

**Üçüncü Düzey Taşınabilir Cihaz Kayıtları İçin Dinamik
Sinir Ağları Kullanarak Uyku Apnesi Tespiti**

**Sleep Apnea Detection by Dynamic Neural Networks for
Third Level Portable Equipment Records**

SHALALEH JALALİ CHAYCHI

Doç.Dr.Atila YILMAZ

Tez Danışmanı

Hacettepe Üniversitesi

Lisansüstü Eğitim-Öğretim ve Sınav Yönetmeliğinin

ELEKTRİK ve ELEKTRONİK Mühendisliği Anabilim Dalı İçin Öngördüğü

YÜKSEK LİSANS TEZİ

olarak hazırlanmıştır.

2014

Shalaleh JALALI CHAYCHI'nin hazırladığı “Üçüncü Düzey Taşınabilir Cihaz Kayıtları İçin Dinamik Sınır Ağları Kullanarak Uyku Apnesi Tespiti” adlı bu çalışma aşağıdaki jüri tarafından ELEKTRİK ve ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI'nda YÜKSEK LİSANS TEZİ olarak kabul edilmiştir.

Prof. Dr. Selçuk GEÇİM

Başkan

Doç. Dr. Atila YILMAZ

Danışman

Prof. Dr. Ziya TELATAR

Üye

Doç. Dr. Ali Ziya ALKAR

Üye

Yrd. Doç. Dr. Yakup Özkazanç

Üye

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

Prof.Dr. Fatma SEVİN DÜZ

Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürü

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.

12,09,2014

Shalaleh JALALİ CHAYCHİ

ÖZET

ÜÇÜNCÜ DÜZEY TAŞINABİLİR CİHAZ KAYITLARI İÇİN DİNAMİK SİNİR AĞLARI KULLANARAK UYKU APNESİ TESPİTİ

Shalaleh JALALİ CHAYCHİ

Yüksek Lisans, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü

Tez Danışmanı: Doç.Dr. Atila YILMAZ

Eylül 2014, 95 sayfa

Bu çalışmada taşınabilir Sayısal Holter Cihazından evde ve hastane ortamında alınan veriler üzerinde dinamik sinir ağları yordamları kullanarak Uykuda Solunum Durması (USD) sorununun tanısı gerçekleştirilmiştir. Önceki çalışmalarda hem polisomnografi (PSG) cihazından hem de taşınabilir cihazdan eşzamanlı veriler toplanmış ancak taşınabilir kayıt cihazları verileri için tanı amaçlı apne analizi tamamlanmamıştır. Bu çalışmada holter cihazından alınan kayıtlar, taşınabilir kayıt cihazının veri kalitesini inceleme ve artırma çerçevesinde ele alınmıştır. Bu veriler çeşitli gürültü kaynaklarına maruz kaldıkları için önce dalgacık dönüşümü kullanarak sinyaller üzerinde gürültü süzme işlemi gerçekleştirilmiştir, daha sonra elektrokardiografi (ECG) sinyalinin olağandışı R-R bölütlerini temizlemek amacıyla sinyal temizleme yordamı kullanılmıştır. Gürültüsü giderilen üç veri kanalından ECG sinyali için QRS sezimi gerçekleştirilerek Kalp Hızı Değişimi (KHD) bilgisi apne tanı yordamında kullanılmaya hazırlanmıştır. Daha önceki çalışmalarda PSG verileri üzerinden yapılan Sinir Ağları tabanlı yordamlar ele alınmış ve holter cihazının özellikleri çıkarılan hava akışı, Spo2 ve ECG sinyalleri üzerinde Zaman Gecikmeli Sinir Ağları tabanlı yordamlar kullanarak tanı amaçlı apne sezimi yapılmıştır. Hastahane ortamında apne varlığını skorlamak amacıyla Hacettepe Üniversitesi Göğüs Hastalıkları Anabilim dalındaki uzmanlarla gerekli bağlantılar gerçekleştirilmiş ve sinir ağlarının gerek duyduğu danışmanlı veri seti elde edilmiştir. Sonuçlar değerlendirildiğinde üçlü veri seti ile %85'e varan bir duyarlılık ve %79'a varan seçicilik başarıları elde edilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Uyku Apnesi, Taşınabilir Cihazlar, Yapay Sinir Ağları

ABSTRACT

SLEEP APNEA DETECTION BY DYNAMIC NEURAL NETWORKS FOR THIRD LEVEL PORTABLE EQUIPMENT RECORDS

Shalaleh JALALI CHAYCHI

Master of Science, Department of Electric-Electronic Engineering

Supervisor: Assoc. Prof. Dr. Atila YILMAZ

September 2014, 95 pages

In this study, dynamic neural networks based procedures have been developed to perform detection of Sleep Apnea Syndrome (SAS) for the data recorded by holter device at home and hospital sleep room. Previous studies mainly concentrated on collecting similar data simultaneously from both developed portable device and Polysomnography (PSG), however studies of detecting apnea episodes for the portable device has not been completed before. In the framework of analyzing and improving the quality of data obtained from portable monitoring devices, records have been discussed. Data recorded in this study are subjected to various noises. First denoising process was performed on data using wavelet transform, then signal pruning procedure was applied for cleaning unusual R-R segments of electrocardiography (ECG) signals. For the noise eliminated ECG signals recorded from three data channel, data set for performing the QRS detection and heart rate variability (HRV) was prepared for apnea diagnostic procedure. Neural Networks based procedures of PSG data from previous studies were discussed and apnea detection algorithm was implemented on features extracted from airflow, Spo2 and ECG signals of holter recording devices by using time delay neural networks. In order to detect apnea in the hospital environment, the necessary connections with specialists in Chest Diseases department of Hacettepe University have been arranged and supervised data set which neural networks require have been obtained and classified. Evaluation of the results shows that using all data presents the success of %85 sensitivity and %79 specificity.

Keywords: Sleep Apnea, Portable Devices, Time Delay Neural Networks

TEŐEKKÖRLER

Bu alıőmada katkılarından dolayı aőađıda adı geen kiőilere itenlikle teőekkör ederim.

alıőmanın her aőamasında desteđini ve anlayıőını hi eksik etmeyen ve karőılaőılan gülükleri aőmadaki yardımlarından dolayı tez danıőmanım Sayın Do. Dr. Atila YILMAZ' a teőekkör ederim.

Bu alıőmanın klinik aőamasındaki yapmıő oldukları katkı ve yardımlardan dolayı Sayın Prof. Dr. Ahmet UĐURDEMİR'e teőekkör ederim.

Katkı ve yardımlarından dolayı Onur Peker'e teőekkör ederim.

Hayatımın her aőamasında maddi ve manevi desteklerini eksik etmeyen, sevgili anne babama ve deđerli ablama teőekkör ederim.

İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa</u>
ÖZET	i
ABSTRACT	ii
TEŞEKKÜRLER	iii
İÇİNDEKİLER	iv
ŞEKİLLER DİZİNİ	vii
ÇİZELGELER DİZİNİ	xi
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ	xiii
1. GİRİŞ	1
2. UYKU APNESİ	5
2.1. Uyku Evreleri	5
2.2. Uyku Apne Sendromu (UAS)	6
2.2.1. Tıkayıcı Uyku Apne Sendromu	7
2.2.2. Merkezi Uyku Apne Sendromu	7
2.2.3. Bileşik Uyku Apne Sendromu	8
2.3. Uyku Apne Sendromu Kayıt Cihazları	8
2.3.1. Polisomnografi	8
2.3.2. Taşınabilir kayıt cihazları	11
2.4. Tedavi	13
3. APNE TESPİTİ İÇİN KURAMSAL ALTYAPI	14
3.1. Dalgacık Dönüşümü	14
3.1.1. Kısa Zaman Fourier Dönüşümü	15
3.1.2. Dalgacık Dönüşümü Çözümlemesi	16

3.1.2.1. Sürekli Dalgacık Dönüşümü (SDD):	16
3.1.2.2. Ayrık Dalgacık Dönüşümü (ADD):.....	17
3.1.3. Dalgacık Dönüşümü İle Sinyali Gürültüden Arındırma.....	20
3.1.4. Dalgacık Fonksiyonlarının Genel Özellikleri	20
3.1.4.1. Haar Fonksiyonu	21
3.1.4.2. Daubechies Fonksiyonu.....	21
3.1.4.3. Morlet Fonksiyonu.....	21
3.1.4.4. Meksika Şapkası Fonksiyonu.....	21
3.2.Yapay Sinir Ağları	23
3.2.1. YSA'ların Temel Özellikleri:	24
3.2.2. YSA'ların Kullanıldığı Alanlar.....	25
3.2.3. Yapay Sinir Hücresi Fonksiyonları.....	25
3.2.4. Çok Katmanlı Perseptronlar.....	26
3.2.5. İleri Beslemeli Ağlar:.....	27
3.2.6. Geri Beslemeli Ağlar.....	27
3.2.7. Yapay Sinir Ağları Öğrenme Yöntemleri.....	28
3.2.8. Zaman Gecikmeli YSA'lar.....	29
3.2.8.1. Odaklanmış Zaman Gecikmeli İleri Beslemeli YSA'lar	29
3.2.8.2. Dağıtılmış Zaman Gecikmeli İleri Beslemeli Ağlar.....	31
4. SİNYAL TEMİZLEME	33
4.1.ECG Sinyali Özellik Çıkarımı	33
4.2.Sinyal Temizleme Algoritması.....	37
4.3.ECG Sinyalinin Maruz Kaldığı Gürültü Çeşitleri	38
4.3.1. Güç Hattı Paraziti	38
4.3.2. Elektrotlarla Temas Bozukluğu Gürültüsü	39
4.3.3. Elektromiyografi (EMG):	39

4.3.4. Baz Hattı Kayma Ve Solunum Gürültüsü.....	39
4.4. Sinyal Temizleme Algoritması Uygulaması	41
5. UYGULAMALAR.....	44
5.1. Sinyal Temizleme Yordamı Uygulaması	44
5.2. Dalgacık Dönüşümü Uygulaması.....	55
5.2.1. Dalgacık Dönüşümü İle Hava Akışı Sinyali Özellik Çıkarımı	55
5.2.2. Dalgacık Dönüşümü ile ECG Sinyali Özellik Çıkarımı	57
5.2.3. Dalgacık Dönüşümü ile Spo2 Sinyali Özellik Çıkarımı.....	59
5.3. Hava Akışı, Spo2, ECG Sinyalleri Özellik Çıkarımı.....	64
5.3.1. Hava Akışı Sinyali Özellik Çıkarımı	65
5.3.2. Spo2 Sinyal Özellik Çıkarımı	67
5.3.3. Kalp Hızı Değişkenliği.....	69
5.4. Apne Sezimi.....	70
5.4.1. Hava Akışı Alanı İçin Apne Sezimi	70
5.4.2. Hava akışı standart sapması sinyali için apne sezimi	73
5.4.3. Oksijen Doyumu Sinyali İçin Apne Sezimi	75
5.4.4. ECG sinyali için Apne Sezimi	77
5.4.5. Hava Akışı, Spo2 ve Kalp Hızı Değişkenliği İle Apne Sezimi	79
5.5. Alıcı İşletme Karakteristiği.....	81
5.5.1. Holter Cihazı Test Veri Seti Kullanarak Duyarlılık Ve Özgüllük Çıkarımı	82
5.5.2. Sinyal Temizleme Yordamı Uygulayarak Duyarlılık Ve Özgüllük Çıkarımı	83
6. SONUÇLAR VE DEĞERLENDİRME	85
KAYNAKLAR.....	87
EKLER.....	91
ÖZGEÇMİŞ	95

