, sempatik ve parasempatik sinir sistemleri arasındaki etkileşimi gözlemlemek için güçlü bir araç sağlar. Kalp atış hızı (Heart Rate Variability-HRV), durağan olmayan bir sinyaldir; varyasyonu mevcut hastalığın göstergelerini veya yaklaşan kalp hastalıkları ile ilgili uyarıları içerebilir. Göstergeler her zaman mevcut olabilir veya günün belli saatlerinde rastgele olabilir. Birkaç saatte toplanan çok miktarda veride anormallikleri incelemek ve belirlemek yorucudur ve zaman alıcıdır. Dolayısıyla, HR varyasyon analizi (zaman eksenine karşı anlık HR), otonom sinir sisteminin aktivitelerini değerlendirmek için popüler bir invazif olmayan araç haline gelmiştir.

Bilgisayar tabanlı analitik araçlar, günlük aralıklarla verilerin derinlikli incelenmesi için teşhiste çok yararlı olabilir. Bu nedenle, bilgisayarlar kullanılarak çıkarılan ve analiz edilen HRV sinyal parametreleri, teşhiste son derece yararlıdır.



Şekil 6.6: R-R Noktalarından HRV Sinyalinin Oluşumu

Şekil 6.6'da gösterildiği gibi, Dakikadaki Kalp Atım Hızı (KAH), QRS sezim algoritmasıyla elde edilen RR zaman aralıkları kullanılarak,

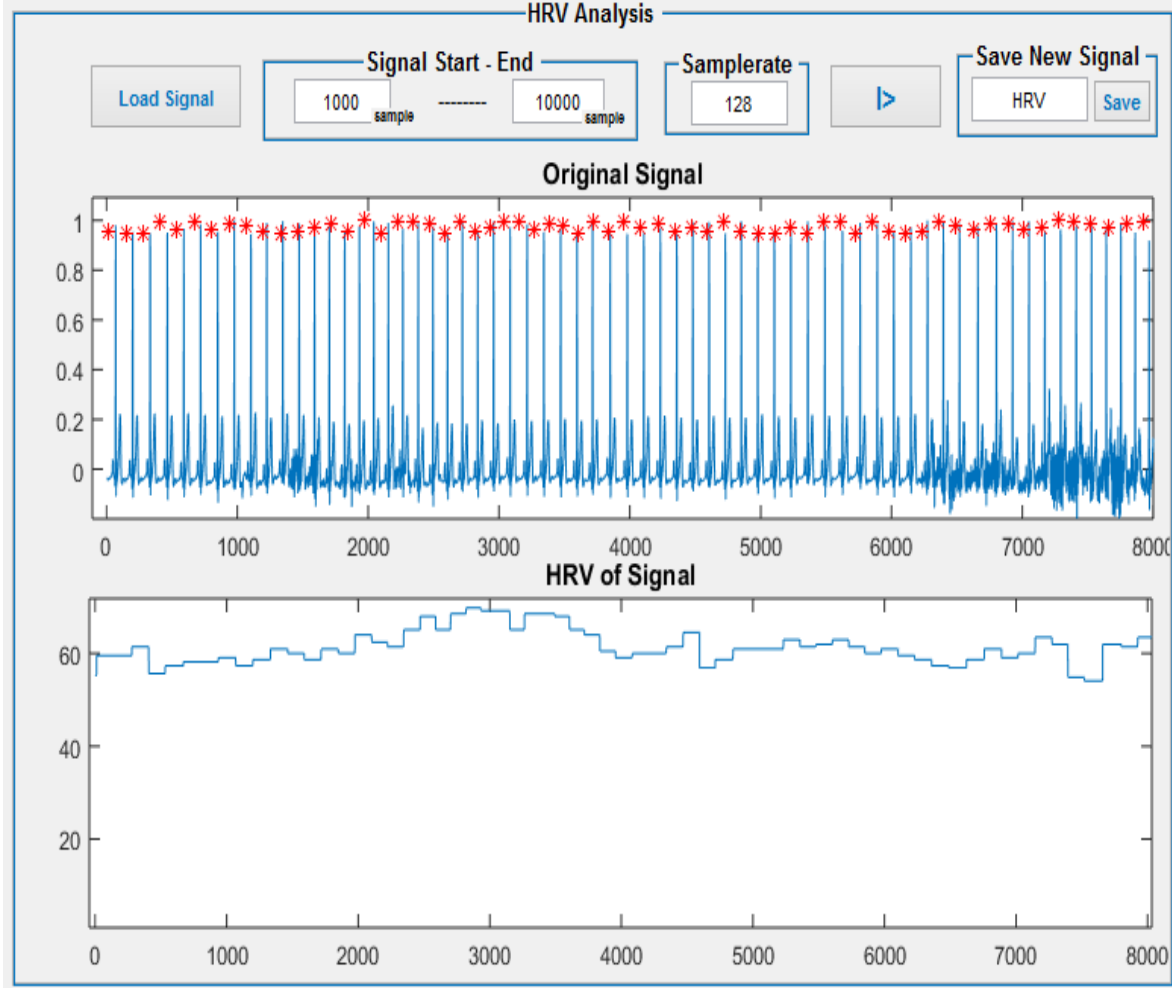
$$KAH = \frac{Fs}{R - R} \times 60 \quad (6.9)$$

denklemleri ile hesaplanmakta olup burada,

Fs: Örnekleme hızı

R - R: İki R arasındaki örnek sayısını ifade etmektedir.

Şekil 6.7'de dakikadaki kalp hızı değişkenliğinin normalize edilmiş değerleri ile dakikadaki kalp atım sayısındaki değişim gösterilmiştir.



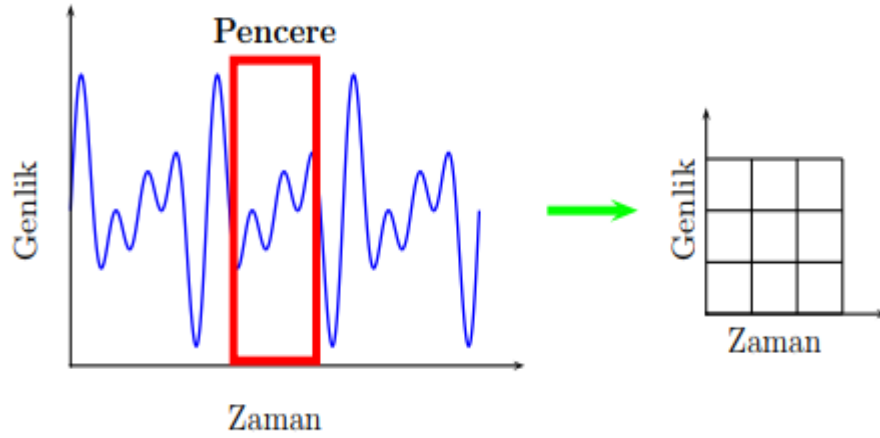
Şekil 6.7: Kalp Atım Hızı Değişimi Öznitelik Çıkarımı

6.1.4. Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü

KZFD, sabit olmayan sinyalleri analiz etmek için sinyal işlemede iyi bilinen bir tekniktir. KZFD, sinyali dar zaman aralıklarına ayırır ve her bir bölümün Fourier dönüşümü alır (Şekil 6.8).

$$F(\tau, \omega) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \cdot \omega(t - \tau) e^{-j\omega t} dt \quad (6.10)$$

KZFD, bir sinyalin zaman ve frekans bazlı görünüşleri arasında bir tür uzlaşmayı temsil eder. Bir sinyal olayının ne zaman ve ne zaman gerçekleşeceği hakkında bazı bilgiler sağlar. Bununla birlikte, yalnızca bu bilgi sınırlı hassasiyetle elde edilebilir ve bu hassaslık, pencerenin boyutuna göre belirlenmektedir.



Şekil 6.8: Kısa Zamanlı Fourier Transformu [33]

Zaman ve frekans bilgileri arasında KZFD uzlaşmanın yararlı olabilir fakat bunun dezavantajı zaman penceresi için belirli bir boyut seçtikten sonra, bu pencerenin tüm frekanslar için aynı olmasıdır.

6.2.YAPAY SİNİR AĞLARI İLE APNE SEZİMİ

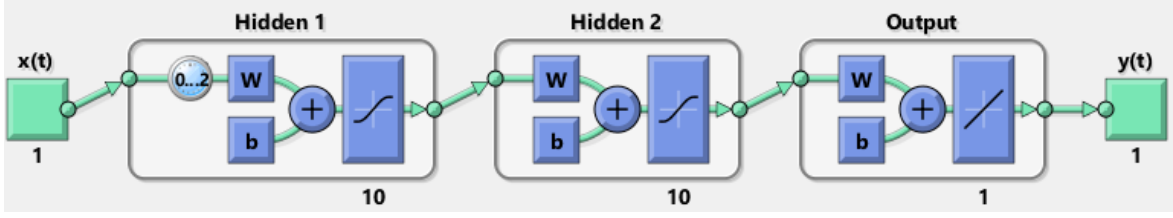
Ağır apne teşhisi koyulan bir hastanın tüm gece boyunca alınan veri kaydı yapay sinir ağlarını eğitmek için kullanılmıştır. Sinyallerin kesildiği veya bozulduğu yerler gözle tespit edilip, eğitim setinden çıkartılmıştır. Toplamda 459 apne olayı sinir ağları eğitiminde kullanılmıştır. Bunlardan yüzde 15'i test, yüzde 15'i doğrulama için ayrılmıştır. Verinin yüzde 70'i ile eğitim tamamlanmıştır.

Yapay sinir ağlarını (YSA) MATLAB yazılımında, bilgisayar ortamında oluşturulmuştur.

6.2.1.Hava Akışı Sinyali için Apne Sezimi

6.2.1.1. Hava Akışı Alanı Özniteliği ile Apne Sezimi

Hava akışı sinyallerinden çıkartılan hava akışı alanı özniteliği yapay sinir ağlarına giriş olarak verilmiştir. İkili ara katmanda 10'ar tane sinir hücresi kullanıldı ve 2 saniye gecikme verilmiştir. Çıkış katmanında ise iki elemanlı hedef vektörü oluşturulmuştur. Bu yapı Şekil 6.9'de gösterilmektedir.



Şekil 6.9: Yapay Sinir Ağları Yapısı

Hava akışı özniteliği, hava akışı sinyalinden elde edilen ardışık bölütlerin, bölüt içindeki değerlerinin toplanarak, o bölütün toplam değerinin belirlenmesi sonucu oluşmaktadır. Bu bölütlerin pencere uzunlukları yapay sinir ağlarının performansını etkilemektedir. Bunu belirlemek için farklı pencere uzunlukları için yapay sinir ağlarının apne tespit performansı test edilmiş ve aşağıdaki tabloya kayıt edilmiştir.

Pencere Uzunluğu (Örnek) /Hata	Tespit Performansı
10	81.4
20	84.9
25	85.2
50	85.9
100	87.3
200	67.6

Tablo 6.3: Yapay Sinir Ağı Hava Akışı Alanı Apne Tespit Performansı

Tablo 6.1'deki tablodan çıkardığımız sonuçlara göre 100 Hz olan hava akışı sinyalimiz için en uygun pencere aralığının 100 örnek olduğu tespit edilmiştir.

Hava akışı özniteliğinin yapay sinir ağlarına verilmesi sonucu, Şekil 6.10'daki karmaşıklık matrisleri elde edilmiştir.

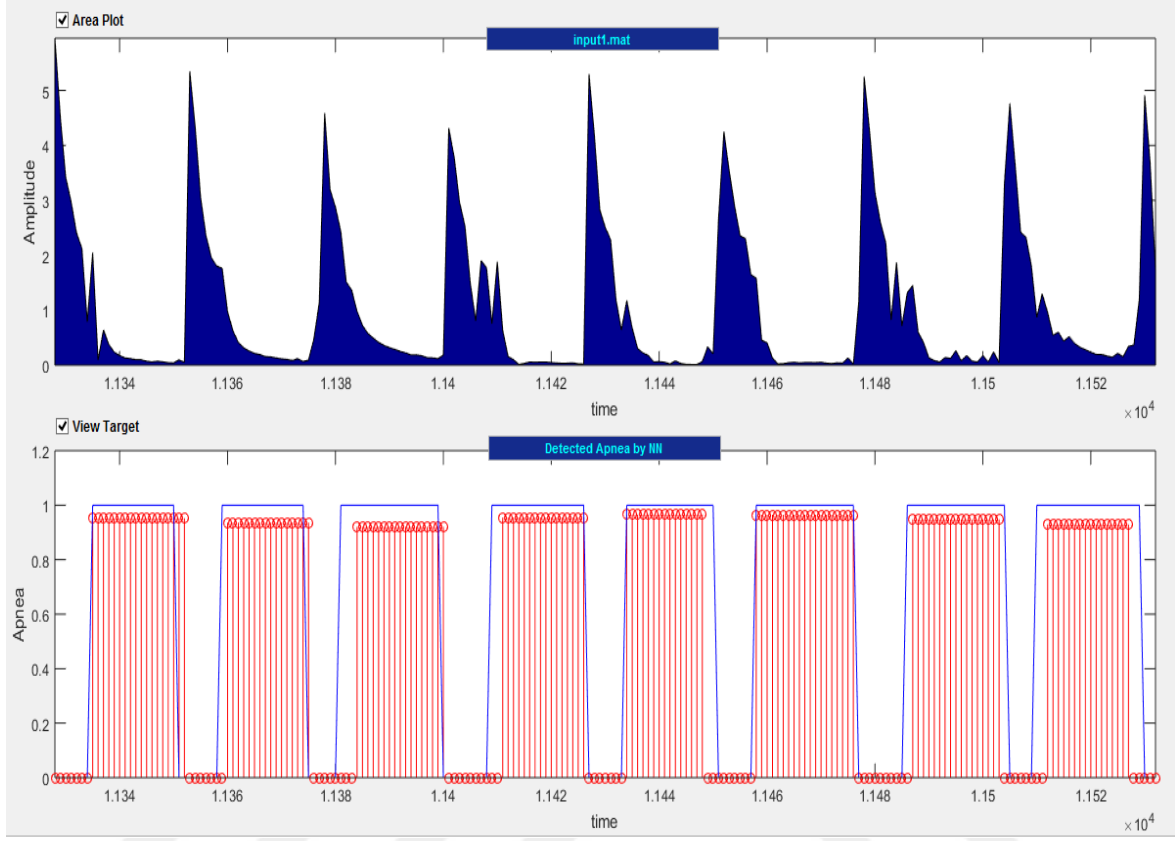
Sadece hava akışı alanı özniteliği kullanılarak eğitilen YSA ile toplamda %87.3 (Şekil 6.10) doğruluk elde edilmiştir. Burada daha önce görmediği hedefler için test matrisleri oluşturulmuş ve bu hedefler için de yüzde 87,2 doğruluk elde edilmiştir.