ŞEKİLLER DİZİNİ

	<u>Sayfa</u>
Şekil 1.1. Taşınabilir Kayıt Cihazı Verileri İçin Apne Tanı Yordamları Geliştirme Çalışmasının Akışı.....	4
Şekil 2.1. Uyku Evreleri	6
Şekil 2.2. Polisomnografi Kaydı.....	9
Şekil 2.3. EEG, EOG, EMG Sinyalleri.....	10
Şekil 2.4. ECG Sinyali Elektrot Konumları	10
Şekil 2.5. Hava Akımı Algılayıcısı	11
Şekil 2.6. Oksijen Sinyali Algılayıcısı	11
Şekil 2.7. Solunum Hareketi Algılayıcısı	11
Şekil 2.9. Taşınabilir Kayıt Cihazı Örneği	13
Şekil 3.1. Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü	15
Şekil 3.2. Dalgacık Dönüşümü	16
Şekil 3.3. İkili Ölçekte Ayrık Dalgacıkların Konumu	18
Şekil 3.4. Dalgacık Dönüşümü ile İşaret Ayırıştırma.....	19
Şekil 3.5. Dalgacık Ayırıştırma Ağacı	19
Şekil 3.6. Dalgacık Fonksiyonları	22
Şekil 3.7. ECG İşareti ile Dalgacık Modelleri Arasındaki İlişki Katsayıları.....	22
Şekil 3.8. Yapay Sinir Ağları Nöron Yapısı	26
Şekil 3.9. Yapay Sinir Ağları Yapısı	26
Şekil 3.10. İleri Beslemeli YSA	27
Şekil 3.11. Geri Beslemeli YSA	28
Şekil 3.12. Kısa Dönemli Hafıza Kullanarak Odaklanmış Zaman Gecikmeli İleri Beslemeli YSA Modeli Oluşturulması.....	30

Şekil 3.13. Odaklanmış Zaman Gecikmeli İleri Beslemeli YSA Modeli	30
Şekil 3.14. Dağıtılmış Zaman Gecikmeli İleri Beslemeli YSA Modeli	32
Şekil 4.1. ECG Sinyalinin QRS Kompleksi	33
4.2. Pan Tomkins Algoritması.....	34
Şekil 4.3. QRS Sezim Aşamaları	36
Şekil 4.4. Güç Hattı Gürültüsü	39
Şekil 4.5. Elektrot Temas Bozukluğu Gürültüsü	40
Şekil 4.6. EMG Gürültüsü	40
Şekil 4.7. Baz Hattı Kayma Gürültüsü	40
Şekil 4.8. EMG Gürültülü ECG Sinyali ve Sinyal Temizleme Algoritması Sonucu Gürültüsü Giderilen Sinyal	41
Şekil 4.9. Baz Hattı Kayma Gürültüsü ve sinyal temizleme Algoritması Sonucu Gürültüsü Giderilen Sinyal	42
Şekil 4.10. Elektrot Temas Bozukluğu Gürültüsü ve Gürültüsü Giderilen Sinyal.....	42
Şekil 4.11. Güç Hattı Gürültüsü ve Sinyal Temizleme Algoritması Sonucu Düzeltilmiş Sinyal.....	43
Şekil 5.1. Dalgacık Dönüşümü ve Sinyal Temizleme Yordamı İle EMG Gürültüsü Temizleme.....	44
Şekil 5.2. Sinyal Temizleme Yordamı ile EMG Gürültüsü Temizleme	45
Şekil 5.3. Dalgacık Dönüşümü ve Sinyal Temizleme Yordamı ile Baz Hattı Kayma Gürültü Temizleme	45
Şekil 5.4. Sinyal Temizleme Yordamı ile Baz Hattı Kayma Gürültüsü Temizleme	46
Şekil 5.5. Dalgacık Dönüşümü ve Sinyal Temizleme Yordamı ile Elektrot Temassızlık Gürültüsü Temizleme.....	46
Şekil 5.6. Sinyal Temizleme Yordamı ile Elektrot Temassızlık Gürültüsü Temizleme	47
Şekil 5.7. Dalgacık Dönüşümü ve Sinyal Temizleme Yordamı ile Güç Hattı Gürültüsü Temizleme.....	47
Şekil 5.8. Sinyal Temizleme Yordamı ile Güç Hattı Gürültüsü Temizleme	48

Şekil 5.9. Dalgacık Dönüşümü ve Sinyal Temizleme Yordamı ile Bileşik Gürültüsü Temizleme.....	48
Şekil 5.10. Sinyal Temizleme Yordamı ile Bileşik Gürültüsü Temizleme	49
Şekil 5.11. Hızlı Fourier Dönüşümü ile Termistor Sinyalin Frekans Aralığı Çıkarımı	55
Şekil 5.12. Dalgacık Dönüşümü ile Hava Akışı Sinyali Frekans Aralığı	56
Şekil 5.13. Hava Akışı Sinyali için Yaklaşıklık ve Detay Katsayılarını Ayırıştırma	57
Şekil 5.14. Hızlı Fourier Dönüşümü Kullanarak ECG Sinyalin Frekans Aralığı Çıkarımı.....	58
Şekil 5.15. Dalgacık Dönüşümü ile ECG Sinyali Frekans Aralığı	58
Şekil 5.16. ECG Sinyali için Yaklaşıklık ve Detay Katsayılarını Ayırıştırma.....	59
Şekil 5.17. Spo2 Sinyalin Frekans Aralığı Çıkarımı	60
Şekil 5.18. Dalgacık Dönüşümü ile Spo2 Sinyali Frekans Aralığı.....	60
Şekil 5.19. Spo2 Sinyali için Yaklaşıklık ve Detay Katsayılarını Ayırıştırma	61
Şekil 5.20. Gürültülü Hava Akışı Sinyali ve 7 Seviyedeki Yaklaşıklık Katsayıları.....	61
Şekil 5.21. Gürültülü Spo2 Sinyali ve 3 Seviyedeki Yaklaşıklık Katsayıları	62
Şekil 5.22. Gürültülü ECG Sinyali ve 3 Seviyedeki Yaklaşıklık Katsayıları	62
Şekil 5.23. Gürültülü ECG Sinyali için Sinyal Temizleme Algoritması ile Temizlenmiş Sinyal.....	63
Şekil 5.24. Dalgacık Dönüşümü ve Sapoznikov Algoritması Sonucu Temizlenmiş ECG Sinyali ve QRS Sezimi	64
Şekil 5.25. Hava Akışı Sinyali ve Hava Akışı Alanı.....	66
Şekil 5.26. Hava Akışı Sinyali ve Hava Akışı Standart Sapması	67
Şekil 5.27. Spo2 Sinyali, Baz Hattı, Desaturasyonu ve Normalizasyonu.....	68
Şekil 5.28. Eşzamanlandırılmış Hava Akışı ve Spo2 Sinyalleri	69
Şekil 5.29. QRS Sezimi, KHD Ve Nabız Değişimi	70
Şekil 5.30. Hava Akışı Alanı için Dağıtılmış Zaman Gecikmeli YSA Modeli	71

Şekil 5.31. Hava Akışı Alanı Sinyali için Apne Sezimi	72
Şekil 5.32. Hava Akışı Sinyali Test Veri Seti Kullanarak Apne Sezimi.....	73
Şekil 5.33. Hava akışı standart sapması sinyali için oluşturulan YSA modeli	74
Şekil 5.34. Hava Akışı Standart Sapması Sinyali için Apne Sezimi	74
Şekil 5.35: Hava Akışı Sinyali Test Veri Seti Kullanarak Apne Sezimi.....	75
Şekil 5.36. Oksijen Doyumu Sinyali için Oluşturulan YSA Modeli.....	76
Şekil 5.37. Normalize Oksijen Desatürasyonu Sinyali Kullanarak Apne Sezimi.....	76
Şekil 5.38. Spo2 Test veri Seti Kullanarak Apne Sezimi.....	77
Şekil 5.39. Kalp Hızı Değişkenliği Sinyali için Oluşturulan YSA Modeli	78
Şekil 5.40. Kalp Hızı Değişkenliği Sinyali için Apne Sezimi	78
Şekil 5.41. Kalp Hızı Değişkenliği Test veri Seti Kullanarak Apne Sezimi	79
Şekil 5.42. 4 Girdili Giriş Sinyal için Oluşturulan YSA Modeli	80
Şekil 5.43. 4 Girdili YSA Modeli için Apne Sezimi	80
Şekil 5.44. 4 Girdili Test Veri Seti Kullanarak Apne Sezimi	81

ÇİZELGELER DİZİNİ

	<u>Sayfa</u>
Çizelge 2.1. Taşınabilir Kayıt Cihazların Farklı Düzeylerinde Kullanılan Ekipmanlar.....	12
Çizelge 4.1. Atılan Gürültü Aralıkları.....	43
Çizelge 5.1. ECG İşaretine Uygulanan 10 Farklı Aralıktaki EMG Gürültüsünü Temizlemede, Sinyal Temizleme Algoritması ile Dalgacık Dönüşümü ve Sinyal Temizleme Algoritması Kullanımının Kıyaslanması	50
Çizelge 5.2. ECG İşaretine Uygulanan 10 Farklı Aralıktaki EMG Gürültüsünü Temizlemede, Sinyal Temizleme Algoritması ile Dalgacık Dönüşümü ve Sinyal Temizleme Algoritması Kullanımının Kıyaslanması	51
Çizelge 5.3. ECG İşaretine Uygulanan 10 Farklı Aralıktaki Elektrot Temas Bozukluğu Gürültüsünü Temizlemede, Sinyal Temizleme ile Dalgacık Dönüşümü ve Sinyal Temizleme Algoritması Kullanımının Kıyaslanması	52
Çizelge 5.4. ECG İşaretine Uygulanan 10 Farklı Aralıktaki Güç Hattı Parazitini Temizlemede, Sinyal Temizleme Algoritması ile Dalgacık Dönüşümü ve Sinyal Temizleme Algoritması Kullanımının Kıyaslanması	53
Çizelge 5.5. ECG İşaretine Uygulanan 10 Farklı Aralıktaki Bileşik Gürültüsünü Temizlemede, Sinyal Temizleme yordamı ile Dalgacık Dönüşümü ve Sinyal Temizleme Algoritması Kullanımının Kıyaslanması	54
Çizelge 5.6. Gürültülü ECG Sinyalinin Sinyal Temizleme Algoritması Sonucu Atılan Veri Setleri.....	63
Çizelge 5.7. Sinyal Temizleme Algoritması ile Atılan ECG Sinyali Aralıkları	65
Çizelge 5.8. Hava Akışı Sinyali için Farklı YSA Modelleri.....	71
Çizelge 5.9. Hava Akışı Standart Sapması İçin Farklı YSA Modelleri	73
Çizelge 5.10. Oksijen Doyumu Sinyali İçin Farklı YSA Modelleri.....	75

Çizelge 5.11. Kalp Hızı Değişkenliği Sinyali İçin Farklı YSA Modelleri	77
Çizelge 5.12. Hava Akışı, Oksijen Doyumu ve Kalp Hızı Değişkenliği Sinyalleri için Farklı YSA Modelleri	79
Çizelge 5.13. Deneklere Ait Test Sonuçları ve Gerçek Durumlar	82

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

ADD	Ayrık Dalgacık Dönüşümü
AHI	Apne Hipopne İndeksi
EEG	Elektroensefalografi
ECG	Elektrokardiyogram
EMG	Elektromiyografi
EOG	Elektrookulografi
HRV	Heart Rate Variability
KHD	Kalp Hızı Değişkenliği
MSE	Mean Square Error
OUAS	Obstrüktif Uyku Apne Sendromu
PSG	Polisomnografi
REM	Rapid Eye Movement
STFT	Short Term Fourier Transform
TDNN	Time Delay Neural Network
UAS	Uyku Apne Sendromu
YSA	Yapay Sinir Ağları

1. GİRİŞ

Uyku apnesi, uyku sırasındaki solunum duraklamalarından kaynaklanan ve uyku düzeninin bozulmasına sebep olan önemli bir hastalık türüdür. İnsan sağlığını tehdit edecek nitelikte bir sorun olan uyku apnesi, başta kalp-damar hastalıkları olmak üzere çeşitli sağlık sorunlarının nedeni olduğu bilinmektedir. Uyku apne sendromu dünya genelinde %3 oranında görülmektedir. 50 yaşın üstündeki fazla kilolu erkeklerde %50 civarında görülmektedir [1].

Sağlığı tehdit eden bu hastalık türünün tanısı için altın standart Polisomnografi (PSG)'dir. PSG uyku evrelerinin ve çeşitli fizyolojik parametrelerin ayrıntılı olarak incelendiği tüm gece boyu devam eden, uyku laboratuvarlarında yapılan tetkiktir. Fakat PSG pahalı, zaman alıcı olup ve özel aletlere ve ekipmana ihtiyaç duyan bir yöntemdir. Bu nedenle ev ortamında da rahatlıkla kullanılabilen taşınabilir kayıt cihazlarına ilgi artmıştır. Son yirmi yılda, ev ortamında solunum ve oksijen doymu işlevlerini kaydedebilen taşınabilir kayıt cihazları, farklı tanı hedefleriyle tasarlanmıştır. Taşınabilir cihazlar laboratuvar ortamında yapılan PSG kayıtları ile karşılaştırıldığında birçok getirisi vardır. Bu cihazlardan alınan verilerin yorumlanması nispeten kolay ve veri analizi daha az zaman alıcıdır. Ayrıca bu cihazlar ile monitor sayısının azaltılması da hastanın olağan uyku alışkanlıklarına daha iyi yaklaşım sağlamaktadır [2]. Taşınabilir cihazlar uyku apne tanısında polisomnografiler kadar etkin olmaları için hangi sinyallerin mutlaka gerekli olduğu konusunun incelenmesi gerekmektedir. Bilimsel çalışmalarda UAS tanısına yönelik ECG, oksijen doymu, hava akımı ya da solunum çabası sinyallerinden yalnız birinin ya da birkaçının kullanıldığı, frekans ve zaman alanında geliştirilmiş birçok yordam yer almaktadır. ECG sinyali kayıt sırasında güç hattı, elektrot temassızlığı, EMG, baz hattı kayma gibi çeşitli gürültü kaynaklarına maruz kalmaktadır. Hava akışının kısıtlanması durumunda termistörler apne seziminde yetersiz kalmaktadır. Ayrıca karın bölgesine takılan piezo kemerlerin hastanın pozisyonuna göre değişken sonuç vermesi, sadece solunum sinyallerinin apne seziminde kullanılmasını yetersiz hale getirmektedir.

Uyku apnesi uykuda hava akımının en az 20 saniye süreyle normal değerinin %20'sine veya daha altına düşmesi ile tanımlanabilir. Uykudaki solunum duraklamaları sonucunda kandaki oksijen miktarı azalır ve karbondioksit miktarında artış yaşanır ve ayrıca elektrokardiyogram dalgaların süresinde ve genliğinde değişiklikler meydana gelir. Son yapılan çalışmalarda UAS ön tanısı için yeterli görülebilen oksijen doymu, oronazal hava akımı, ECG ve solunum çabası sinyallerini kaydeden III. Düzey cihazların teşhiste önemli ve kabul edilebilir bir alternatif olduğu belirtilmiştir [3].

AASM' nin (American Academy Sleep Medicine) oksijen doymu ve hava akışı sinyallerini UAS hastalığında belirleyici fizyolojik sinyaller arasında göstermesi ile bu sinyallerdeki genlik değişiminin zamana bağlı bir fonksiyon olarak değerlendirilerek oluşturulan apne sezim yordamlarının yanı sıra frekansa bağlı izgesel analiz yapan birçok apne tanıyım yordamı literatürde bulunmaktadır. ECG verisi ile UAS tanısına yönelik, R-R arası değişimi kullanarak vücut pozisyonu çıkarımı, R-R aralığı ortalama alma ve kalp hızı döngüsel varyasyonu yöntemleri ile zaman bölgesi teknikler; kalp hızı ritim değişiminde genliğe bağlı güç izgesel analizi, Hilbert dönüşümü, dalgacık dönüşümü yöntemleri ile frekans bölgesi apne tanıyım teknikleri geliştirilmiştir [4].

Uyku apne sendromunun teşhisi için kullanılan diğer bir yöntem horlama sesleri analizidir. Horlama sesleri analizi Tıkayıcı Uyku Apne Sendromu (TUAS) veya üst solunum bozukluklarının belirlenmesinde etkin bir yöntemdir. Bu yöntemde horlama sesleri şiddeti ve spektral özellikleri zaman ve frekans ortamında incelenmektedir [5].

Son yıllarda Tıkayıcı Uyku Apne teşhisi için PSG'ye alternatif olabilecek çalışmalar ortaya konmuştur. Bunlardan biri akıllı telefon kullanarak uyku apne sendromu teşhisidir. Bu çalışmalarda apne tespiti, akıllı telefonun dahili mikrofonu kullanarak solunum çabası çıkarımı, harici oksimetre kullanarak oksijen doymu çıkarımı ve akıllı telefonun dahili ivmeölçeri kullanarak vücut hareketi çıkarımı yaparak gerçekleştirilmiştir [6].

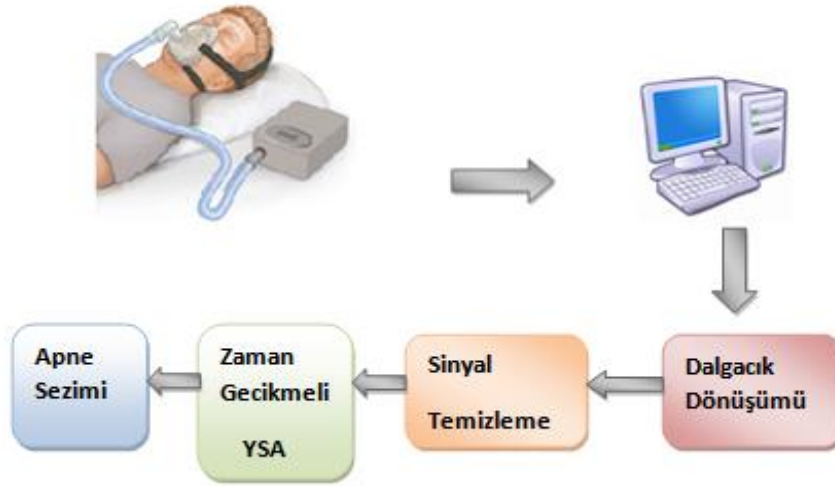
Taşınabilir kayıt cihazları kayıt sırasında çeşitli gürültü kaynaklarına maruz kalmaktadır. Dalgacık dönüşümü sinyalleri gürültüden arındırmada güçlü bir araç olduğu biliniyor, durağan olmayan sinyallerinin analizi için uygun bir gürültü temizleme yöntemidir. Sweeny yaptığı çalışmada Ayırık Dalgacık Dönüşümü (ADD) kullanarak ECG, hava akışı ve ivmeölçer sinyalleri üzerinde apne sezimi gerçekleştirmiş ve ADD'nin sinyalleri spektral bileşenlerine ayırıp özelliklerini çıkardığı için, doğru sınıflandırma sonuçları sağladığını belirtmiştir [7].

Otomatik uyku analizi genelde sinyal ön işleme, özellik çıkarımı ve sınıflandırma olarak üç aşamadan oluşur. Ön işlemede amaç büyük miktarda olan ham veri setini azaltarak ve gürültüden arındırarak istatistiksel araçlar tarafından kullanılabilir hale getirmektir. Daha sonra özellikleri çıkarılan dalgalar için apne sezimi, sınıflandırma ve mantıklı kurallar kullanarak gerçekleştirilir.

OUSA klinik tabanlı tahmin için yeni bir yaklaşım olarak yapay sinir ağı (YSA) uygulaması geleneksel doğrusal veya lojistik regresyon tekniklerine kıyasla daha fazla değişkenin dahil edilmesini sağlar [8]. Karmaşık PSG testlerini azaltmak amacıyla Spo2 sinyali ölçümlerinde yapay sinir ağları kullanımının uyku apne tanısında pratik ve yararlı bir tarama testi olduğu belirtilmiştir [9]. Zaman gecikmeli yapay sinir ağları sabit boyutlu bir kayan zaman penceresine girdi besleyerek, çıktı üretir. Tian, hava akışı ve Spo2 sinyalleri üzerinde zaman gecikmeli YSA tabanlı apne sezimi gerçekleştirmiş ve zaman gecikmeli sinir ağları yapısındaki zaman penceresinin geçmiş hafızalandırmasından dolayı, apne seziminde kullanılan sürekli verilerin işlenmesi için uygun bir yöntem olarak değerlendirmiştir [10]. Literatürde dalgacık dönüşümü kullanarak sinyali spektral bileşenlerine ayırıp bu katsayıları YSA modelinin giriş katmanında girdi olarak kullanan ve apne sezimi gerçekleştiren çalışmalar mevcuttur [11].