Sonuçları görselleştirmek için MATLAB yazılımında oluşturulan Yapay Sinir Ağları Tespit ve Analiz Aracı kullanıcı arayüzü kullanılmıştır. Şekil 6.11'deki üsteki figürde hava akışı

sinyalinden elde edilen hava akışı alanı özneteliği gözlemlenmektedir. Burada genliğin sıfıra yaklaştığı yerler, hastanın solunumunun 10 saniye boyunca durduğu apne bölgelerini göstermektedir. Şekil 6.11’de ise tespit edilen apneler kırmızı renk ile gösterilirken, hedef vektörleri mavi renk ile gösterilmiştir. Bu örnek için apne olan tüm bölgelerde hedef vektörü ile benzer zamanlı olarak yapay sinir ağı tarafından apne tespitinin başarılı bir şekilde yapıldığı görülmektedir.



Şekil 6.10: Hava Akışı Sinyali Karmaşıklık Matrisleri



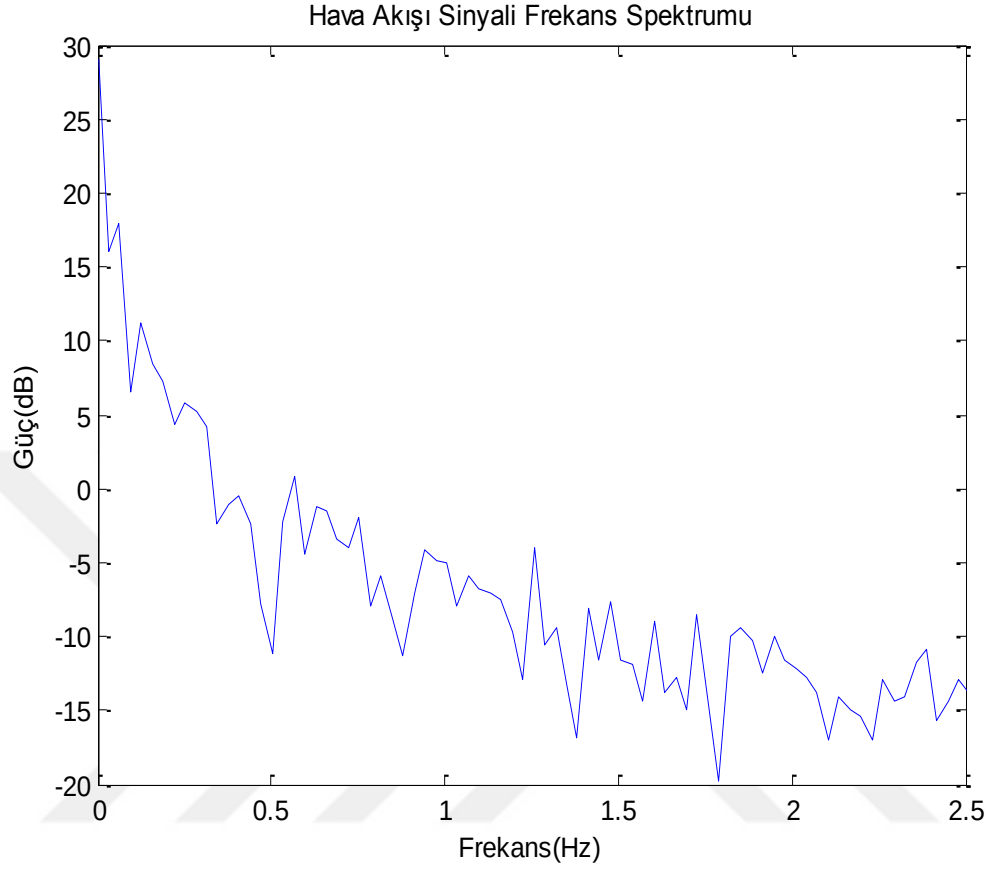
Şekil 6.11: Hava Akışı Alanı Özniteliği ile Apne Tespiti

Bu arayüzün detayları Bölüm 6.4 de anlatılmaktadır.

6.2.1.2. Ampirik Kip Ayırıştırma ve Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü ile Apne Sezimi

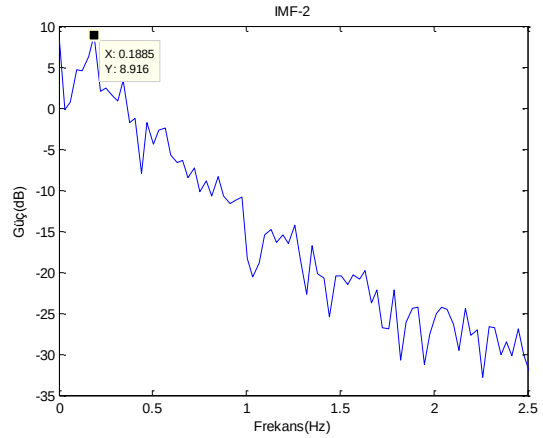
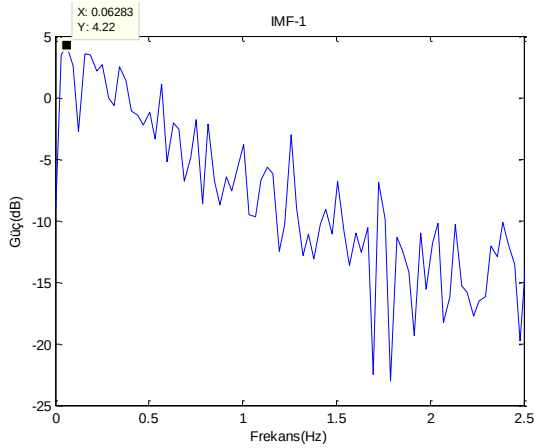
Bu bölümde hava akışı sinyali Ampirik Kip Ayırıştırma ile temizlenerek, kısa zamanlı fourier dönüşümün ile öznitelik çıkarımı yapılmaktadır. Daha sonra bu öznitelikler yapay sinir ağlarına girdi olarak verilerek apne sezimi yapılmaktadır. Frekans elemesi yapmadan kısa zamanlı fourier dönüşümü ile özellik çıkarımı yapıldığında apne sezimi yüzdesi %80 etrafında çıkmaktadır. Apne sezim performansını artırmak için dinamik bir frekans ayırıştırma yöntemi olan Ampirik Kip Ayırıştırma methodu kullanılmıştır.

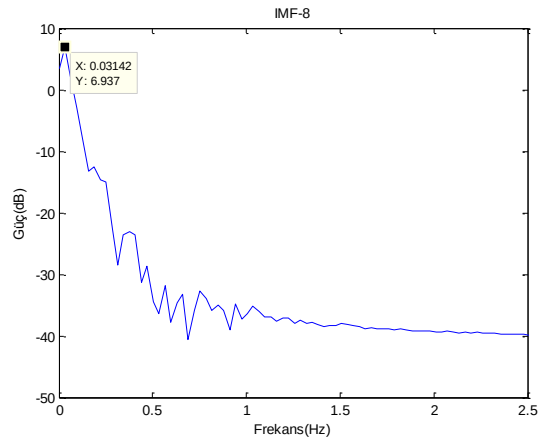
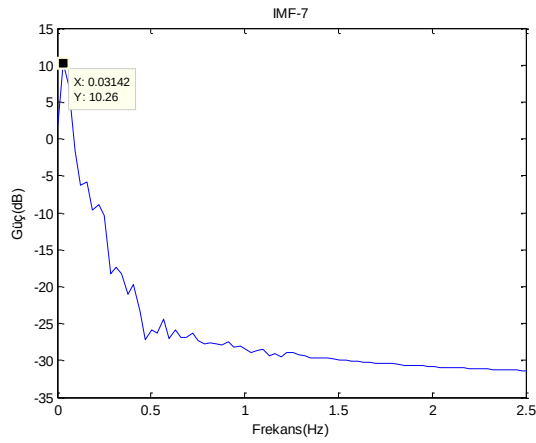
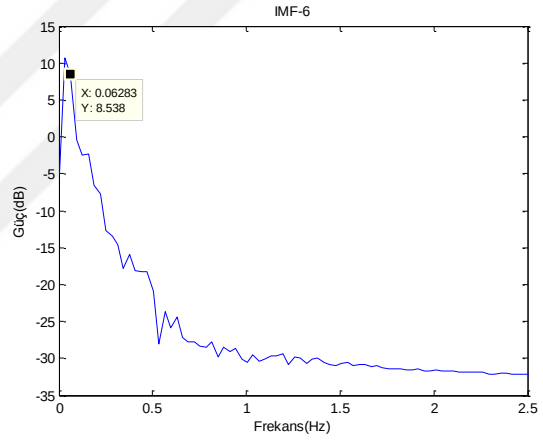
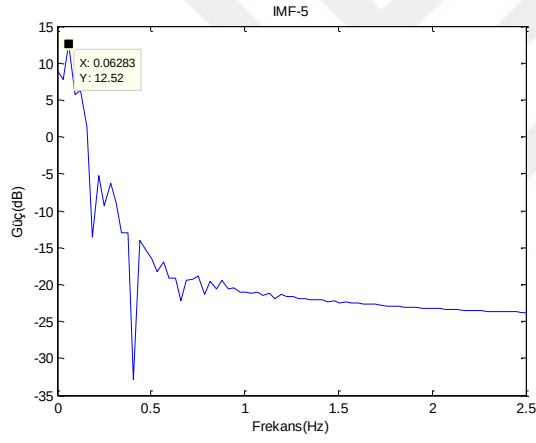
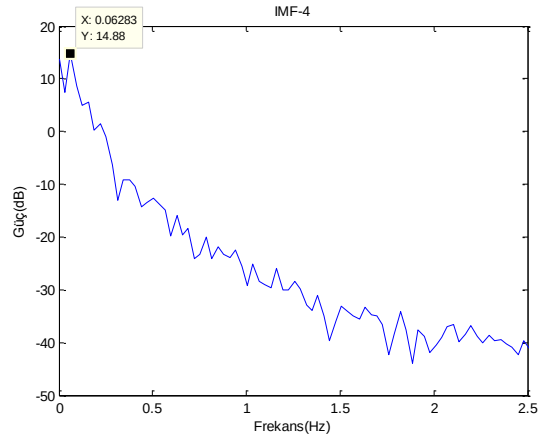
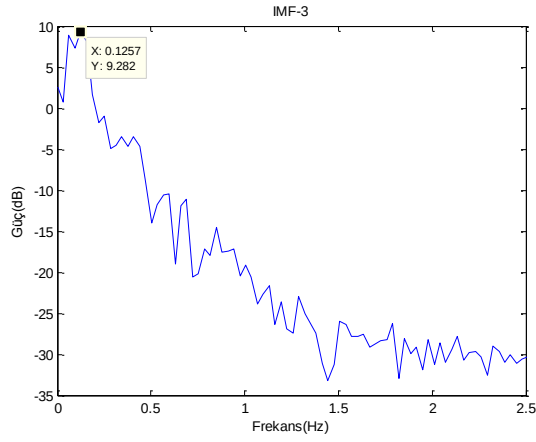
Ham hava akış sinyalinin frekans spektrumu Şekil 6.12 de görülmektedir. Burada en güçlü hava akışı sinyal frekans komponentlerinin 0-0.5 HZ civarında toplandığı görülmektedir. Yetişkin bir insan dakikada 10 ila 30 kez nefes alıp vermektedir. Bu sinyalin ana komponentlerinin 0.1 Hz ile 0.5 Hz arasında olduğunu göstermektedir.



Şekil 6.12: Ham Hava Akışı Sinyali Frekans Spektrumu

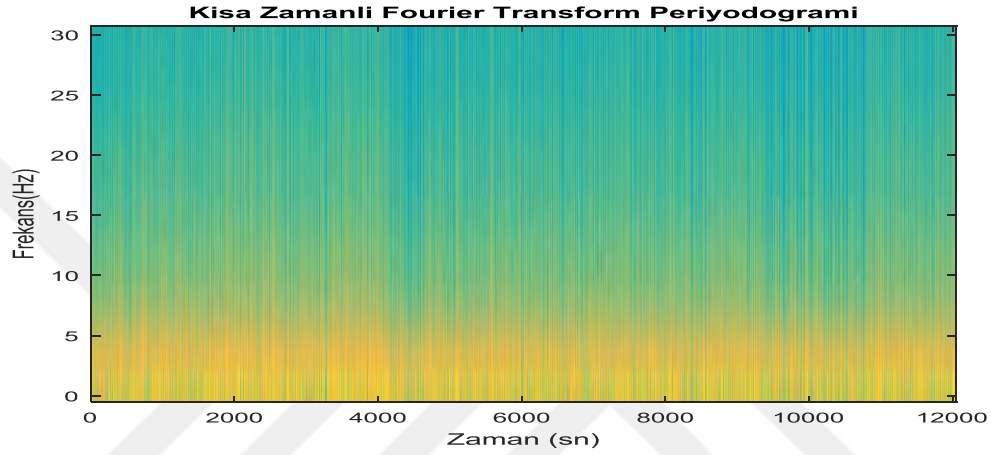
Aşağıda Şekil 6.13 de yer alan figürlerde ise her IMF seviyesi için frekans incelemesi yapılmıştır. Burada her seviyede yüksek frekans komponentinin belli bir kurala göre azaldığı görülmektedir.





Şekil 6.13: EMD ile Oluşturulan IMF Fonksiyonlarının Frekans Spektrumları

Şekil 6.13'te Hava akışı farklı frekans seviyelerine IMF fonksiyonları ile ayrıştırıldıktan sonra, her fonksiyonun ayrı ayrı kısa zamanlı frekans dönüşümü alınır. KZFD üst üste binme olmadan gerçekleşmiştir. Şekil 6.14 de KZFT periyodogramı görülmektedir. Burada sarı olan alanlar güç yoğunluğu fazla olan, yeşil olan alanlar ise güç yoğunluğu az olan alanlardır. Burada apne anlarında güç yoğunluğunun azaldığı görülmektedir.



Şekil 6.14: Kısa Zamanlı Fourier Transform Periyodogramı

Kısa zamanlı frekans dönüşümünden elde edilen güç spektral yoğunluk örüntüsü yapay sinir ağları için girdi oluşturur. Farklı IMF değerleri için Tablo 6.2'deki yapay sinir ağları sınıflandırma performans değerleri oluşmuştur. Şekil 6.12 den hava akışı sinyalinin frekans bileşenlerinin IMF-1 ile 6 arasında arasında yoğunlaştığı görülmektedir. Tablo 6.2 de görüldüğü gibi IMF-4 ve 5 de en iyi sonucun alınması hava akışının doğal frekansının diğer yüksek frekans bileşenlerinden ayrıştırılmasındandır.

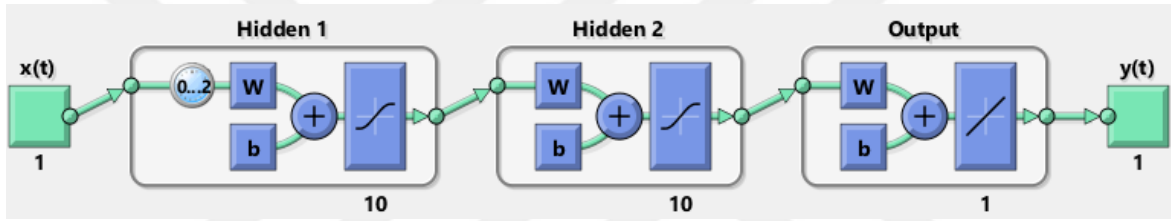
IMF	Tespit Performansı
1	87.1
2	87.8
3	88.4
4	88.1
5	88.1
6	88.0
7	85.7
8	82.5

Tablo 6.4: Yapay Sinir Ağı IMF Apne Tespit Performansı

Ampirik kip ayrıştırma ile sinyal temizleme yöntemi hava akışı sinyaline, hava akışı alanı özneliği öncesinde de uygulandığında, KZFD ile aynı IMF seviyelerinde benzer sonuçlar elde edilmiştir. Hava akışı alanı sonucu en yüksek %88,3 yapay sinir ağı performansı sağlanmıştır.

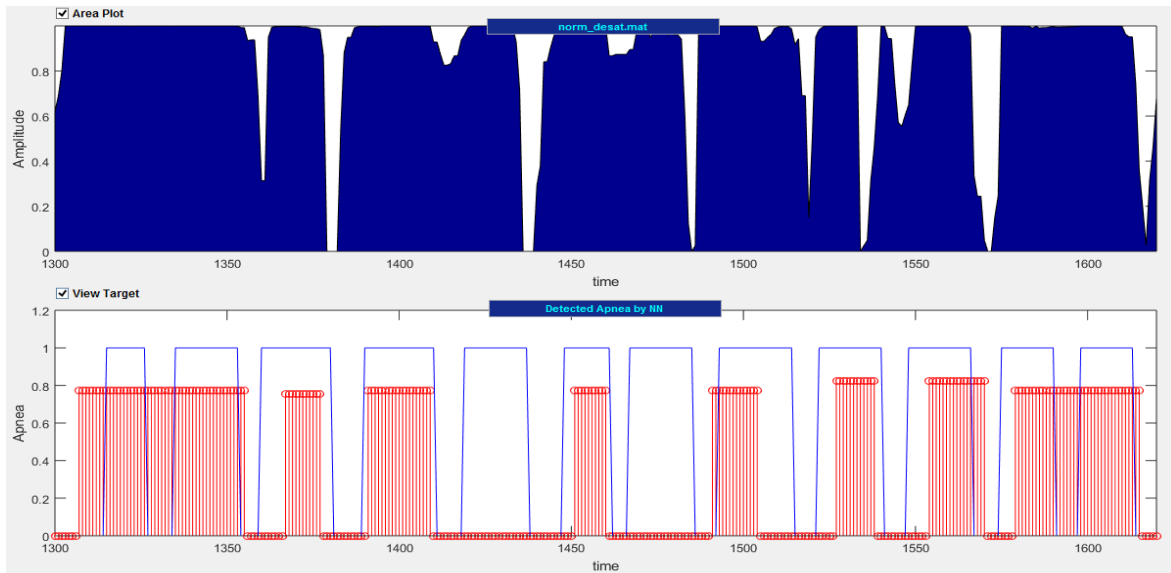
6.2.2. Spo2 Sinyali için Apne Sezimi

Oksijen saturasyonu sinyallerinden çıkartılan desaturasyon özneliği yapay sinir ağlarına giriş olarak verilmiştir. İkili ara katmanda 10'ar tane sinir hücresi kullanılmıştır ve 2 saniye gecikme verilmiştir. Çıkış katmanında ise iki elemanlı hedef vektörü oluşturulmuştur. Bu yapı Şekil 6.15'de gösterilmektedir.



Şekil 6.15: Yapay Sinir Ağları Yapısı

Normalize desaturasyon özneliği kullanılarak eğitilen yapay sinir ağları ile toplamda %68,9 (Şekil 6.17) doğruluk elde edilmiştir. Yapay sinir ağının daha önce görmediği hedefler için test matrisleri oluşturulmuş ve bu hedefler için de yüzde 68,6 doğruluk elde edilmiştir.



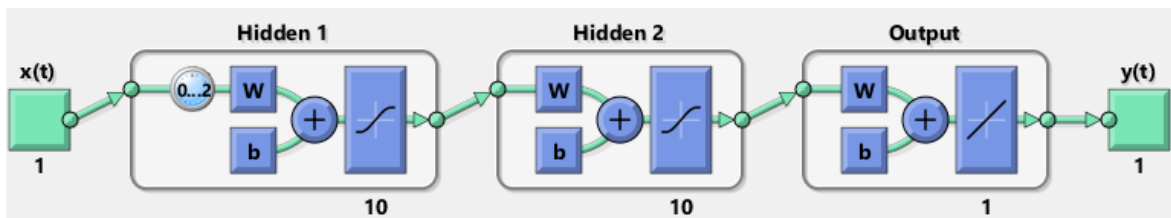
Şekil 6.16: Desaturasyon Özneliği ile Apne Tespiti



Şekil 6.17: Saturasyon Sinyali Karmaşıklık Matrisleri

6.2.3.EKG Sinyali için Apne Sezimi

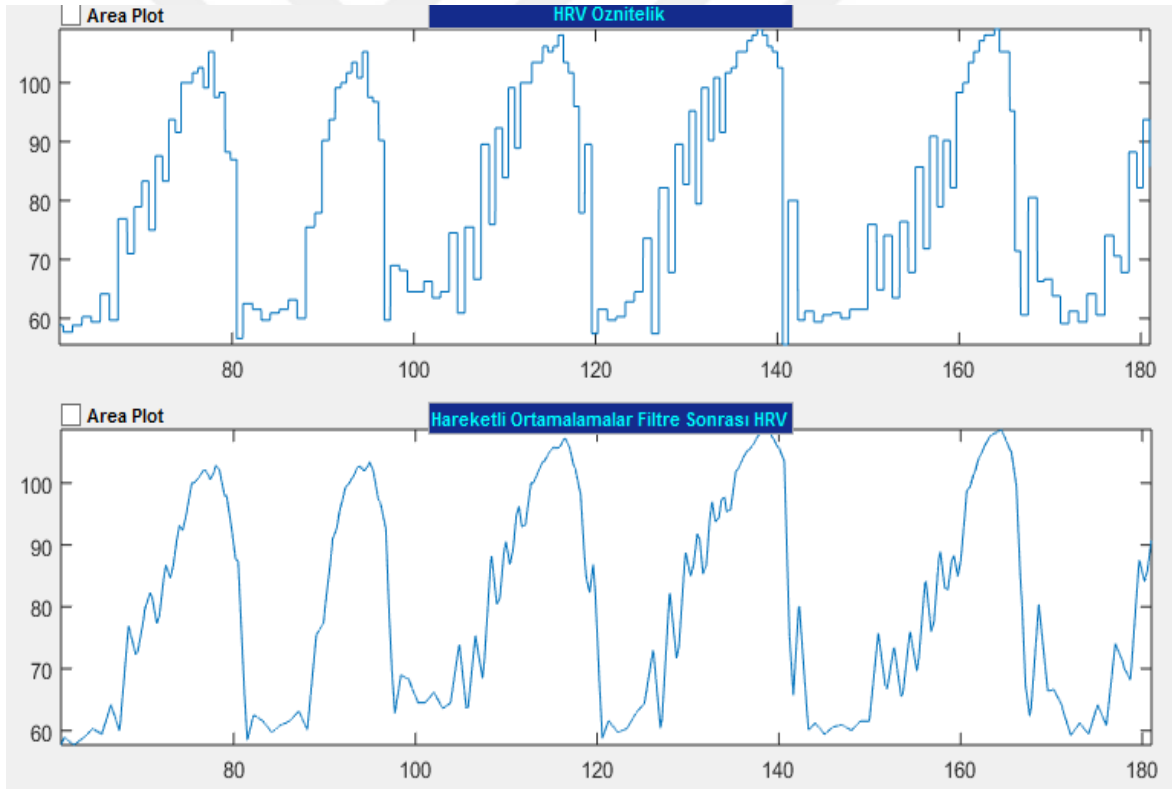
EKG saturasyonu sinyallerinden çıkartılan Kalp Atım Hızı Değişimi özniteliği yapay sinir ağlarına giriş olarak verilmiştir. İkili ara katmanda 10'ar tane sinir hücresi kullanılmıştır ve 2 saniye gecikme verilmiştir. Çıkış katmanında ise iki elemanlı hedef vektörü oluşturulmuştur. Bu yapı Şekil 6.18'de gösterilmektedir.



Şekil 6.18: Yapay Sinir Ağları Yapısı

HRV özniteliği incelendiğinde R-R noktalarındaki hesaplama hataları ya da bazı bozulmalar nedeniyle tepe noktasının tespit edilememesi nedeniyle, HRV sinyalinde anlık değişimler görülmektedir. Bu değişimlerin önüne geçmek ve yapay sinir ağlarına daha anlaşılır bir veri verebilmek için HRV sinyali hareketli ortalamalar filtresinden geçirilmiştir. Şekil 6.19'da üst tarafta filtre öncesi HRV sinyali, altta ise filtre sonrası HRV sinyali bulunmaktadır.

Yapay sinir ağları ile HRV sinyalini kullanarak apne tespitini sadece buradaki patern için değil tüm başka hastalar için yapabilmek için, HRV paternini daha genel bir hale getirerek yapay sinir ağlarının ezberlenmesi engellenmek istenmiştir.



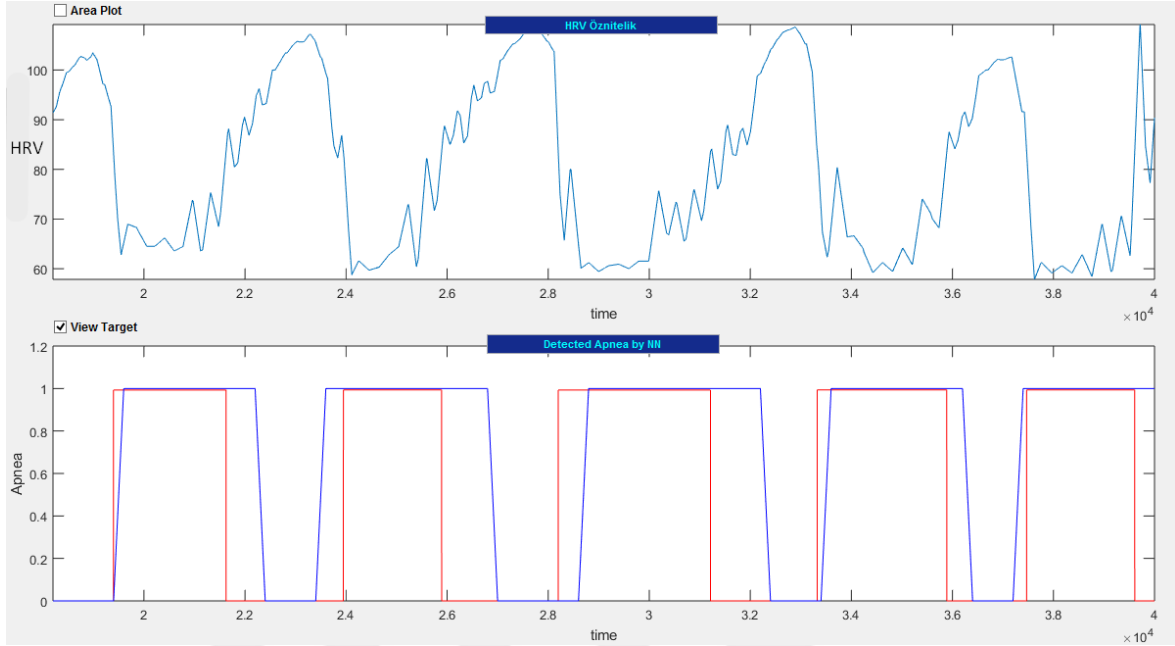
Şekil 6.19: HRV ve Filtrelenmiş HRV Özniteliği

Kalp Atım Hızı Değişimi (Heart Rate Variability-HRV) özniteliği kullanılarak eğitilen yapay sinir ağları ile toplamda %83,9 (Şekil 6.20) doğruluk elde edilmiştir. Yapay sinir ağının daha önce görmediği hedefler için test matrisleri oluşturulmuş ve bu hedefler için de yüzde 82,5 doğruluk elde edilmiştir.



Şekil 6.20: EKG Sinyali Karmaşıklık Matrisleri

Sonuçları görselleştirmek için MATLAB yazılımında oluşturulan Yapay Sinir Ağları Tespit ve Analiz Aracı kullanıcı arayüzü kullanılmıştır. Şekil 6.21'deki üsteki figürde EKG sinyalinden elde edilen Kalp Atım Hızı Değişimi (Heart Rate Variability-HRV) özneliği gözlemlenmektedir. Burada kalp atım hızının yüz üzerine çıktığı yerler, hastanın solunumunun 10 saniye boyunca durduğu apne bölgelerini göstermektedir. Fakat nefes durduktan birkaç saniye sonra kalp atımı hızlandığı için biz burada apnelerin daha gecikmeli olarak gösterildiğini görüyoruz. Altteki figürde ise tespit edilen apneler kırmızı renk ile gösterilirken, hedef vektörleri mavi renk ile gösterilmiştir. Bu örnek için apne olan tüm bölgelerde hedef vektörü ile benzer zamanlı olarak yapay sinir ağı tarafından apne tespitinin başarılı bir şekilde yapıldığı görülmektedir.