Bu çalışmada taşınabilir kayıt cihazından alınan veriler için kliniksel olarak apne tanısı yapabilmek amacıyla hava akışı, Spo2 sinyallerine ek olarak apne sezimi çalışmalarında büyük bir etken olan ECG sinyali de kullanılmıştır. Önce gürültülü veri setleri dalgacık dönüşümü ile ön işlenmiş ve filtreleme yapılmıştır. ECG sinyalinin maruz kaldığı çeşitli gürültüler sonucu oluşan olağandışı R-R aralıklarını temizlemek amacıyla Sapoznikov'un geliştirdiği "Kalp Hızı Değişkenliği Analizinde

Artefakt Kaldırma Yöntemi” kullanarak olağandışı R-R aralıkları ECG sinyalinden temizlenmiştir. En son aşamada tıbbi tanılarında oldukça başarılı olan zaman gecikmeli ileri beslemeli yapay sinir ağı yordamı ile apne sezimi gerçekleştirilmiştir. Hastahane ortamında apne varlığını skorlamak amacıyla Hacettepe üniversitesi göğüs hastalıkları anabilim dalında Prof. Dr. Ahmet Uğurdemir’le gerekli bağlantılar sağlanmış apne anları skorlanmış ve YSA’nın danışmanlı öğrenme seti elde edilmiştir. Şekil 1.1, tezin temelini oluşturan bileşenleri dalgacık dönüşümü sinyal temizleme, sinir ağı tespit sırası ile tanımlamakta ve bilgi akışını özetlemektedir.



Şekil 1.1. Taşınabilir Kayıt Cihazı Verileri İçin Apne Tanı Yordamları Geliştirme Çalışmasının Akışı

Tez çalışmasının ikinci bölümünde uyku ve uyku apnesiyle alakalı genel bilgiler verilecektir. Üçüncü bölümde apne sezimi için teorik altyapıların anlatıldığı dalgacık dönüşümü ve yapay sinir ağı bölümü sunulacaktır. Dördüncü bölümde Sapoznikov’un geliştirdiği sinyal temizleme yordamı anlatılacaktır. Beşinci bölümde sinyal temizleme, dalgacık dönüşümü ve YSA yordamlarının uygulamaları verilip apne sezimi gerçekleştirilecektir. Altıncı bölümde ise çalışmanın sonuç ve değerlendirmesi yapılacaktır.

2. UYKU APNESİ

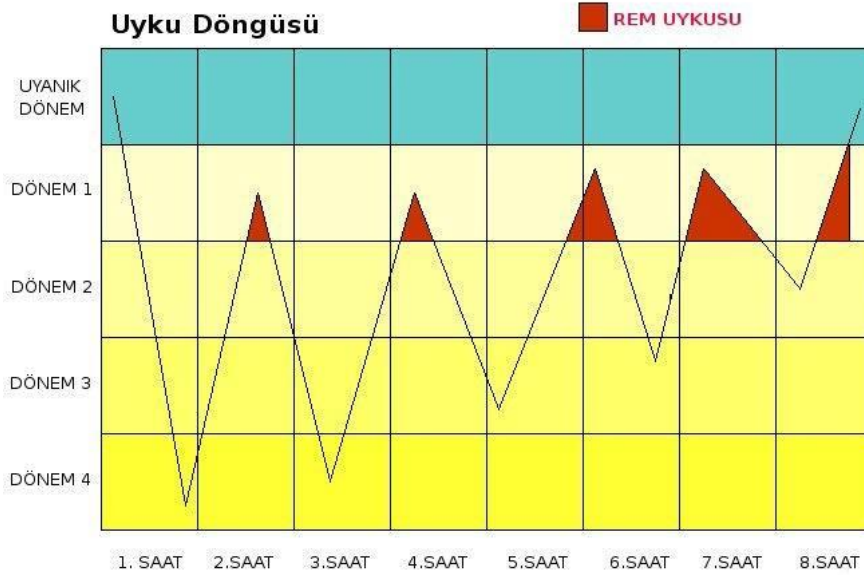
Uyku zihinsel ve fiziksel sađlıđı her gn yenilemek iin nemli olan ve yařamın te birini kapsayan periodik ve geici bilinsizlik dnemidir. Uykuyu bilimi son yıllarda ilerleme kaydetmiřtir. Geliřen bilgisayar teknolojisi uykuyu daha iyi anlamamıza ve uykunun zelliklerini arařtırma olanađı sađlamaktadır. Uykuyu hakkındaki ilk bilimsel yayın "The Philosophy of Sleep" Robert MacNish tarafından 1834'de yayınlanmıřtır [12]. William Osler, 1906 yılında "Principles and Practice of Medicine" isimli kitabında, bazı řiřman kiřilerdeki horlama ve uyku bozukluđundan bahsetmiřtir. Hans Berger 1928 yılında insan beyninin elektriksel aktivitesini kaydetmiř ve uyanıklıkla uyku sırasında oluřan elektriksel aktivite farklarını gstermiřtir. Kleitman ve Aserinsky 1953 yılında uykuda hızlı gz hareketlerinin olduđu REM uykusunu elektroensefalografide gstermiřlerdir. Dement ve Kleitman 1956'da uykunun periyodik deđiřimleri olduđunu gstermiřlerdir.

2.1. Uyku Evreleri

Uykuda birbirini periyodik olarak izleyen iki deđiřim dnemi vardır. Bunlar Rapid Eye Movement (REM) yani hızlı gz hareketi ve NonREM (gz hareketi olmayan) dnemleridir [13]. Non-REM uykusu, Uykunun toplam sresinin %85'ini oluřturur. Uyku evreleri, uyku sırasında ortaya ıkan elektroensefalografik deđiřimlere dayanarak drt evreye ayrılmaktadır. Evre 1 ve 2 yzeysel uyku dnemi, evre 3 ve 4 ise derin uyku dnemi oluřturur. Elektroensefalographi (EEG)'de yksek genlikli yavař dalgalar ortaya ıkar. Gz hareketleri yoktur, nabız ve solunum yavařlamıřtır [14]. REM evresi uykunun rya grlen ve toplam uyku sresinin %20-25'ini oluřturan evredir. Bu evrede beyin aktivitesinin uyanıklıđa yakın bir dnemdedir. Bu dnemde EEG' nin ritmikliđi bozulur ve vucut geici bir fel halindedir.

řekil 2.1'de uyku evreleri arasındaki geiř grlmektedir [15]. nce NREM uykusunun yzeysel uyku evreleri daha sonra derin uyku evreleri yařanır. Bu evrenin bitiřiyle uyku derinliđi azalır ve REM dnemi bařlar. Bu dnem 5-10 dakika devam edip tekrar NREM dneimine geiř yapılır. Her 80-100 dakikada bir

REM uykusuna geçiş yapılır. Uyku bozuklukları normal uyku döngüsünde aksaklıklara sebep olur. Tıkayıcı Uyku Apnesi (TUAS) varlığı NREM ve REM uyku nöbetlerinde bozulmaya ve zamansal stabilitenin azalmasına yol açarken evre geçişleri sayısının artmasına ve kısa süreli ataklara sebep olur.



Şekil 2.1. Uyku Evreleri

Uyku apnesi olan insanlarda gece boyunca yaklaşık 600 kez nefes duraklamaları yaşanır. Bu durum soluk almak için kişinin uyanmasına sebep olur ve bu çok az sürede derin uyku anlamına gelir [15].

2.2. Uyku Apne Sendromu (UAS)

Apne olarak bilinen, uyku sırasındaki solunumun en az 10 saniye duraklamalarından kaynaklanan ve uyku düzeninin bozulmasına sebep olan önemli bir hastalık türüdür. Hava akımında 10 sn ve daha fazla süreyle en az %50 azalmasına ve oksijen desatürasyonunda %3'lük düşme durumu ise hipopne olarak adlandırılır.

William Osler, 1906 yılında yazdığı "Principles and Practice of Medicine" isimli kitabında, bazı şişman kişilerdeki horlama ve uyku bozukluğundan bahsetmiştir. Charles Dickens tarafından tanımlanan uyku apne sendromunu, bilimsel anlamda

ilk kez 1956 da Burwell tanımlamıştır. 1973'te Guilleminault tarafından Uyku Apne Sendromu ayrı bir hastalık olarak tanımlanmıştır [12].

Horlama ve uyku – apne sendromu, yorgunluk, sinirlilik, yüksek tansiyon, depresyon, unutkanlık, konsantrasyon bozukluğu, kontrol edilemeyen şişmanlama gibi pek çok soruna sebep olabilir. Tüm bunların ötesinde, uyku – apne sendromunda, kalp krizi ve kalbin durmasına bağlı uykuda ani ölüm görülebilir [16]. Uyku apnesinin en önemli belirtisi uykuda ani solunum duraklamaları, çok gürültülü horlamalar ve iç çekmelerdir. Merkezi, tıkaçıcı ve bileşik olmak üzere üç farklı gruba ayrılır.

2.2.1. Tıkaçıcı Uyku Apne Sendromu

Obstrüktif Uyku Apne Sendromu (OUAS) veya Tıkaçıcı Uyku Apne Sendromu (TUAS) uyku boyunca solunum çabasının sürmesine rağmen, ağız ve burunda hava akımının olmamasıdır. Buna genellikle kan oksijen düzeyindeki düşmeler sebep olur. Uyku Apnesi hastalarının %84'ü Tıkaçıcı Tip Uyku Apnesi hastasıdır. Tıkaçıcı Uyku Apne Sendromunda, hava yolu çeşitli seviyelerde tıkanır. Bu tıkanmaya yol açan faktörler:

- Uykuda gevşeyen üst solunum yolu kasları
- Büyük bademcikler
- Burun yapısındaki yapısal bozukluklar
- Çenenin küçük olması

2.2.2. Merkezi Uyku Apne Sendromu

Merkezi uyku apne sendromu, hem solunum çabasının hemde burun ve ağızda hava akımının olmamasıdır. Bu tür apne beyinin solunumu kontrol eden kaslara doğru sinyaller göndermemesi sonucunda görülen uyku bozukluğudur. Uyku Apnesi hastalarının %1'i merkezi uyku apnesi hastasıdır. Çok daha ender görülen merkezi uyku apnesinin nedeni ise daha çok nörolojik bozukluklardır.