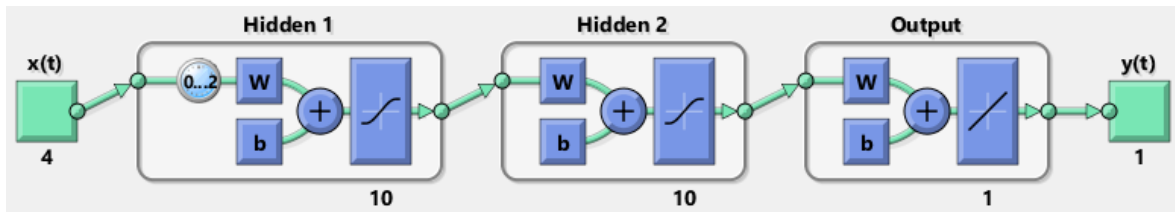


Şekil 6.21: HRV Özniteliği ile Apne Tespiti

6.2.4. Çok Girişli Yapay Sinir Ağları ile Apne Sezimi

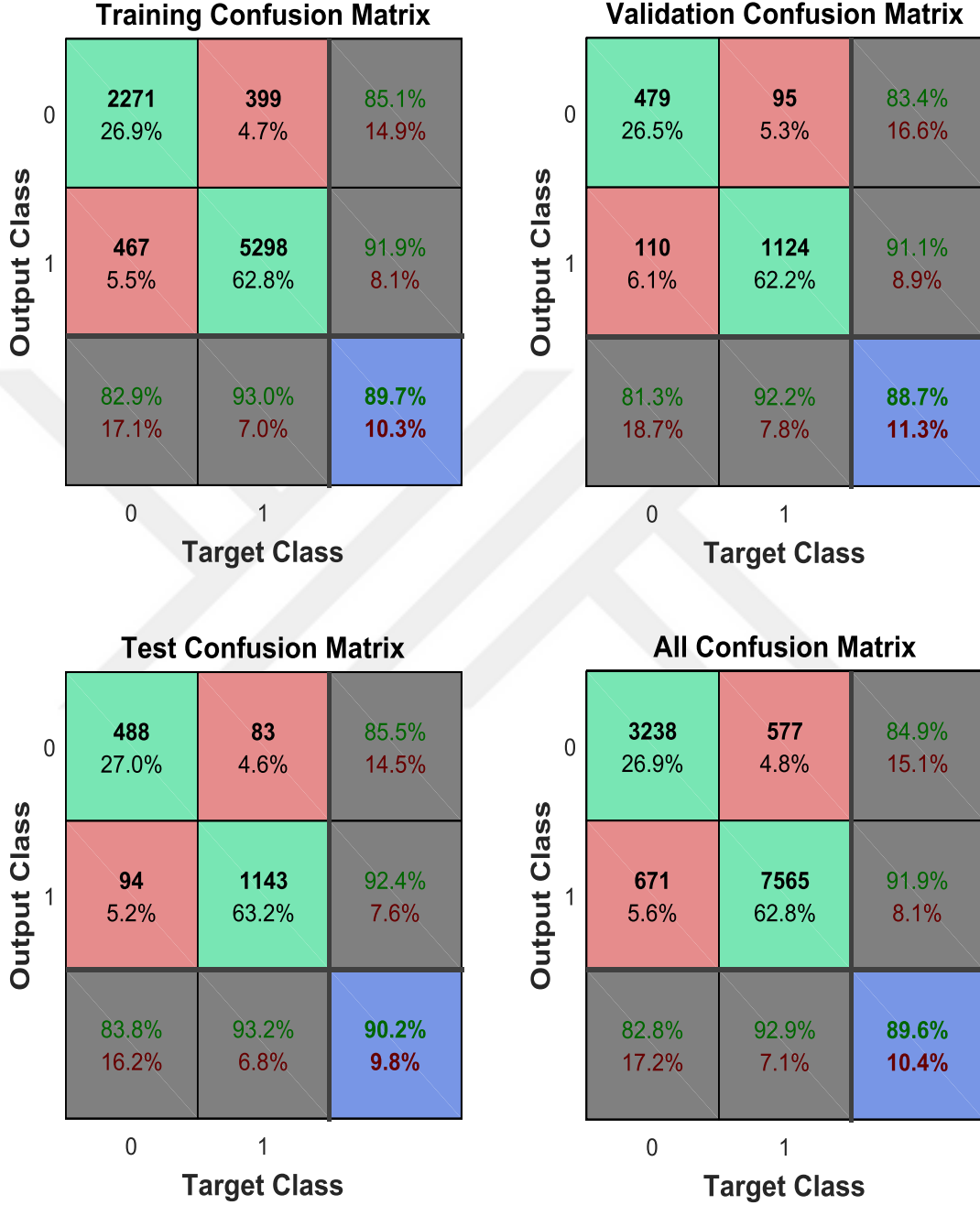
Hava akışı alanı, oksijen desaturasyon ve HRV sinyali yapay sinir ağlarına giriş katmanı olarak verilmiştir. İkili ara katman da yine 2 saniye gecikme ile 10'ar sinir hücresi kullanılmıştır ve çıkış katmanı içinde iki elemanlı bir hedef vektörü oluşturuldu.

Yapay sinir ağları girişine, Şekil 6.22'deki yapıda hava akışı sinyalinden üretilen hava akışı alanı ve standart sapması öznitelikleri, oksijen saturasyonundan elde edilen desaturasyon ve EKG sinyalinden elde edilen HRV özniteliği verildi.



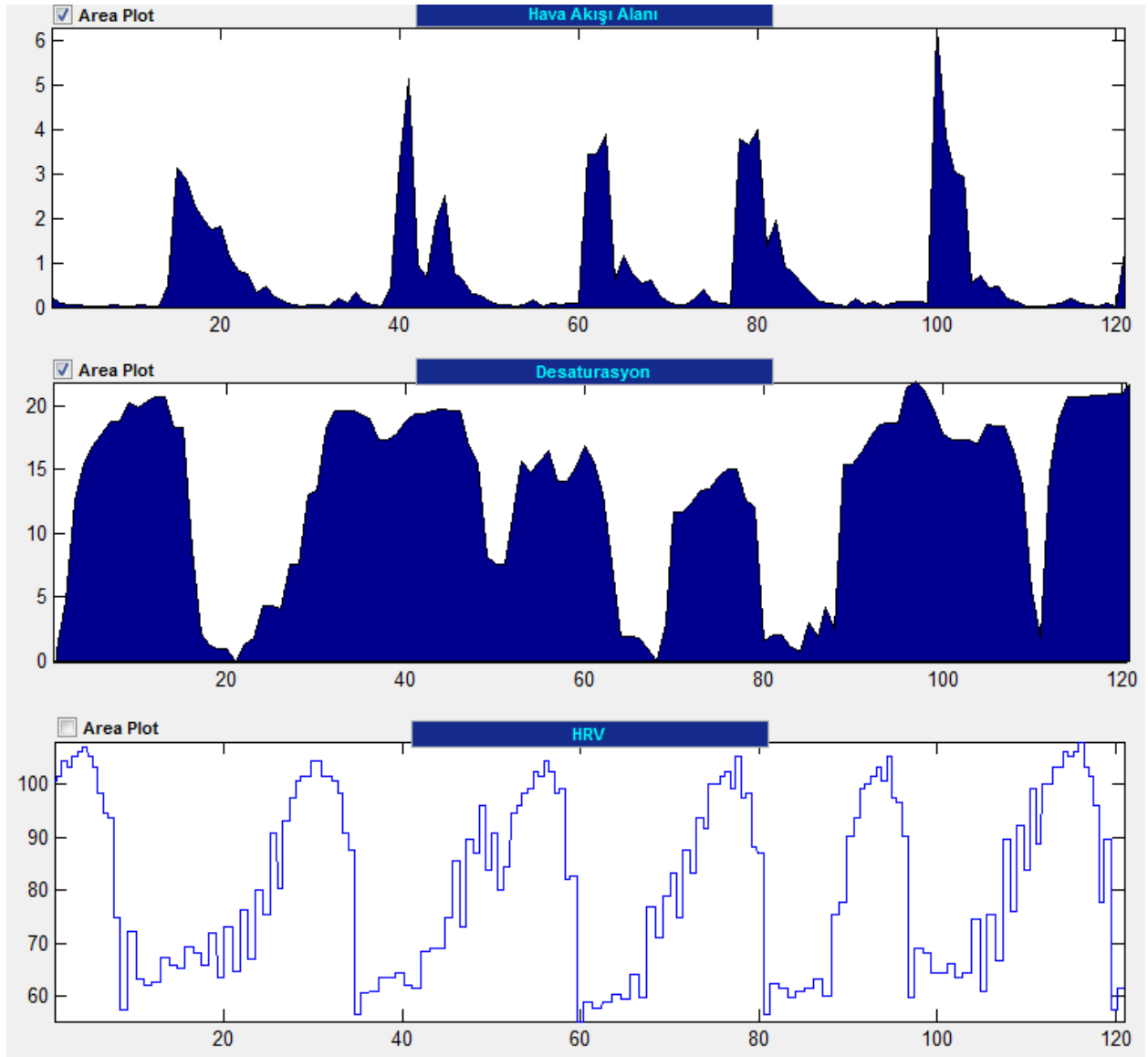
Şekil 6.22: Yapay Sinir Ağları Yapısı

Her sinyalden ayrı ayrı elde edilen öznitelikler birlikte değerlendirilip, yapay sinir ağlarına giriş olarak birlikte verildiğinde sonuçların, her sinyalin bireysel sonuçlarından daha iyi olduğu görüldü.



Şekil 6.23: Çok Girişli YSA için Karmaşıklık Matrisleri

Yapay sinir ağlarına uygulanan sinyalle için bir bölüm Şekil 6.24’de verilmiştir. Burada ilk figür hava akışı alanı özneliliğini, ortadaki figür desaturasyon özelliğini, son figür ise HRV değişimini göstermektedir.



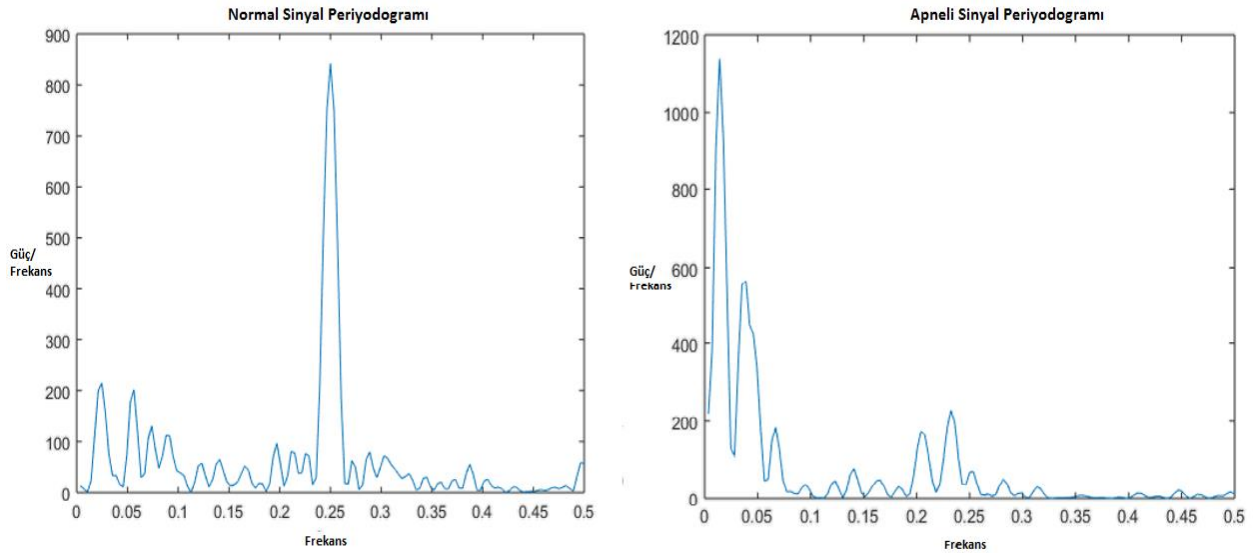
Şekil 6.24: Eş zamanlı Hava Akışı, Desaturasyon ve HRV Öznitelikleri

Apne ve hipopne olayında solunumun durması sonucu, ciğerlere temiz hava gitmez, kandaki oksijen seviyesi düşer, dolayısıyla desaturasyon seviyesi Şekil 6.24'de ikinci figürdeki gibi yükselir. Kandaki oksijen miktarının azalması sonucu kalp daha hızlı çalışır ve sonrasında kalp atım hızı yükselir.

Yukarıdaki şekilde iki dakikalık bir sinyal boyunca üç sinyalin apne anındaki verdikleri tepkileri aynı yerde görebilmekteyiz. Hava akışı alanı genliğinde azalma başladıktan birkaç saniye sonra saturasyon ve kalp atım hızındaki değişimleri görebilmekteyiz.

6.3.LOMB TRANSFORM FONKSİYONU İLE APNE SEZİMİ

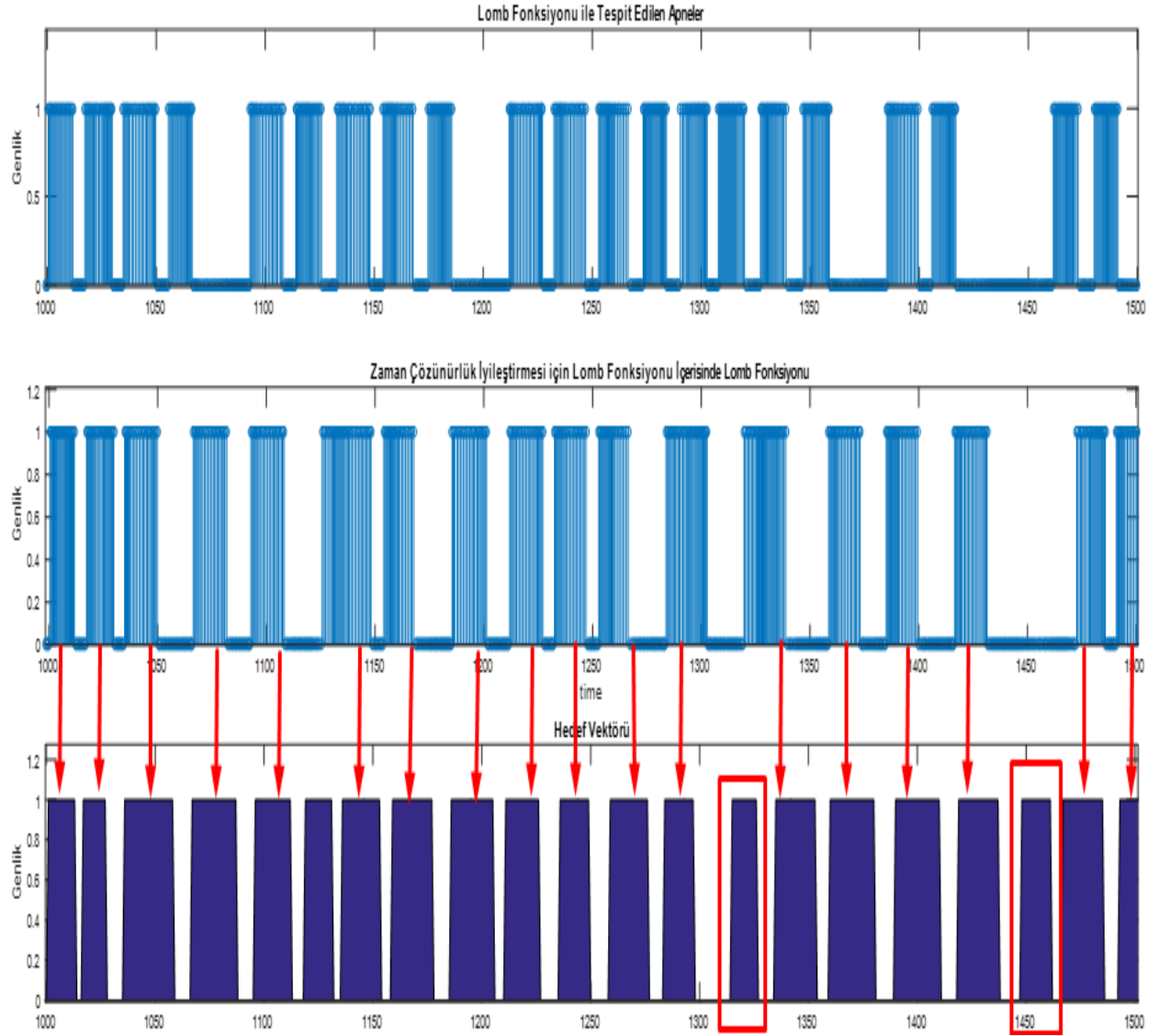
Genel olarak düzgün örneklenmemiş verilerin analizi için yaygın kullanılan yöntemlerden biri olan Lomb Transformunu ile bu bölümde HRV sinyalinden apne sezimi yapılmaktadır. Toplamda 5 saatlik veri içinde 459 tane apne ve hipopne olayı barındıran bir sinyal ile çalışılmıştır. Önce EKG sinyalinden Kalp Atım Hızı Değişimi (Heart Rate Variability-HRV) çıkarımı yapılmaktadır. Daha sonra elde edilen HRV sinyali 30 saniyelik pencerelere bölünmüştür. Literatürde pencere aralığını 1 dakika veya birkaç dakika alındığı görülmüştür [34], [35]. Burada apne süreleri arası mesafe az olduğu için birçok deneme sonunda 30 saniyenin en iyi performans verdiği gözlemlenmiştir. 30 saniyelik pencerelerin her birinin 0-0.5 Hz ve 0-0.04 Hz (apne aralığı gücü) deki güçleri hesaplanmıştır (Şekil-25). Apne aralığı gücü, hesaplanan toplam gücün yüzde ellisinden fazla olduğu pencereler apne olarak değerlendirilmiştir.



Şekil 6.25: Normal ve Apneli Sinyal Lomb-Scargle Periyodogramları

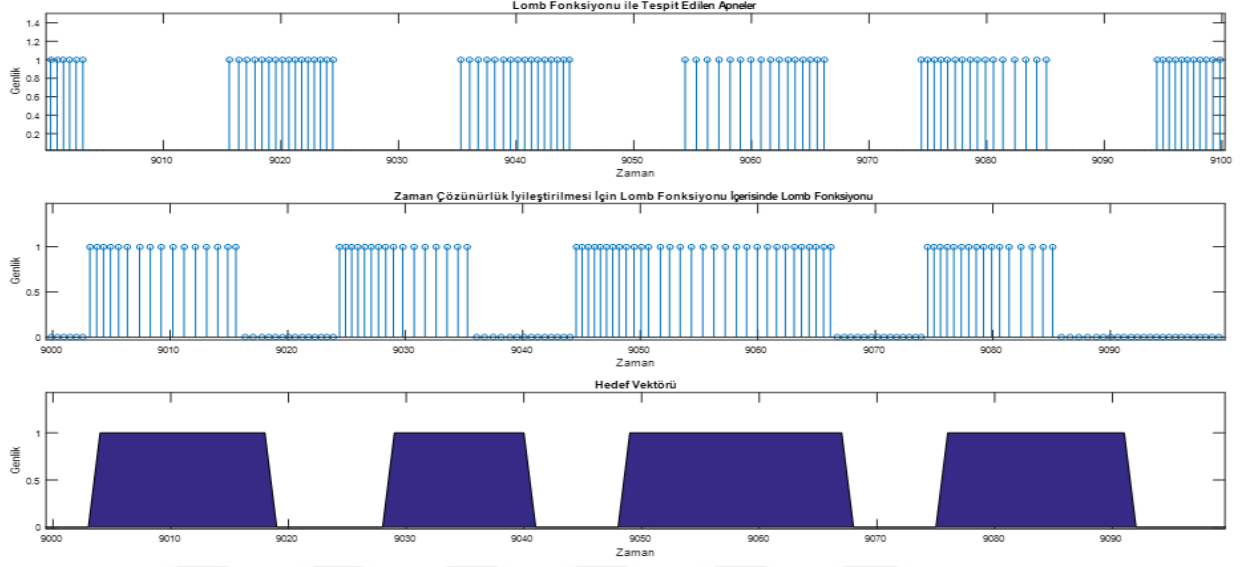
Apne zaman doğruluğunu artırmak için apne tespit edilen pencereler 15'er saniyelik iki alana daha bölünmüştür. Her pencerenin kendi içerisinde, yukarıda anlatılan işlemler tekrar edilerek apnenin ilk veya ikinci kısımda olduğu yine 0-0.4Hz arası güç yoğunluğunu karşılaştırarak tespit edilmeye çalışılmıştır. Bu aralıkta güç yoğunluğu fazla olan tarafta apne işaretlemesi yapılmıştır. Şekil 6.26'da Lomb fonksiyonu ile apne tespiti gösterilmektedir. İlk iki apne Lomb fonksiyonu tarafından yanlış değerlendirilmiş

gözüküyor. Burada 30 saniyelik pencerelerden kaynaklı çözünürlük kaybından dolayı apneler tam olarak hedef vektörü ile aynı noktalara oturmamakta fakat çok benzer aralıklarda apne tespiti yapılmaktadır. Şekil 6.22’de İlk figürde Lomb fonksiyonu ile tespit edilen alanlar, ortadaki figürde yapılan zaman iyileştirmesi, en alttaki figürde ise hedef vektörü görülmektedir.



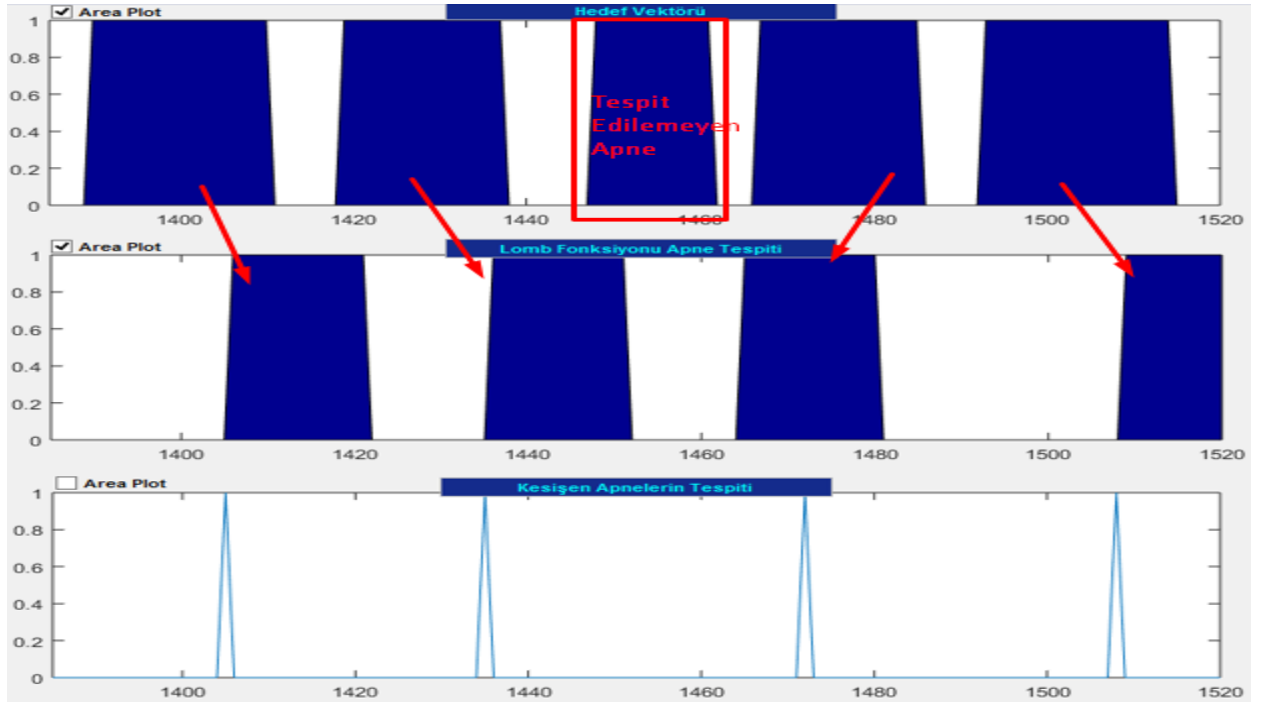
Şekil 6.26: Lomb Fonksiyonu ile Apne Tespiti

Şekil 6.27’de, Şekil 6.26’nın yakınlaştırılmış hali görülmektedir. Burada içi içe Lomb fonksiyonunun uygulanması ile apne bölgelerinin hedef vektörüne göre nasıl düzeltildiği daha net gözükmemektedir.



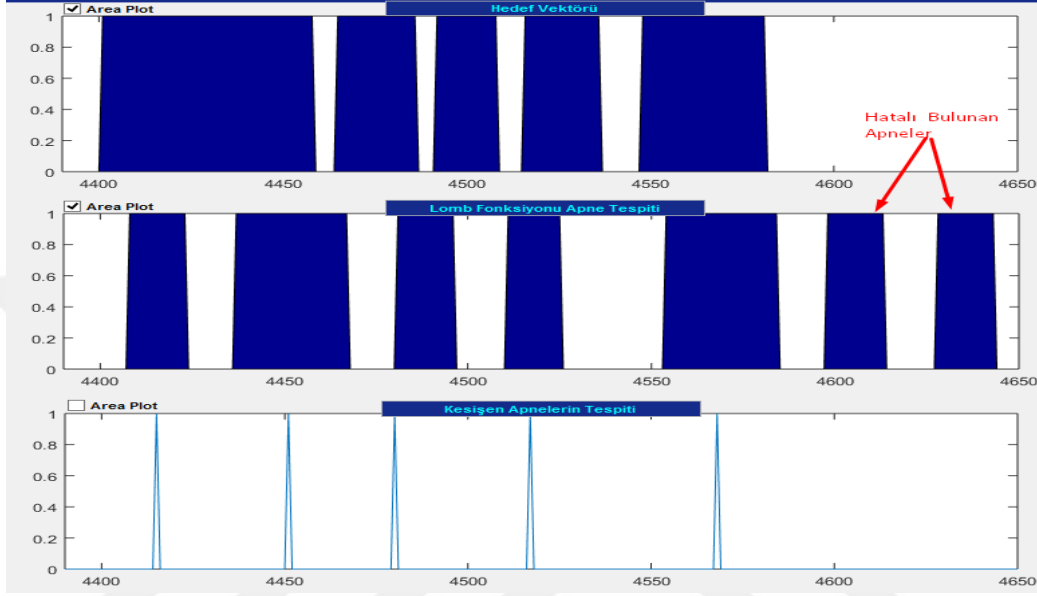
Şekil 6.27: İç içe Lomb Fonksiyonu ile Apne Zaman Çözünürlüğü İyileştirilmesi

Şekil 6.28’de en üstteki figürde hedef vektörü, ortadaki figürde lomb fonksiyonu ile tespit edilen apneler, en alttaki figürde ise hedef vektörü ile lomb fonksiyonunun kesiştiği anda elde edilen apneler gösterilmektedir. Burada 5 tane apneden 1 tanesinin tespit edilemediği diğerlerinin doğru şekilde işaretlediği görülmektedir.



Şekil 6.28: Hedef Vektörüne Göre Apne Tespit Noktaları- Eksik Tespit

Şekil 6.29’de ise 5 tane apne doğru şekilde tespit edilmiş fakat hedef vektöründe yer almayan 2 tane apne tespit edilmiştir. Bu apnelerin hedef vektörü ile kesişen apnelere (doğru pozitif oranına) dâhil edilmediği gösterilmektedir.



Şekil 6.29: Hedef Vektörüne Göre Apne Tespit Noktaları-Yanlış Tespit

Lomb transform fonksiyonu ile toplamda 5 saatlik veriden elde edilen 30 saniyelik 600 pencere apne değerlendirilmesi yapılmıştır. Veri setinde yer alan 459 tane apneden 436 tane apne tespit edilmiştir. Bu apnelerin doğruluğu hedef vektörü ile karşılaştırıldığında 410 tanesinin doğru olarak tespit edilirken, 26 tanesinin yanlış tespit edilmiştir.