2.2.3. Bileşik Uyku Apne Sendromu

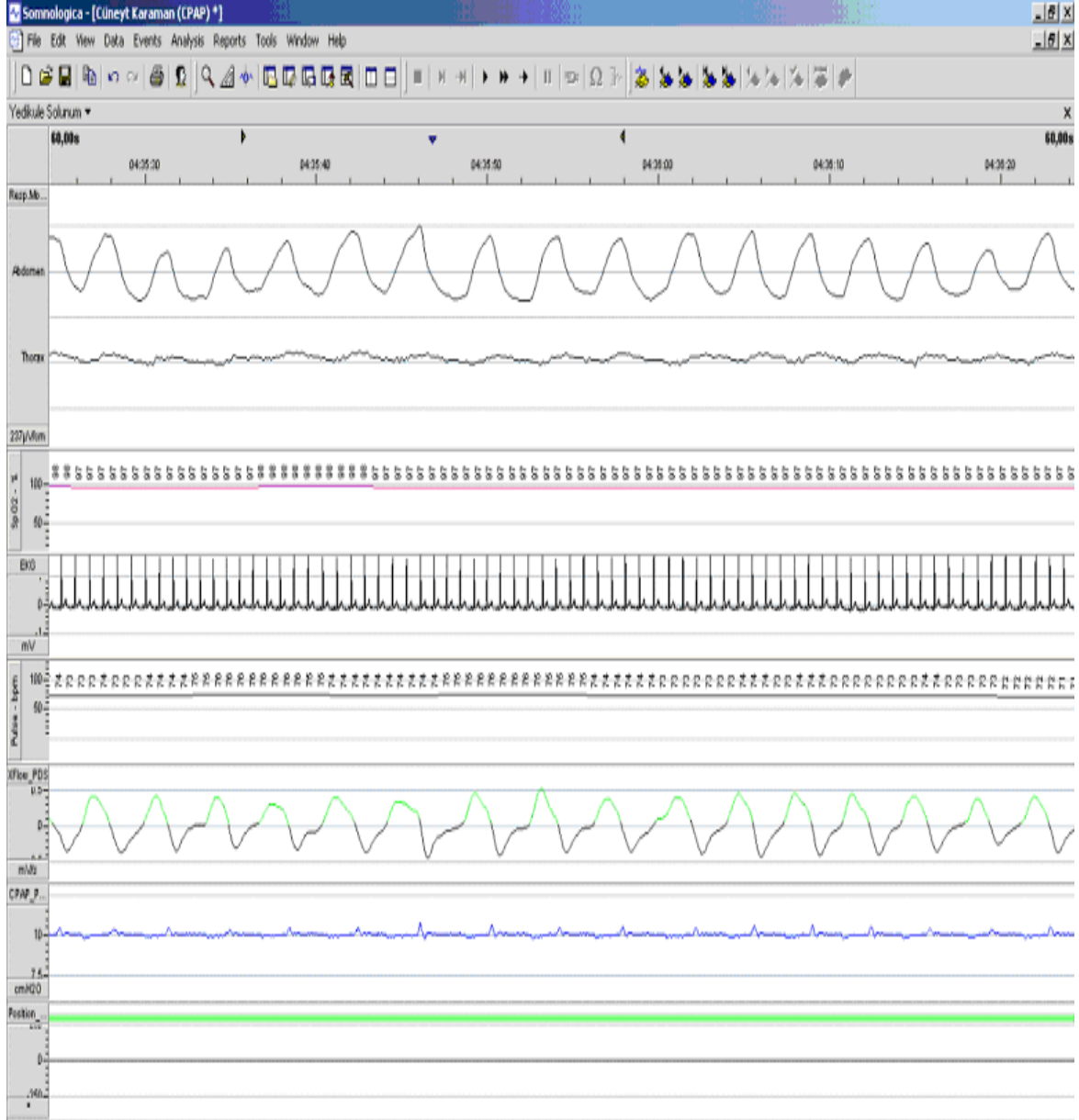
Başlangıçta merkezi uyku apne olup, solunum çabasının başlamasıyla devam eden uyku apne çeşididir. Bu apne çeşidi son yıllarda uzmanlar tarafında ayrı bir tür olarak kategorize edilmiştir.

2.3. Uyku Apne Sendromu Kayıt Cihazları

Uyku apnesinin komplikasyon riski taşıyan hastaların belirlenmesi amacıyla tedaviye başlamadan önce OUAS tanısı ve şiddeti tespit edilmelidir. OUAS için tanı kriterleri, kapsamlı bir uyku değerlendirilmesine ve klinik belirti bulguların incelenmesine dayanmaktadır. Polisomnografi (PSG), uyku ile ilgili solunum bozuklukları tanısında en sık kullanılan testtir. PSG kayıt sistemine alternatif olarak evde kullanılacak küçük, taşınabilir sistemler bir dizi uyku testini yapabilen ve düşük maliyetli cihazlar geliştirilmiştir [17].

2.3.1. Polisomnografi

Uyku apnesinin kesin teşhisi laboratuvarında uyku çalışması denilen bir teknikle ölçülmektedir. Polisomnografi tanımı ilk kez 1974 yılında Jerome Holland tarafından kullanılmıştır. Holland'ın tanımına göre polisomnografi, gece boyunca uykuda bir çok fizyolojik parametrenin eşzamanlı kaydı ve analizini sağlayan bir testtir [17]. Uyku laboratuvarındaki polisomnografik kayıtlamalar en temel verileri sağlamaktadır. Uyku sırasında meydana gelen fizyolojik değişikliklerin belirlenmesi için kullanılan kapsamlı bir kayıttır. Uyku testine gönderilen hastalarda genelde horlama, uyku zorlukları ve gündüz aşırı uyku hali görülmektedir. Standart PSG'lerde, uyku ve uyanıklık evreleri, solunum, bacak hareketi, horlama, vücut pozisyonu ve kalp ritmi bozuklukları gibi bilgiler uyku bozukluklarının tedavisi veya teşhis için kullanılır. UAS için klinik tanı, göğüs hastalıkları, KBB, nöroloji, psikiyatri ve diş hekimliği uzmanlarından oluşan geniş bir hekim grubu tarafından değerlendirilerek konulmaktadır. Şekil 2.2'de bir polisomnografi kaydı görülmektedir.



Şekil 2.2. Polisomnografi Kaydı

UAS tanısı için polisomnografide kullanılan standart parametreler aşağıda verilmiştir [18].

Elektroensefalografi (EEG)

Altı elektrot ve bir toprak elektrot, beyin elektriksel aktivitesini kaydetmek için kafatası etrafına yerleştirilir ve korteks nöronlardan kaynaklanan elektrik sinyalleri kayıt eder.

Elektrookülografi (EOG)

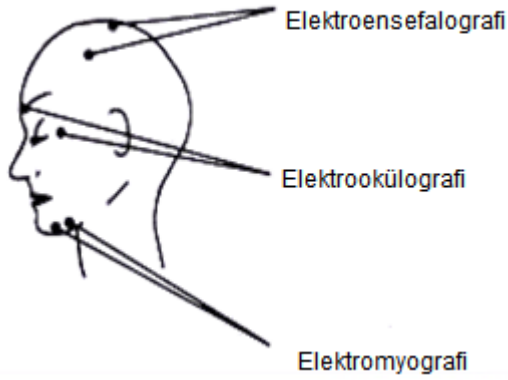
Gözlerin aktivitesini ve kornea ve retina arasındaki elektropotansiyel farkı belirlemek için iki adet elektrot kullanılır. Elektrotların biri sağ gözün üst ve alt kısmına ve diğeri sol gözün üst ve alt kısmına yerleştirilir

Elektromyografi (EMG)

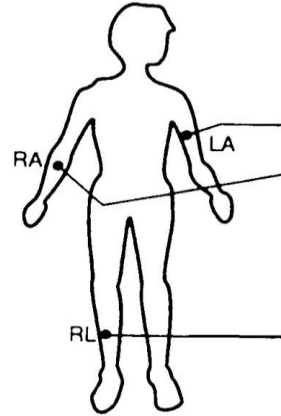
Electromyogram vücut kas gerilimi ölçmek için hem de uyku sırasında bacak hareketlerinin izlemek için 3 adet elektrot çene altına ve 2 adet baldır kasına bağlanır. Şekil 2.3'te EEG, EOG, EMG kayıtları için elektrot konumları verilmektedir.

Elektrokardiyografi (ECG)

Kalp hızı ve ritmini incelemek amacıyla iki elektrot sağ ve sol bileklere ve bir elektrot ayak bileğine yerleştirilir. Sinyal genliği artırmak amacıyla yükselteç kullanılır. Şekil 2.4'te ECG kayıtları için elektrot konumları verilmektedir.



Şekil 2.3. EEG, EOG, EMG Sinyalleri



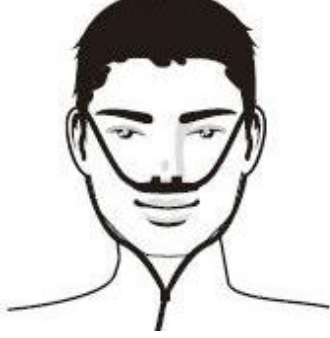
Şekil 2.4. ECG Sinyali Elektrot Konumları

Oronazal hava akımı (Flow-meter)

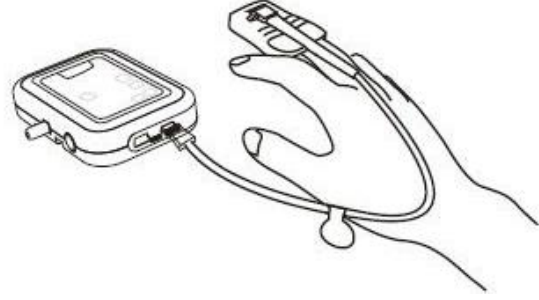
Hava akımının varlığını veya yokluğunu algılamak ve hava yollarına giren ve çıkan hava miktarını değerlendirmek için termistör kullanılır.Şekil 2.5'te hava akımı sinyali için algılayıcı görülmektedir.

Oksijen Doyumu

Apne sırasında hava akımının kesilmesi kanda oksijen doygunluğunu düşürür. Beyin ve kalp gibi önemli organların beslenmesi aksar. Kandaki oksijen doygunluğu hastaya yerleştirilen bir pulse oksimetre probu ile ölçülür. Şekil 2.6'da oksijen doyumu algılayıcısı görülmektedir.



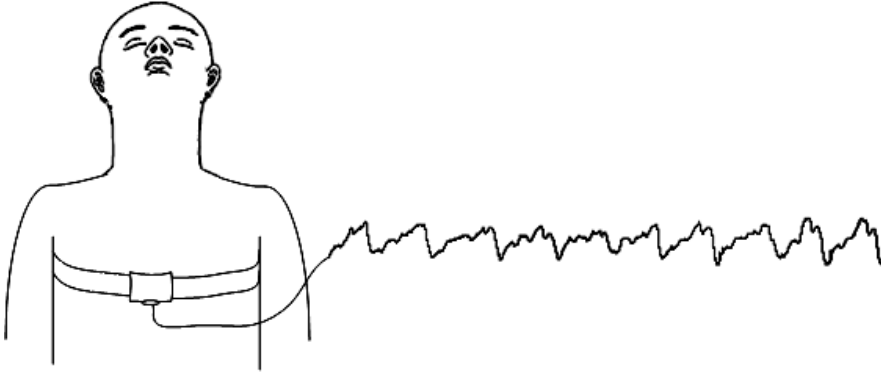
Şekil 2.5. Hava Akımı Algılayıcısı



Şekil 2.6. Oksijen Sinyali Algılayıcısı

Solunum çabası

Nefes alma sırasında göğüs ve karın hareketlerini belirlemek için iki Velcro bant biri göğüs altına ve diğeri karın çevresinde yerleştirilir ve bantların içlerinde bulunan piezo kristaller sayesinde elektriksel dalgalar elde edilmektedir.