Buradan Lomb fonksiyonunun apne bulma yüzdesi;

$$\text{Doğru Pozitif Oranı} = \frac{\text{Doğru Pozitif}}{\text{Gerçek Pozitif}} = \frac{410}{459} \times 100 = \%89,3 \quad (6.11)$$

$$\text{Yanlış Pozitif Oranı} = \frac{\text{Yanlış Pozitif}}{\text{Gerçek Negatif}} = \frac{26}{141} \times 100 = \%18,4 \quad (6.12)$$

$$\begin{aligned} \text{Doğruluk Oranı} &= \frac{(\text{Gerçek Pozitif} + \text{Gerçek Negatif})}{\text{Tüm Veri}} = \frac{(115 + 410)}{600} \times 100 \\ &= \%87,5 \end{aligned} \quad (6.13)$$

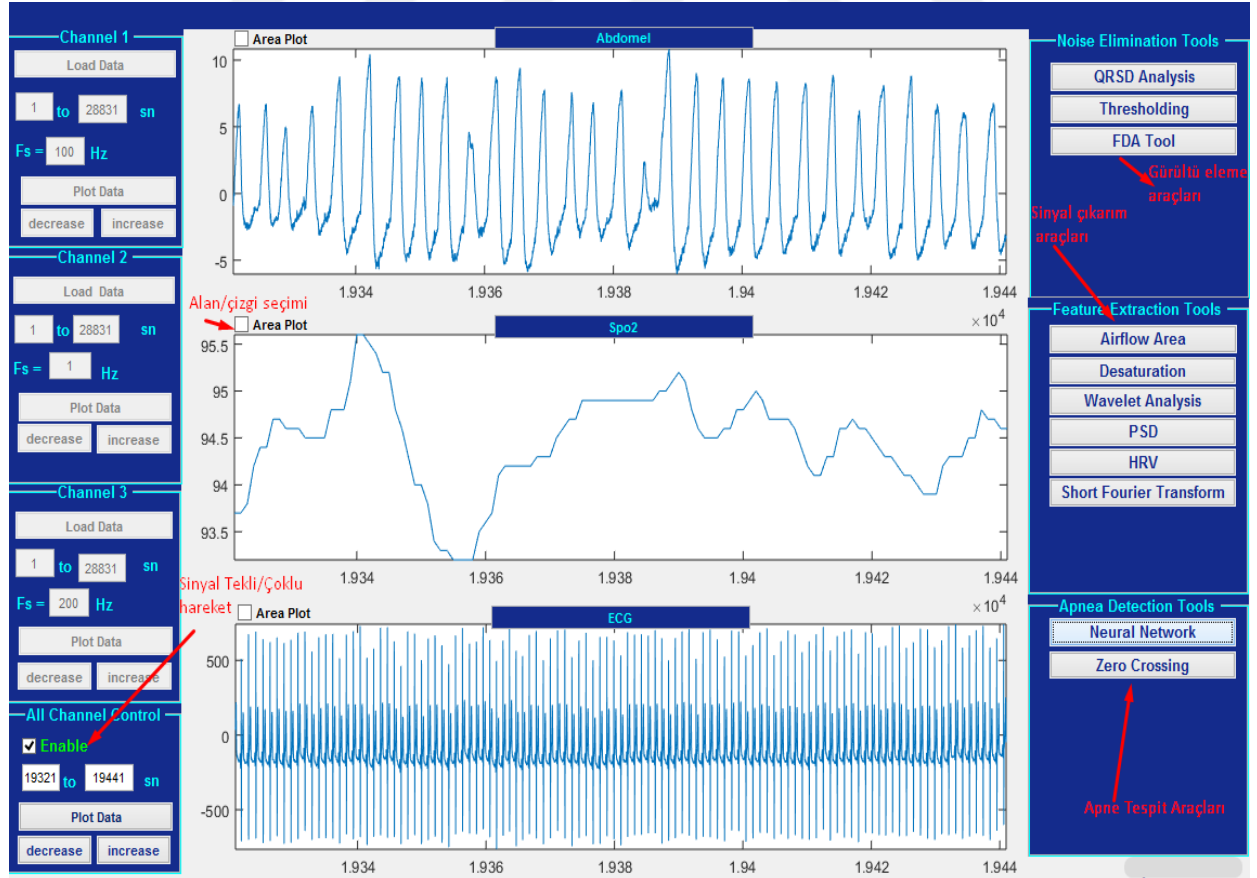
olarak hesaplanmıştır. Burada apne anları “pozitif” olarak değerlendirilmiştir.

6.4. APNE TESPİT ve ANALİZ ARAYÜZÜ

Uyku hastanelerinde tüm gece veri toplandıktan sonra gün içerisinde uzman kişi tarafından skorlanır. Bu skora işlemi için PSG cihazının analiz aracı kullanılır. Apne ve hipopne tespiti aynı anda çok sayıda sinyalin birlikte incelenmesi ve değerlendirilmesi ile yapılmaktadır.

Buradan esinlenerek, bu çalışmada da bir apne analiz aracı tasarlanmıştır. Bu arayüz MATLAB ortamında oluşturulmuştur. Apne analiz aracı arayüzü, uyku hastanesindeki analiz aracından farklı olarak, temel seviyede gürültü eleme, öz nitelik çıkarma ve otomatik apne tespiti gibi özelliklere sahiptir.

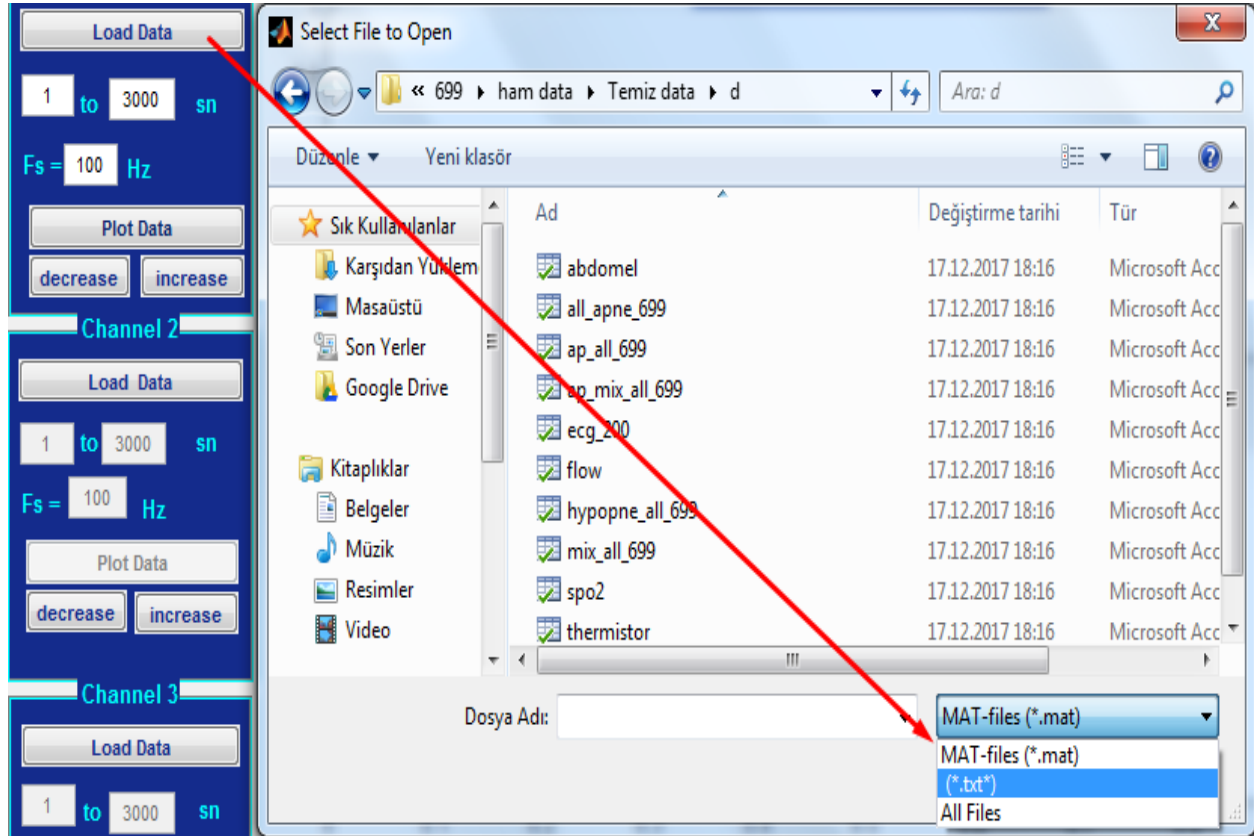
Ayrıca analiz aracı ileride yeni özellikler eklenebilecek şekilde geliştirilmiştir. Şekil 6.30'da analiz aracının genel özellikleri gösterilmektedir. Arayüze yüklenen üç sinyal alt alta sergilenmektedir.



Şekil 6.30: Polisomnografi Sinyalleri Analiz Aracı Kullanıcı Arayüzü

Apne analiz arayüzünde 3 adet sinyal senkron/asenkron olarak istenilen örnekleme hızında oynatılabilir. Kullanıcı veriyi çizdirip, incelemek istediği aralığı girdikten sonra, “increase” ve “decrease” butonları ile sinyali sağa veya sola kaydırabilir.

Sinyaller Şekil 6.31’deki gibi “Load Data” butonu ile “.mat” ya da “.txt” formatında yüklenebilmektedir.



Şekil 6.31: Sinyal Yükleme

Diğer oluşturulan tüm araçlar bu arayüzden çağrılmaktadır.

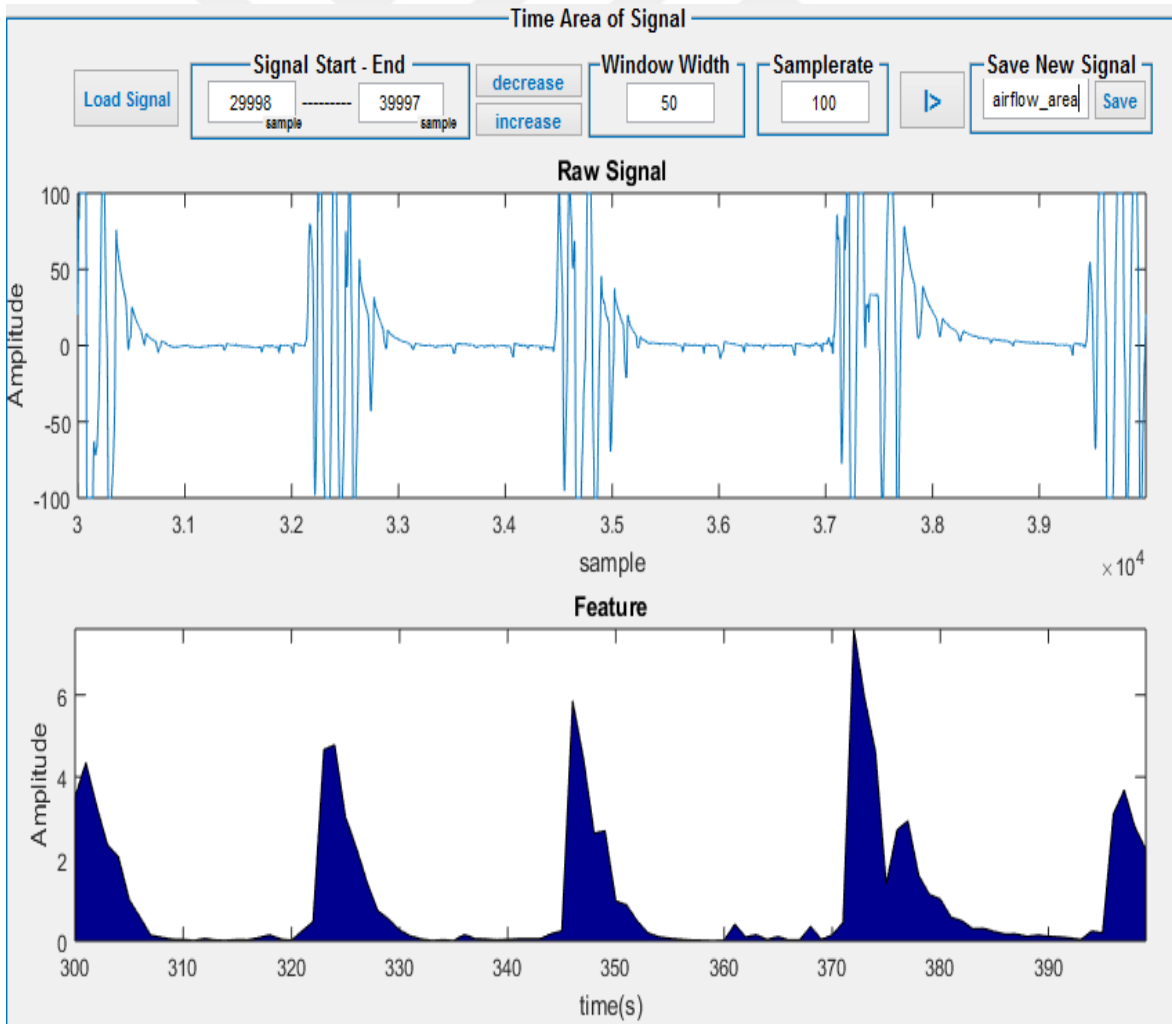
Öznitelik çıkarımı apne tespiti için en kritik bölümdür. Eğer yapay sinir ağlarına verilen öznitelikler yeterli sayı ve özgünlüğe sahip ise sinir ağı, daha sonradan tanımadığı sinyallere de o kadar doğru yanıt verecektir.

Sinir ağına verilecek öznitelikler bu analiz programı ile üretilebilmekte ve detaylı olarak incelenebilmektedir. Mevcut öznitelikler, bölüm 6.1 de anlatılan Hava akışı alanı, oksijen desaturasyon ve kalp atım hızı değişimi tespittir.

Hava Akışı Öznitelik Çıkarımı Arayüzü:

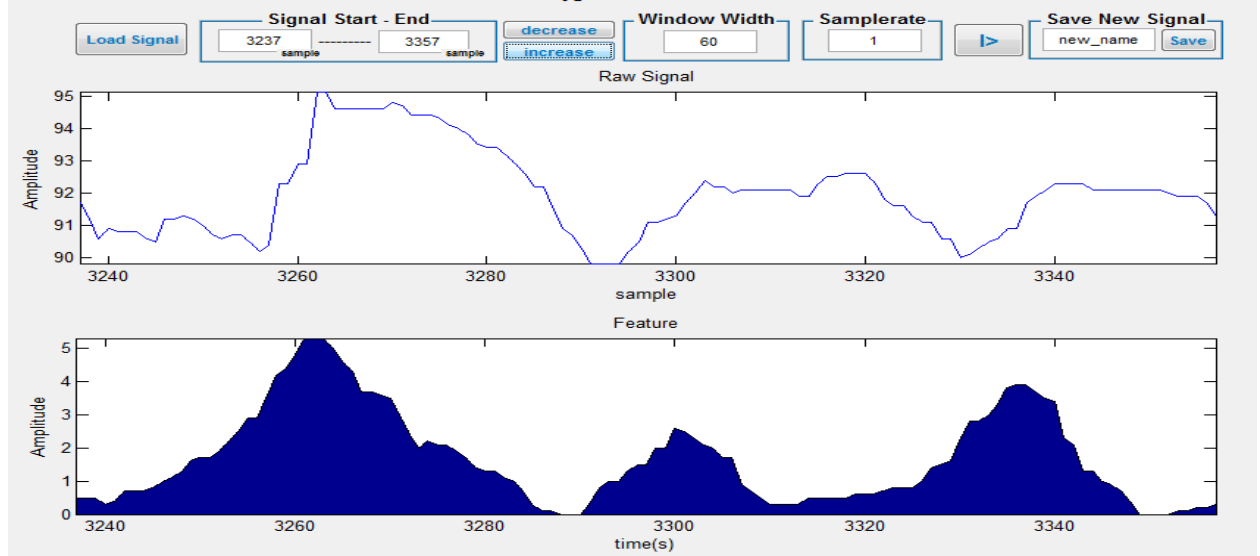
Şekil 6.32'deki arayüzde hava akışı sinyali için değişken özelliklere sahip öznitelik çıkarımları yapılabilir. Genel arayüzde olduğu gibi sinyal "Load Signal" butonu ile ".mat" ya da ".txt" formatında yüklenebilmektedir.

Hava akışı alanı özniteliğini oluştururken pencere aralığı en önemli parametrelerden biridir. En uygun pencere aralığını bulmak için önce sinyalin örnekleme hızı girilmelidir. Daha sonra bu araç ile farklı pencere aralıklarında denemeler yapılmakta ve uygun olduğu düşünülen öznitelik "save" butonu ile kayıt edilerek apne analizi için hazır hale getirilmektedir. Şekil 6.24 ve Şeki.6.25'deki öznitelik çıkarım araçları da aynı yeteneklere sahiptir.



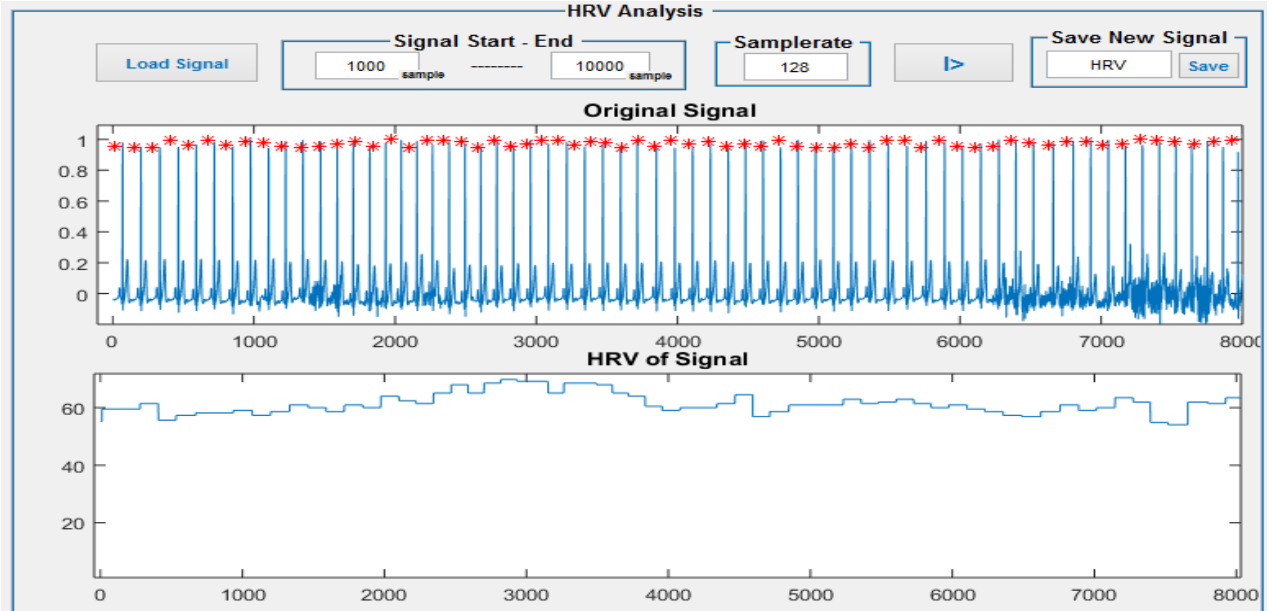
Şekil 6.32: Hava Akışı Alanı Öznitelik Çıkarımı

Şekil 6.33'de üst tarafta yer alan figürde saturasyon sinyali görülmektedir. Bu sinyalden çıkarılan desaturasyon özneliği alttaki figürde yer almaktadır. Desaturasyon sinyali oksijen saturasyon sinyalinin arttığı yerlerde artmaktadır.



Şekil 6.33: Desaturasyon Öznelik Çıkarımı

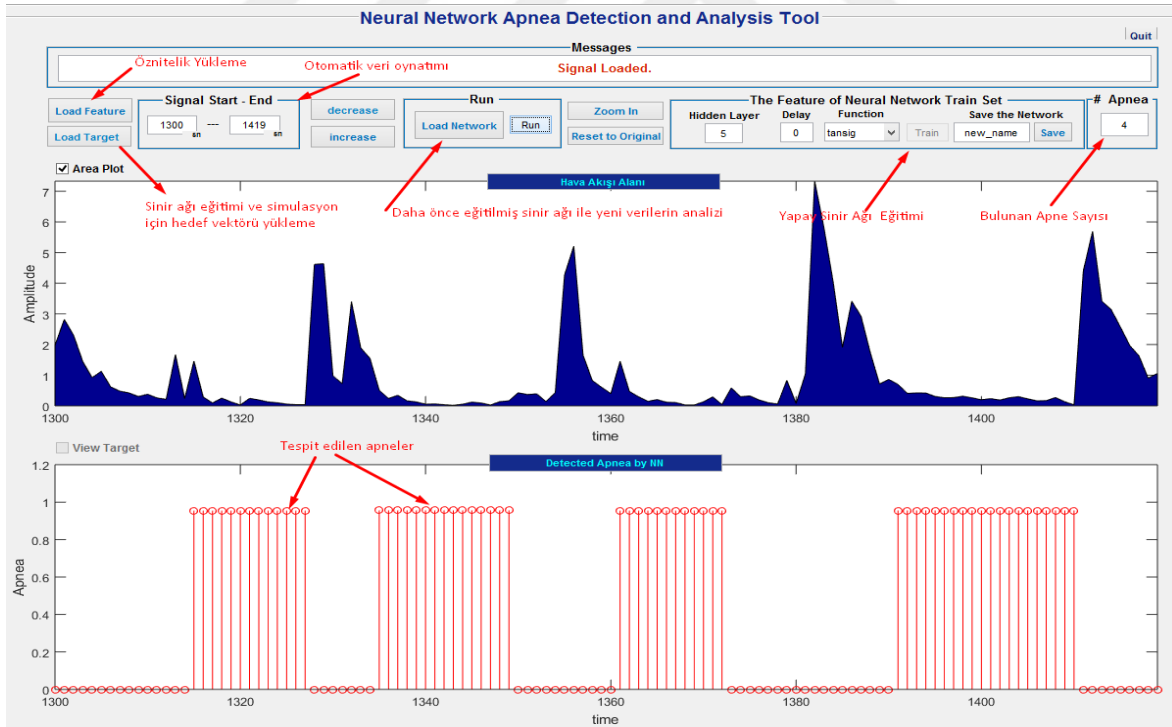
Şekil 6.34'de ise üst tarafta EKG sinyali Pan Tomkins algoritması sonucu işaretlenmiş tepe noktaları, alt tarafta ise bu noktalar kullanılarak oluşturulmuş Kalp Atım Hızı Değişimi (Heart Rate Variability-HRV) görülmektedir.



Şekil 6.34: Kalp Atım Hızı Öznelik Çıkarımı

Şekil 6.35’de görülmekte olan Yapay Sinir Ağı Apne Tespit ve Analiz Aracı bu tez çalışmasında oldukça etkili bir şekilde kullanılmıştır. Öznitelik çıkarımı yapılan bir sinyalin hedef vektörü yüklenerek eğitimi istenilen aktivasyon fonksiyonuna göre yapılırken, daha sonra bu yapay sinir ağı kullanılarak yapay sinir ağının performansı incelenmesi bu analiz aracı ile mümkündür. İstenilen performans elde edilene kadar birçok deneme kod karmaşasından uzakta, daha kullanıcı dostu bir ekranda çalışılmaktadır.

Burada önceki arayüzlere benzer şekilde “Load” butonları ile öznitelik, sinir ağı veya hedef vektörü yüklemesi yapılmaktadır. Daha sonra bu vektörler kullanılarak yapay sinir ağının daha detaylı analizi yapılabilinmektedir. Arayüze yüklenen yapay sinir ağı ile yüklenen öznitelik istenilen zaman aralığında oynatılarak sinir ağının performansı görselleştirilmektedir. Ekranda kaç apne bulunduğu, eğer hedef vektörü de yüklenmiş ise ve göster seçeneği seçilmiş ise hedef vektörü ile birlikte sergilenmektedir.



Şekil 6.35: Yapay Sinir Ağı Apne Tespit ve Analiz Aracı

Bu arayüzler dışında apne sinyallerini daha detaylı incelemek için daha önceki çalışmalarda yapılan gürültü eleme ve wavelet çalışmaları da Şekil 6.30’da görüldüğü üzere arayüze eklenmiştir.

7. SONUÇLAR

Yapay sinir ağları doğrusal dağılmamış bir veri setinin sınıflandırmasında yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu tezde hava akışı alanı, oksijen desaturasyonu ve kalp atım hızı değişimi özelliklerini yapay sinir ağlarının çerçevesinde uyku apne tespit edilmesi amacına uygun çözümleme çalışması yapılmıştır.

Bu amaçla öncelikle polisomnografi cihazından yada taşınabilir Apne cihazlarından gelen ham verinin üzerine çeşitli nedenler ile binmiş olan gürültülerin temizlenmesi gerekmektedir. EKG sinyalini temizlemek ve QRS sezimi gerçekleştirmek için Pam Tompkins algoritması kullanılmaktadır. Elektrot oynamaları nedeniyle sinyal üzerinde oluşan ve EKG verisinin kaybolmasına neden olan olaylar ise eşikleme algoritması ile temizlenmektedir.

Hava akışı verisi üzerine binen düzenleyici gürültü ise Ampirik Kip Ayırıştırma ile temizlenmektedir. EMD, hava akışı sinyali içinde yüksek ve düşük frekanslı bileşenler içeren bir sinyali IMF (Intrinsic Mode Function) denilen fonksiyonlara ayırıştırılmaktadır. Bu ayırıştırmayı Wavelet Dönüşümünden farklı olarak dinamik olarak yapmaktadır [36]. Bu çalışmada hava akışı sinyali temizlemede bu nedenle Wavelet yerine EMD tercih edilmiştir.

Sinyal temizleme işleminin ardından öznitelik çıkarılmaktadır. Hava akışı sinyali için hava akışı alanı ve kısa zamanlı fourier dönüşümü öznitelikleri çıkartılmıştır. Saturasyon için Desaturasyon miktarı özniteliği kullanılırken, EKG için Kalp Atım Hızı Değişimi (Heart Rate Variability-HRV) özniteliği çıkartılmıştır ve bunlar yapay sinir ağlarına girdi olarak verilmiştir.

Bu çalışmada amaç apne hastasına polisomnografi gibi standart ancak daha karmaşık testlerin gerekliliğine karar verecek, ön tarama amaçlı taşınabilir kayıt cihazları ile fizyolojik sinyalleri inceleyerek en iyi veri setini sınıflandırmaktır. Bu nedenle yapay sinir ağlarına sinyaller önce ayrı ayrı daha sonra hepsi birlikte uygulanarak sınıflandırma performansları Tablo 7.1'e kayıt edilmiştir.

Eğitimde toplam 459 apne aralığı kullanılmıştır. Doğrulama, aynı eğitim veri setiyle yapılır ve test veri seti ham verilerin %15'ine ayarlanmıştır. Test setinde seçilen ağ yapılarının sınıflandırma performansı değerlendirilmiştir.

Sinyal	Hava Akışı Sinyali	Oksijen Saturasyonu	EKG Sinyali	Tüm Sinyaller
Doğruluk Oranı	%88,3	%68,9	%83,9	%89,6
Doğru Pozitif Oranı	%84,8	%54,8	%76,4	%84,9
Yanlış Pozitif Oranı	%11,7	%28,7	%12,6	%8,1

Tablo 7.1: Farklı Sinyallerin Yapay Sinir Ağları Sınıflandırma Performansı

Tablo 7.1’de ilgili sinyal için yapay sinir ağları ile elde edilen en iyi sonuçlar gösterilmektedir. Bu tabloda hesaplanan toplam doğruluk oranı, doğru negatif ve doğru pozitiflerin toplamının, tüm veriye oranlanmasıyla elde edilmektedir. Doğru pozitif oranı doğru pozitiflerin, gerçek apne olaylarına oranlanmasıyla, yanlış pozitif oranı ise yanlış pozitiflerin, apne olmayan olaylara oranlanmasıyla elde edilmektedir.

Hava akışı sinyali taşınabilir polisomnografi cihazları için ana verileri içermektedir. Hava akışı sinyalinin hava akış özniteliği direk olarak yapay sinir ağlarına giriş olarak verildiğinde en yüksek %87.3 doğru sınıflandırma performansı elde edilmiştir. Bir başka denemede EMD sonrası farklı IMF seviyeleri için bakıldığında, %88,3 doğru sınıflandırma performansı elde edilmiştir. Zaman tabanlı bir öznitelik çıkarımı ile değil de zaman-frekans tabanlı kısa zamanlı fourier dönüşümü (KZFD) ile elde edilen öznitelikler ile yine EMD sonrası IMF seviyelerine göre bakıldığında %88.4 doğru sınıflandırma performansı elde edilmiştir.