Şekil 2.7. Solunum Hareketi Algılayıcısı

2.3.2. Taşınabilir kayıt cihazları

Taşınabilir kayıt cihazları, polisomnografiye bir alternatif olarak, apne şüphesi taşıyan hastaların tanısai değerlendirme olanağı sağlar [19]. Bu cihazlar erişim

kolaylığı, evde kayıt imkanı, ucuz maliyetli olması ve uzaktan sağlık uygulamasına imkan tanınması polisomnografi kayıt cihazlarına bir avantaj sağlamaktadır. Bu avantajlara karşın taşınabilir kayıt cihazlarında veri kayıpları, sınırlı veri kayıt kapasitesi nedeniyle uyku –uyanıklık zamanlarının ayırt edilememesi bu cihazların götürüsü olarak kabul edilmektedir [20]. Şekil 2.8’te taşınabilir kayıt cihazına bir örnek verilmiştir.

Taşınabilir cihazlar daha çok nazal hava akımı, oksijen doyumu ve solunum çabasıyla ilgili verileri sağlamakta olup yanlış teşhise yol açabilirler. Bu nedenle, UAS’ın kardiyovasküler etkileri göz önünde bulundurularak, diğer bir kanal olarak ECG verisi taşınabilir cihazlarda tercih edilmektedir [21]. Son yıllarda uyku apne tanısı için taşınabilir kayıt cihazlara ilgi artmıştır. Jin, J yaptığı çalışmada MEMS basınç sensörü kullanımının nefes alma ve verme olayının algılanmasını basitleştirdiğini ve apne algılama algoritmasının iyileştirdiğini belirtmiştir [22]. Taşınabilir kayıt cihazları uyku ölçümleri ve solunum değişkenlerini değiştirerek dört düzeyde sınıflandırılır [23]. Çizelge 2.1’de dört farklı düzeydeki kayıt cihazlarıyla kaydedilen veriler görülmektedir.

Çizelge 2.1. Taşınabilir Kayıt Cihazlarının Farklı Düzeylerinde Kullanılan Ekipmanlar

	I. Düzey	II. Düzey	III. Düzey	IV. Düzey
	Gözlemlenmiş PSG	Gözlemlenmiş PSG	Gözlemlenmiş PSG	Gözlemlenmiş PSG
Kaydedilen Veriler	EEG	EEG		
	EOG	EOG	ECG	Oksijen Doyumu
	ECG	ECG	Oksijen Doyumu	Hava Akımı
	EMG	EMG	Solunum Hareketi	
	Hava Akımı	Hava Akımı	Hava Akımı	
	Solunum çabası	Solunum çabası		
	Oksijen Doyumu	Oksijen Doyumu		

2.4. Tedavi

Uyku apnesinin tedavisinde ilk adım hastanın hangi tedaviye ihtiyacı duyduğuna karar vermektir [24]. Bircok çalışmada klinik OUAS tedavisi konusunda çeşitli alternatifler tartışılmıştır. Bu tedavi alternatifleri arasında zayıflama, alkol ve sedatiflerden uzaklaşma, ağız ıcı aygıt ve cerrahi tedavi yer almaktadır [25]. Tıkayıcı uyku apne sendromu ağırlığının belirlenmesinde kullanılan kriter apne-hipopne indeksi (AHİ)'dir. Bu kriter dikkate alınarak hazırlanan ve TUAS'ın en çok kabul gören tedavi algoritmasıdır. TUAS'lı hastalarda zayıflama ile Apne Hipopne indeksi (AHİ)'de azalma ve uyku kalitesinde düzelme görülür.

Uyku apnesinde öncelikle cerrahi dışında tedaviler önerilmektedir. Bu nedenle tedavide ilk olarak, halk arasında maske olarak bilinen, CPAP cihazları önerilir. CPAP cihazları, ameliyata uygun olmayan hastalarda önerilen bir tedavi yöntemidir. Bu cihazların hastalığın şiddetine göre değişen türleri bulunmaktadır.

Apne sırasında solunum yollarında oluşan tıkanma nedeniyle, tıkanan bölgedeki hava akımını sağlanması gerekmektedir. Bu cihaz, odadaki havayı basınçlı bir şekilde burundan üst solunum yollarına üfleyerek, sürekli bir hava akımı sağlar [26]. Uyku apnesinde cerrahi tedavilerin amacı ise hava yolunu kapatan dokuların alınması, küçültülmesi veya gerginleştirilmesidir.



Şekil 2.8. Taşınabilir Kayıt Cihazı Örneği

3. APNE TESPİTİ İÇİN KURAMSAL ALTYAPI

Burada UAS tanısı için kullanılan yordamların kuramsal altyapıları anlatılacaktır. Önce sinyalleri gürültüden arındırmada oldukça başarılı bir yöntem olan dalgacık dönüşümünün teorik altyapısından bahs edip, daha sonra apne sezimi için kullanılan yapay sinir ağlarının kuramsal altyapısı sunulacaktır. Bu yordamların uygulamaları beşinci bölümde verilecektir.

3.1. Dalgacık Dönüşümü

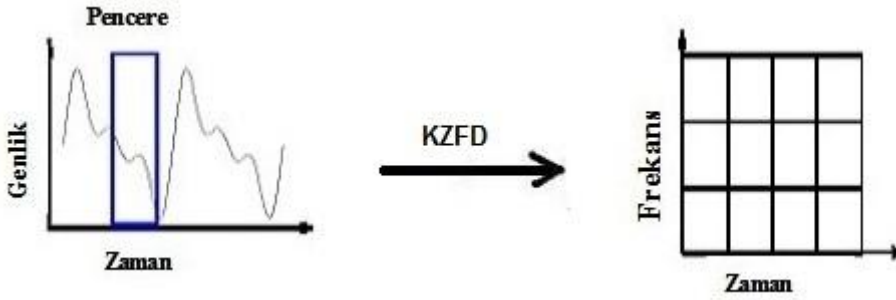
Gerçek zaman uygulamalarda veri gürültülü veya tutarsız olabilir. Biyolojik sinyallerin incelenmesi ve yorumlanabilmesi için aykırılıkların bulunması ve gürültülü veri aralıklarının düzeltilmesi gerekmektedir. Dalgacık dönüşümü daha çok biyolojik sinyallerin işlenmesinde, gürültülü sinyali süzmede ve sınıflandırma amaçlı özellik çıkarmalarda yaygın olarak kullanılan önemli bir araçtır [27]. Sinyali gürültüden arındırmadaki en önemli hedeflerden biri, yeniden yapılandırılan sinyalin, orijinal sinyalin özelliklerin sağlamasıdır. Dalgacık dönüşümü bu konuda oldukça başarılıdır. Ölçek tabanlı analizin, gürültüye karşı daha az hassasiyet gösterdiğinin anlaşılması ile araştırmacıların ilgisi frekans tabanlı çözümlerden ölçek tabanlı çözümlere doğru yönelmiştir. Dalgacık ifadesi ilk olarak 1909 yılında Alfred Haar tarafından kullanılmıştır [28].

Bu yöntem Y. Meyer tarafından geliştirilmiştir. Temel algoritma, Stephane Mallat'ın 1988'deki çalışmalarına dayanmaktadır. Ingrid Daubechies, Ronald Coifman ve Victor Wickerhauser gibi araştırmacılar yöntemi geliştirerek daha yaygın bir uygulama alanında kullanılmasını sağlamışlardır [29].

Dalgacık dönüşümünün temeli, Joseph Fourier'in 19. Yüzyıldaki çalışmalarına dayanmasına rağmen yeni bir yöntemdir. Fourier analizi zaman ortamındaki işareti frekans ortamına dönüştüren bir yöntemdir. Birçok işaret için Fourier analizi çok kullanışlıdır. Fakat, bu yöntemde frekans ortamına dönüştürmek ile zaman bilgisi kaybolur. Eğer işaret durağan (stationary) ise bu sakınca önemli değildir. Ancak, birçok işaret durağan değildir [30].

3.1.1. Kısa Zaman Fourier Dönüşümü

Dennis Gabor (1946), Kısa-Zamanlı Fourier Dönüşümü (STFT: Short-Time Fourier Transform) yöntemini geliştirmiştir. Şekil 3.1’de görüldüğü gibi bu yöntem işareti küçük parçalara ayırıp işareti zaman ve frekans ortamında inceler. Dönüşümü yapılacak olan sinyal konumu $t = \tau$ ’ da olan bir pencere fonksiyonu ile çarpılır ve pencerelenmiş bu sinyalin Fourier dönüşümü hesaplanır. Bir sonraki aşamada sinyal τ kadar kayarak bu işlem tekrarlanır. Kısa zamanlı Fourier dönüşümü denklem 3.1’de verilmiş olup burada $w(t)$, pencere fonksiyonu “yaygın olarak sıfır etrafında Gauss pencere fonksiyonu”, $x(t)$, dönüşümü yapılacak olan sinyal, w , frekans değişkeni ve τ zaman değişkenidir.



Şekil 3.1. Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü

$$STFT\{x(t)\} \equiv X(\tau, \omega) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)w(t-\tau)e^{-j\omega t} dt \quad (3.1)$$

Kısa zaman Fourier dönüşümü aslında pencerelenmiş Fourier dönüşümüdür. Bu yöntem, olayın hangi zaman ve frekansta olduğu hakkında bilgi verir. Fakat bu yöntemin götürüsü frekans çözünürlüğünün düşük olmasıdır. Bunun sebebi dönüşüm sırasında alınan integralin sinyalin tamamını değil, sadece pencere içerisini kapsamasıdır. Çözünürlük, dönüşüm işlemi sırasında kullanılan pencerenin boyu ile ilgilidir. Pencere boyu arttığında frekans çözünürlüğü artar STFT, FT'a yaklaşır [31].

3.1.2. Dalgacık Dönüşümü Çözümlemesi

Dalgacık dönüşümü aslında “Çoklu Çözünürlük Analizi” dir ve genel olarak sıfır ortalamalı ve sonlu enerjiye sahip fonksiyonlar dalgacık sayılır. Bu yöntemde STFT’deki pencerenin boyu, sinyaldeki frekans bileşenlerine göre ayarlanır.

Küçük bir süreksizliğe sahip bir işaretin, Fourier dönüşümü hesaplandığında süreksizliğin nerede olduğunu tam olarak öğrenemeyiz. Fakat, dalgacık dönüşümü ile süreksizliğin nerede olduğunu öğrenmek mümkündür.

Şekil 3.2’de görüldüğü gibi dalgacık analizinde işaret, zaman-frekans yerine zaman-ölçek ortamında incelenir ve en önemli üstünlüklerinden biri; işareti belirli bir bölgenin analizinin mümkün olmasıdır. Ölçek dalgacığının zaman eksenindeki genişliğidir.