Zaman Gecikmeli Yapay sinir ağıları kendisine giriş ve hedef olarak verilen bilgilerden, gizli katmanlar ile sonuç vektörleri üretir. Burada giriş vektörünün doğru tanımlanması oldukça önemlidir. Bununla birlikte, FFT, analizde kullanılan tüm EKG örneklerinin (diğer bir deyişle, tüm RR aralıkları) zamanla eşit aralıklarla yerleştirildiği varsayımına dayanır. Bu, örnekleme aralığının, ortalama RR aralığına eşit olduğu varsayılmaktadır. Düzgün şekilde örneklenmemiş sinyallerde sinyal karakteristiğini incelemek, düzgün olanlara göre daha zordur. Bu sinyallerin periyodiklik karakteristiğini, yani hangi frekanslarda güç yoğunluğunun fazla olduğunu tespit etmek istediğimizde, sinyalin interpolate edilmesi ya da tekrar örneklenmesi gerekmektedir. Fakat bu durum frekansta kaymalara ya da hatalı örneklemelemlere neden olabilir. Düzgün örneklenmemiş verilerin analizi için yaygın kullanılan yöntemlerden biri Lomb-Scargle Periyodogramdır.

Sinyal	Hava Akışı Alanı	EMD ve Hava Akışı Alanı	KZFD	EMD ve KZFD
Doğruluk Oranı	%87,3	%88,3	%80,2	%88,4
Doğru Pozitif Oranı	%83,2	%84,8	%71,1	%84,1
Yanlış Pozitif Oranı	%12,1	%11,7	%17,6	%10,7

Tablo 7.2: Hava Akışı Sinyali Yapay Sinir Ağları Sınıflandırma Performansı

Bu çalışma da yapay sinir ağlarına alternatif olarak Lomb fonksiyonu ile apne tespiti yapılmıştır. EKG sinyalinden elde edilen HRV, üst üste binme olmadan Lomb fonksiyonuna verilmiştir. 30 saniyelik pencerelerin her birinin 0-0.5 Hz ve 0-0.04 Hz (apne aralığı gücü) deki güçleri hesaplanmıştır ve apne işaretlemesi yapılmıştır. Buradan Lomb fonksiyonunun doğru pozitif apne bulma yüzdesi %89.3 olarak hesaplanırken, yanlış pozitif oranı %18.4 ve toplam doğruluk oranı %87.5 olarak hesaplanmıştır.

Çalışmanın devamında ön tarama amaçlı taşınabilir kayıt cihazları ile elde edilen fizyolojik sinyalleri inceleyen ve apne işaretlemesi amaçlı veri eşleşmesi analizi yapan bir yazılım aracı geliştirilmiştir. Apne analiz aracı arayüzü, uyku hastanesindeki analiz aracından farklı olarak, temel seviyede gürültü eleme, öznitelik çıkarma ve otomatik apne tespiti gibi özelliklere sahiptir.

Saturasyon sinyali ile yapılan apne sezimi, hava akışı ve EKG sinyallerine göre daha kötü performans elde edilmiştir. Bu çalışmada apne-hipopne ayrımı yapılmamıştır. Bu ayrım yapılmak istendiğinde saturasyon sinyali daha önemli bir yer tutmaktadır. Burada yapay sinir ağlarının gösterdiği performans, eğer doğru veri setleri ile eğitim yapılırsa apne-hipopne ayrımını da yapabileceğini göstermektedir.

Sonuç olarak, karmaşık PSG test ölçümlerine bağımlılığın azaltılması için, bu ölçümleri kullanan yapay sinir ağlarının hastaların uyku apnesi olup olmadığını anlamak için pratik ve yararlı bir tarama testi olduğu görülmektedir. Ayrıca Lomb-Scargle Periyodogram ile elde edilen sonuçlar da umut vaad etmektedir. Çalışmanın amacına uygun gerçekleştirilen uyku apne analiz arayüzü de önemli araç, yöntem, filtre ve ön işleme süreçlerini içeren ve sonuçların uzmanlarca rahat kullanılabileceği bir platform oluşturmaktadır.

8. KAYNAKLAR

- [1] S. A. Mehmet Feyzi AKŞAHİN, Serap AYDIN, Hikmet FIRAT, Osman EROĞUL, "Classification Of Sleep Apnea Types Using EEG Synchronization Criteria," **2010**.
- [2] S. L. Q. Gxowv *et al.*, "Clinical Guideline for the Evaluation, Management and Long-term Care of Obstructive Sleep Apnea in Adults," vol. 63, **2009**.
- [3] J. Q. L. J.Y. Tian, "Apnea detection based on time delay neural network.," **2005**.
- [4] A. U. Demir, "Obstrüktif uyku apne sendromu(OUAS) ve obezite," *Turk Kardiyoloji Dernegi Arsivi*, vol. 35, no. 6, pp. 382–390, **2007**.
- [5] M. Emin Tagluk, M. Akin, and N. Sezgin, "Classification of sleep apnea by using wavelet transform and artificial neural networks," Elsevier Ltd, **2010**.
- [6] P. Várady, T. Micsik, S. Benedek, and Z. Benyó, "A novel method for the detection of apnea and hypopnea events in respiration signals," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 49, no. 9, pp. 936–942, **2002**.
- [7] K. E. Laiali Almazaydeh Miad Faezipour, "A Neural Network System for Detection of Obstructive Sleep Apnea Through SpO2 Signal Features," *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 3, no. 5, pp. 7–11, **2012**.
- [8] M. A. Mutlu, "Sleep Apnea Recorder Device And Analysis Of Accelerometer Recordings," **2012**.
- [9] E. Atac, G. Yildirim, T. L. Kumral, G. Berkiten, Z. Salturk, and Y. Uyar, "Obstructive Sleep Apnea Syndrome and Obesity," *The Medical Journal of Okmeydani Training and Research Hospital*, vol. 30, no. Supplement 1, pp. 19–23, **2014**.
- [10] B. Doğan and T. Ölmez, "Sleep Apnea Detection with Respiratory Sounds," **2016**.
- [11] D. D. S. Ardiç, "OUAS Tanı ve Tedavisi." **2012**.
- [12] Obstrüktif Uyku Apne Sendromu, "<http://www.astimalerji.org/>," **2018**.

- [13] H. Sarı, “Obstrüktif Uyku Apne Sendromlu Hastalarda Vücut Kitle İndeksi Ve Boyun Çevresi Ölçümlerinin Apne Hipopne İndeksiyle Korelasyonu,” **2007**.
- [14] Obstrüktif Uyku Apne Sendromu, “<http://www.baskent-adn.edu.tr/dokumanlar/obstruktif.pdf>,” **2018**.
- [15] U. July, “Standard Polysomnography,” *American Association of Sleep Technologist*, no. July, pp. 1–19, **2012**.
- [16] Polysomnography, “<http://aystesis.com/polysomnography/>,” **2018**.
- [17] D. B. Kirsch, “Sliding into Home: Portable Sleep Testing Is Effective for Diagnosis of Obstructive Sleep Apnea,” *J. Clin. Sleep Med.*, vol. 9, no. 1, pp. 5–7, **2013**.
- [18] W. W. Flemons *et al.*, “Home Diagnosis of Sleep Apnea: A Systematic Review of the Literature,” *Chest*, vol. 124, no. 4, pp. 1543–1579, **2003**.
- [19] U. D. A. L. Karasulu, “Türk Toraks Derneği Okulu Kısmi Parametrelili Aygıtların Tanı Sorunları,” **2007**.
- [20] The American Sleep Apne Society, “<http://amsleep.org/>,” **2016**.
- [21] Uyku Apnesi Sendromu Tedavisi Olgu Örnekleri, “<http://slideplayer.biz.tr/slide/6052256/>,” **2018**.
- [22] Türk Toraks Derneği, “Obstrüktif Uyku Apne Sendromu tanı Ve tedavi uzlaşısı raporu,” **2001**.
- [23] B. Ataseven, “Yapay sinir ağırları ile öngörü modellemesi,” *Öneri Derg.*, vol. 10, no. 39, pp. 101–115, **2013**.
- [24] İleri AlgortimaAnalizi-5 Yapay Sinir Ağları, “www.ibrahimcayiroglu.com,” **2018**.
- [25] O. Kaynar and S. Taştan, “Zaman serisi analizinde MLP yapay sinir ağları ve ARIMA modelinin karşılaştırılması,” *Erciyes Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, vol. 33, pp. 161–172, **2009**.

- [26] T. Dünder, "Holter Recorder with Flash Multimediacard Design for Sleep Apnea Analysis," **2010**.
- [27] J. T. VanderPlas, "Understanding the Lomb-Scargle Periodogram," pp. 1–55, **2017**.
- [28] A. Delane, J. Bohórquez, S. Gupta, and M. Schiavenato, "Lomb algorithm versus fast fourier transform in heart rate variability analyses of pain in premature infants," **2016**.
- [29] S. H. Fan, C. C. Chou, W. C. Chen, and W. C. Fang, "Real-time obstructive sleep apnea detection from frequency analysis of EDR and HRV using Lomb Periodogram," **2015**.
- [30] G. ALTAN and Y. KUTLU, "İkinci Dereceden Fark Haritasının Logaritmik Izgara Analizi ile EKG'ye Dayalı İnsan Kimliği Tespiti," **2015**.
- [31] D. Kim and H. Oh, "EMD: A Package for Empirical Mode Decomposition and Hilbert Spectrum," **2009**.
- [32] D. Kim, X. Li, D. Li, Z. Liang, L. J. Voss, and J. W. Sleight, "Introduction to EMD (Empirical Mode Decomposition) with application to a scientific data," *Clinical Neurophysiology*, vol. 119, no. 11. pp. 2465–2475, **2006**.
- [33] S. J. Chaychi, "Üçüncü Düzey Taşınabilir Cihaz Kayıtları İçin Dinamik Sinir Ağları Kullanarak Uyku Apnesi Tespiti." **2014**.
- [34] Z. Shinar, A. Baharav, and S. Akselrod, "Obstructive sleep apnea detection based on electrocardiogra analysis," **2000**.
- [35] T. Dünder, A. Yılmaz, and Ö. Çağlar, "Sleep apnea detection for prephase diagnosis using third level holter recording device," **2011**.
- [36] M. O. Mendez *et al.*, "Automatic screening of obstructive sleep apnea from the ECG based on empirical mode decomposition and wavelet analysis," *Physiol. Meas.*, vol. 31, no. 3, pp. 273–289, **2010**.

- [37] M. Elgendi, "Fast QRS Detection with an Optimized Knowledge-Based Method: Evaluation on 11 Standard ECG Databases," *PLoS One*, vol. 8, no. 9, **2013**.
- [38] J. Pan and W. J. Tompkins, "A Real-Time QRS Detection Algorithm," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. BME-32, no. 3, pp. 230–236, **1985**.
- [39] P. Oximetry, "<http://acuclinic.com.au/pocit/O2Sat.htm>," **2018**.
- [40] D. Özol, "Elektrotlar, Sensörler, Hastanın Kayıt için Hazırlanması," **2013**.
- [41] R. P. Smith, J. Argod, J.-L. Pepin, and P. A. Levy, "Pulse transit time: an appraisal of potential clinical applications," *Thorax*, vol. 54, no. 5, pp. 452–457, **1999**.
- [42] A. Delane, J. Bohórquez, S. Gupta, and M. Schiavenato, "Lomb algorithm versus fast fourier transform in heart rate variability analyses of pain in premature infants," *Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBS*, vol. 2016–Octob, pp. 944–947, **2016**.

ÖZGEÇMİŞ

Kimlik Bilgileri:

Adı Soyadı: Onur PEKER
Doğum Yeri: Rize
Medeni Hali: Bekar
E-posta: onurpeker91@gmail.com
Adres: Bahçelievler Mahallesi, 296. Sk., No:9/1,
Gölbaşı/ANKARA

Eğitim Durumu:

Lise: Trabzon Kanuni Anadolu Lisesi(2005-2009)
Lisans: Hacettepe Üniversitesi(2009-2014)

Yabancı Dil ve Düzeyi:

2014 YDS - Yabancı Dil Sınavı : 78,75

İş Deneyimi:

2015-... AR-GE, Sistem Mühendisi, ASELSAN A.Ş., ANKARA

Deneyim alanları:

Taşınabilir Uyku Apnesi Kayıt Cihazları, Biyomedikal Sinyal İşleme, İkincil Arama Radarları, Elektronik ve Pasif Taramalı Antenler.

Tezden Üretilmiş Projeler ve Bütçesi:

-

Tezden Üretilmiş Yayınlar:

-

Tezden Üretilmiş Tebliğ ve/veya Poster Sunumu ile Katıldığı Toplantılar:

-



HACETTEPE ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
YÜKSEK LİSANS/DOKTORA TEZ ÇALIŞMASI ORJİNALLİK RAPORU

HACETTEPE ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
ELEKTRİK ve ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI BAŞKANLIĞI'NA

Tarih: 14/03/2018

Tez Başlığı / Konusu: Zaman Gecikmeli Yapay Sinir Ağları Tabanlı Apne Tespiti Ve Karşılaştırmalı Analizi

Yukarıda başlığı/konusu gösterilen tez çalışmamın a) Kapak sayfası, b) Giriş, c) Ana bölümler d) Sonuç kısımlarından oluşan toplam 72 sayfalık kısmına ilişkin, 28/02/2018 tarihinde şahsım/tez danışmanım tarafından *Turnitin* adlı intihal tespit programından aşağıda belirtilen filtrelemeler uygulanarak alınmış olan orijinallik raporuna göre, tezimin benzerlik oranı % 10 'dır.

Uygulanan filtrelemeler:

- 1- Kaynakça hariç
- 2- Alıntılar dâhil
- 3- 5 kelimeden daha az örtüşme içeren metin kısımları hariç

Hacettepe Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Tez Çalışması Orijinallik Raporu Alınması ve Kullanılması Uygulama Esasları'nı inceledim ve bu Uygulama Esasları'nda belirtilen azami benzerlik oranlarına göre tez çalışmamın herhangi bir intihal içermediğini; aksinin tespit edileceği muhtemel durumda doğabilecek her türlü hukuki sorumluluğu kabul ettiğimi ve yukarıda vermiş olduğum bilgilerin doğru olduğunu beyan ederim.

Gereğini saygılarımla arz ederim.

Adı Soyadı: Onur PEKER
Öğrenci No: N14123137
Anabilim Dalı: Elektrik ve Elektronik Mühendisliği
Programı: Elektrik ve Elektronik Mühendisliği
Statüsü: ☒ Y.Lisans ☐ Doktora ☐ Bütünleşik Dr.

Tarih ve İmza
14.03.2018

DANIŞMAN ONAYI

UYGUNDUR.

Prof. Dr. Ayta YILMAZ
(Unvan, Ad Soyad, İmza)