Şekil 3.2. Dalgacık Dönüşümü

3.1.2.1. Sürekli Dalgacık Dönüşümü (SDD):

Sürekli dalgacık dönüşümü denklem 3.2’de verilmiş olup burada $x(t)$, dönüşümü yapılacak olan sinyal, $\gamma(\tau, s)$, $x(t)$ işaretinin dalgacık dönüşümü, $\psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right)$ ana dalgacık, τ zaman parametresi ve s ise ölçek değeridir.

$$\gamma(\tau, s) = \frac{1}{\sqrt{|s|}} \int x(t) \psi^*\left(\frac{t-\tau}{s}\right) dt \quad (3.2)$$

Dalgacık dönüşümünün formülü STFT’ye çok benzer. STFT deki pencere fonksiyonu yerine “ ψ ” kullanılır. Diğer dalgacıklar değişen s (ölçek değerine) göre ana dalgacıktan üretilir. Dalgacığının konumu τ (zaman parametresi) ile belirlenir.

Dalgacık analizinden sonra oluşturulan sinyal aşada verilen denklem 3.3'te belirtilmiştir.

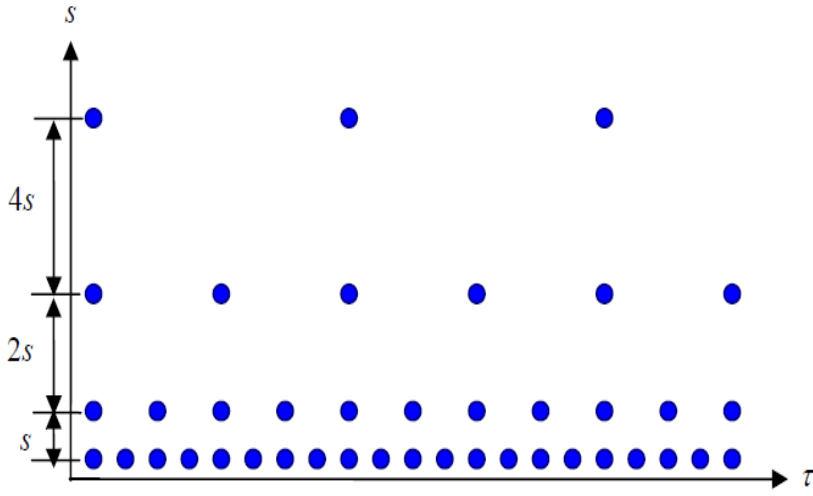
$$x(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \iint \gamma(\tau, s) \psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) dt ds \quad (3.3)$$

Dalgacık analizi, ana dalgacığın sinyalin $t=0$ daki konumuna yerleştirilmesiyle başlar ve $s=1$ için dalgacık sinyalle çarpılır. Pencerenin dışında kalan anlar sıfırdır. Bu işlem sinyal kaydırılarak $t=\tau$ 'ya kadar devam eder. Değişen ölçek parametresi ile bu işlem tekrarlanır ve farklı frekanslardaki sinyaller orijinal sinyalden ayrıştırılır [20]. Dalgacık dönüşümünde yüksek frekanslar için zaman bilgisi daha iyi çözünürlüğe sahipken düşük frekans bileşenleri için frekans bilgisi daha iyi çözünürlüğe sahiptir.

3.1.2.2. Ayrık Dalgacık Dönüşümü (ADD):

Yapılan araştırmalar ayrık dalgacık dönüşümünün üstünlüğünü sinyali sıkıştırma ve gürültüden arımda göstermektedir [31].

İşlem verimliliğini arttırmak için konum ve ölçeklerin ikili kuvvetleri alınır. Bu işlem ikili dalgacık (dyadic) olarak adlandırılır. Şekil 3.3'te görüldüğü gibi her aşamada frekans bileşenleri iki katına çıkarken zaman penceresi yarıya bölünerek dönüşüm gerçekleştirilir böylece düşük frekanslı bileşenler frekans ekseninde daha iyi çözünürlüğe sahip olurken, yüksek frekanslı bileşenler zaman ekseninde daha iyi çözünürlüğe sahiptir. Burada τ zaman parametresi ve s ölçek değeridir.



Şekil 3.3. İkili Ölçekte Ayırık Dalgacıkların Konumu

Ayrık dalgacık dönüşümü için ölçek parametresi logaritmik bir ölçeğe bağlı ayırık hale getirilir. Ölçek parametresi 2'nin tamsayı güçlerine göre ayrıştırılır ($s = 2^j$, $j \in Z$). Daha sonra zaman parametresi ölçek parametresine dayalı ayrıştırılır ($\tau = k.s, k \in Z$). Ayrık dalgacık dönüşümü denklem 3.4'te verilmiş olup burada " $\Psi_{j,k}(t)$ " $x(t)$ sinyalinin dalgacık dönüşümü, " ψ ", ana dalgacık ve k,j birer tamsayıdır.

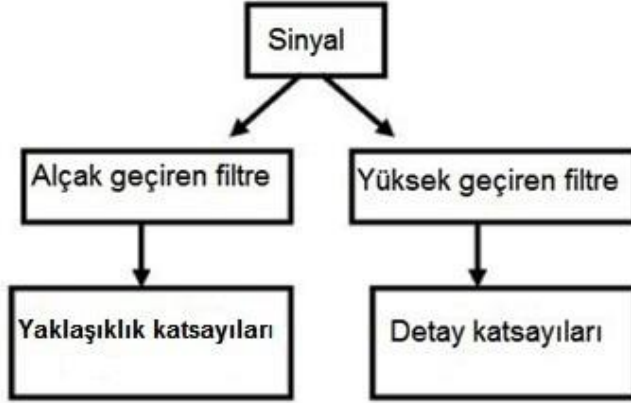
$$\Psi_{j,k}(t) = 2^{-j/2} \psi(2^{-j}t - k) \quad (3.4)$$

Analiz edilen sinyali yeniden yapılandırmak için denklem 3.5'te belirtilen formül kullanılır. Bu formülde $b_{j,k}(t) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \Psi_{j,k}(t) dt$ ölçek katsayılarını ifade etmektedir.

$$x(t) = \sum_j \sum_k b_{j,k(t)} \cdot \Psi_{j,k}(t) \quad (3.5)$$

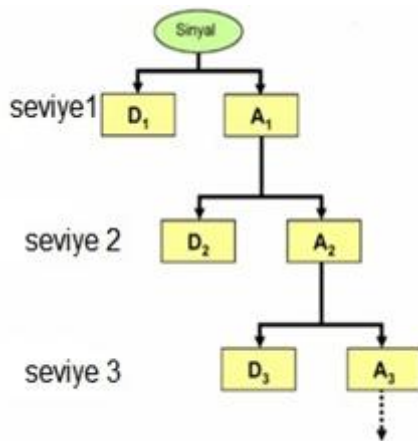
Dalgacık analizinde; yüksek ölçek katsayıları "yaklaşıklık (approximation)" ve düşük ölçek katsayıları "detay" olarak adlandırılır. $s > 1$ olduğu durumlarda sinyal genişleyerek detay katsayıları ve $s < 1$ olduğu durumlarda sinyal daralarak yaklaşıklık katsayıları elde edilir. Şekil 3.4'te görüldüğü gibi detay katsayıları

yüksek geçiren süzgecin çıkışı ve yaklaşıklık katsayıları alçak geçiren süzgecin çıkışıdır.



Şekil 3.4. Dalgacık Dönüşümü ile İşaret Ayırıştırma

Öncelikle orijinal sinyal iki tamamlayıcı yarı band filtre (alçak geçiren ve yüksek geçiren) tarafından ikiye bölünür. Spektrumun yüksek frekans bileşenlerini detay katsayılarını ve alçak frekans bileşenlerini yaklaşıklık katsayılarını oluşturur. Şekil 3.5'te görüldüğü gibi sadece düşük frekans bandından (A_1) gelen bilgiler yarıya indirilerek ikinci ayrıştırma seviyesinde kullanılır [32]. Bu işlem kullanıcı tarafından belirlenen seviyeye kadar devam eder. Dalgacık dönüşümü örnekleme frekansını, ikinin katlarına bölerek işlem yaptığını göz önüne alarak, sinyalin frekans aralığına bağlı uygun ayrıştırma seviyesi belirlenmelidir.



Şekil 3.5. Dalgacık Ayırıştırma Ağacı

3.1.3. Dalgacık Dönüşümü İle Sinyali Gürültüden Arındırma

Bu algoritma, gürültü ile bozulmuş sinyalleri gürültüden gidermek için kullanılabilir. Bu amaçla gerçekleşmesi gereken adımlar vardır. Bu adımlar aşağıda verilen biçimde özetlenebilir.

1-Sinyalin çözümlenmesi ve dalgacık ayrışım ağacı oluşturma: Bu aşamada dalgacık fonksiyonu ve ayrışım seviyesi belirlenerek sinyal alt bantlarına ayrılır ve süzgeçten geçirilir.

2-Eşikleme: Dalgacık dönüşümü ile sinyali gürültüden arındırma yöntemlerinden biri, dalgacık katsayılarının eşik değeridir. Bu yöntemde dalgacık dönüşümü aldıktan sonra sinyal belirli bir seviyeye kadar ve her seviyede eşik değerinin altında kalan katsayıları attıktan sonra sinyal yeniden yapılandırılır.

3-Bu aşamada seviye 1'den N'e kadar oluşan detay katsayıları ve seviye N'deki yaklaşıklık katsayıları toplanır ve ters dalgacık dönüşümü ile sinyal yeniden yapılandırılır.

3.1.4. Dalgacık Fonksiyonlarının Genel Özellikleri

Dalgacık nitelik yönünden ele alınacak olunursa, öncelikle aşağıdaki iki şartı sağlayan bir gerçek değerli fonksiyon $\Psi(x)$ olması gerekir.

Ψ 'in integrali sıfırdır:

$$\int_{-\infty}^{\infty} \Psi(x) dx = 0$$

Ψ 'in karesinin integrali bire eşittir:

$$\int_{-\infty}^{\infty} \Psi^2(x) dx = 1$$

Yukarıdaki eşitlikleri sağlayan her x fonksiyonu dalgacık olarak adlandırılır. Şekil 3.6'da en çok kullanılan dalgacık modellerine bir kaç örnek verilmiştir.

3.1.4.1. Haar Fonksiyonu

Ölçeklenmiş “kare şeklindeki” fonksiyonlardır. Dalgacık ailesinin en basit fonksiyonu olarak bilinen ve süreksiz bir yapıya sahiptir. Haar Dalgacığının sürekli olmamasından dolayı türevlenemez ve bu yüzden fazla tercih edilmez. Bununla birlikte zamanla değişen kesikli ve sürekli doğrusal sistemlerin çözümünde kullanılan dalgacıklardan biridir [33].

3.1.4.2. Daubechies Fonksiyonu

Ingrid Daubechies çalışmalarına dayalı Daubechies ailesi ortogonal bir yapıya sahip olup, ayrık dalgacığı tanımlar. Daubechies dalgacık ailesi DbN olarak yazılır, burada N ayrışım seviyesidir. Db1 dalgacığı, Haar dalgacığıyla aynıdır.

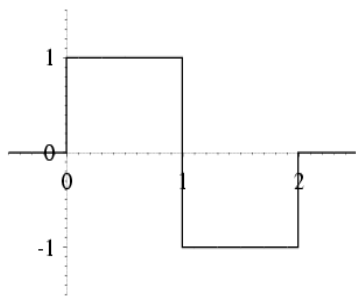
3.1.4.3. Morlet Fonksiyonu

Bu dalgacık ailesi bir Gauss penceresi ile kompleks üstelin çarpımından elde edilen ve hiçbir ölçeklendirme işlevi bulunmayan bir yapıya sahiptir. Uzamsal ve frekans çözünürlüğü arasındaki iyi denge sağlar.

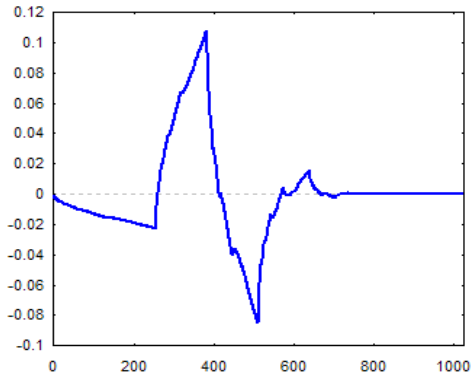
3.1.4.4. Meksika Şapkası Fonksiyonu

Bu dalgacık ailesinde hiçbir ölçeklendirme işlevi yoktur ve Gauss olasılık fonksiyonunun ikinci türeyle orantılı bir fonksiyondan türetilir ve daha çok kenar noktaları algılama durumlarında kullanılır.

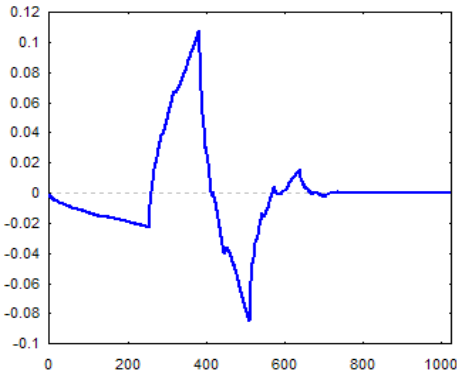
Taşınabilir kayıt cihazından toplanan veriler gürültüye maruz kaldığı için dalgacık dönüşümü ile oluşan gürültünün giderilmesi gerekmektedir. İşlenecek olan sinyale benzer bir yapıya sahip olan dalgacık fonksiyonunu seçmek büyük önem taşımaktadır. Db ailesi, QRS kompleksi ile simetrik bir yapıya sahiptir. Dalgacık modeli Daubechies, Symlet, Coiflet ve Battle ana dalgacık modellerinin ECG işaretleri ile ilişki katsayılarının değerleri Şekil 3.7’de görülmektedir. Bu grafiğe göre Daubechies8 (db8) dalgacık modelinin ECG ve benzeri işaretlerinin gürültüden arındırılması için seçilebilecek en uygun model olduğu görülmektedir [33].



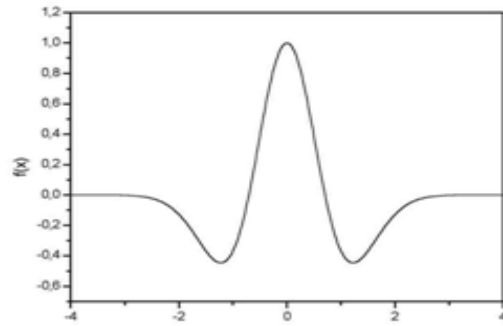
a) Haar fonksiyonu



b) Daubechies fonksiyonu

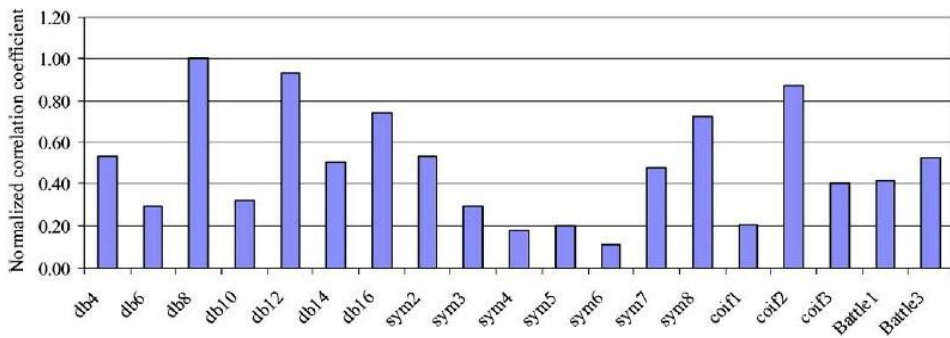


c) Morlet fonksiyonu



d) Meksika şapkası fonksiyonu

Şekil 3.6. Dalgacık Fonksiyonları



Şekil 3.7. ECG İşareti ile Dalgacık Modelleri Arasındaki İlişki Katsayıları

Filtreleme seviyesi işaretin frekans aralığına uygun seçilmesi gerekmektedir. İşaretin frekans aralığını belirlemek için Hızlı Fourier dönüşümü kullanılmıştır. Hızlı

Fourier dönüşümü algoritmasının uygulanabilmesi için veri sayısının 2^n olması gerekmektedir. Fourier Dönüşümü N elemanlı bir serinin dönüşüm işlemini N^2 adet karmaşık çarpma ve $N(N-1)$ adet toplama işlemi ile yapmaktadır. İşlem yoğunluğunu azaltmak ve daha kısa zamanda dönüşümü gerçekleştirmek için Hızlı Fourier Dönüşümü (HFD) algoritması tercih edilir. Hızlı Fourier Dönüşümü Matlab ortamında Fourier dönüşümünün işlem yükünü de oldukça azaltmıştır.

Bir işaretin Zaman ve frekans düzlemindeki analizlerinde, sinyalin örnekleme aralığı önemlidir. Δt örnekleme aralığı ile kayıt edilen bir zaman serisinde, örnekleme frekansı $f_s = \frac{1}{\Delta t}$ şeklinde ifade edilir. Buradan, Nyquist teoremine göre, işlenebilecek en yüksek frekans örnekleme frekansının yarısı ($f_s/2$) kadardır [34]. N uzunluğunda ve $0 \leq n \leq N$ aralığında ayrık bir $y(n)$ sinyalinin; Ayrık Fourier Dönüşümü denklem 3.6' da verilmektedir.

$$Y(k) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} y(n) e^{-j2\pi kn/N} \quad (3.6)$$

3.2. Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağları (YSA), insan beyninin özelliklerinden olan öğrenme yolu ile yeni bilgiler üretebilme, yeni bilgiler oluşturabilme ve keşfedebilme gibi yetenekleri gerçekleştirebilmek amacı ile geliştirilen bilgisayar sistemler olarak tanımlanmaktadır [35]. Genel olarak insan beyninin ya da merkezi sinir sisteminin çalışma yöntemlerini taklit eden bilgi işleme sistemleridir. YSA'lar, aslında ağırlıklandırılmış şekilde birbirlerine bağlanmış bir çok işlem biriminden (nöronlar) oluşan matematiksel sistemlerdir.

İnsan beyni hakkındaki çalışmalar binlerce yıl önceye dayanmaktadır. İlk yapay sinir ağı modeli 1943 yılında, bir sinir hekimi olan Warren McCulloch ile bir matematikçi olan Walter Pitts tarafından gerçekleştirilmiştir [36]. McCulloch ve Pitts, insan beyninin hesaplama yeteneğini göz önüne alarak, elektrik devreleriyle basit bir sinir ağı modellemiştir. 1949 yılında Donald Hebb nöronların işlevini öğrenme gibi psikolojik süreçlerde anlamaya çalışmış ve yapay sinir ağlarının

davranış organizasyonu hakkında kitap yazmıştır. Daha sonraki yıllarda John von Neumann telgraf röleleri veya vakum tüpleri kullanarak basit nöron fonksiyonlarının taklit edilmesini önerdi. Ayrıca 1958'de Rosenblatt algılayıcı (perceptron) modelini ve öğrenme kuralını geliştirerek, bugün kullanılan kuralların temelini koydu [37]. Algılayıcı, girdilerin ağırlıklı toplamını hesaplar bir eşik değerden geçirir ve sonuç olarak iki olası değerden birini verir. Paul Werbos önceki Algılayıcı modeli geliştirmek için çalıştı ve şimdilerde yaygın olarak kullanılan geri beslemeli modeli geliştirdi. 1960-1962 yılında, Widrow ve Hoff tarafından ADALINE'lar ve LMS kuralı geliştirildi. Bu modeller kendi kullanımları için Çoklu Uyarlamalı Doğrusal Elementler (MADALINE) olarak adlandırıldı ve gerçek dünya problemine uygulanan ilk sinir ağ modeli oldu. Bu ağ modeli telefon hatları üzerinde yankıları ortadan kaldıran bir adaptif filtredir.

1980'lerin ortalarındaki paralel dağıtılmış işlem adı altında Bitişikcilik popüler hale gelmeye başladı. 1982 yılında Hopfield YSA'nın birçok problemi çözebilecek kabiliyeti olduğunu göstermiştir. Optimizasyon gibi teknik problemleri çözmek için doğrusal olmayan Hopfield ağını geliştirdi. 1980'lerin ortalarındaki paralel dağıtılmış işlem adı altında Bitişikcilik popüler oldu. 1982-1984 yılında Kohonen öz düzenlemeli haritayı (self-organizing map) tanımladı ve kendi adıyla anılan eğiticişiz öğrenen bir ağ geliştirdi. [38]

3.2.1. YSA'ların Temel Özellikleri:

YSA'lar, uygulanan ağ modeline göre değişik özellikler göstermelerine rağmen temel birkaç özelliğe sahiptirler:

- Paralellik ve toplamsal işlev: YSA'ların çalışma yöntemi birçok nöronun eş zamanlı çalışmasına dayalıdır. Bu nöronlardan her hangi biri işlevini yitirse bile çalışmasına devam edebilir [39]
- Genelleme özelliği: Mevcut olan girdiler ve çıktılar arasındaki ilişkiyi öğrenip, eğitimde kullanılmayan veriler için de genelleme yapılabilir [40]
- Doğrusal olmayan ağ fonksiyonu: Yapı üzerindeki doğrusal olmayan özellikleri doğru biçimde yerine getirilebilmesini matematiksel olarak sağlar.

YSA'lar makina öğrenmesi gerçekleştirebilen yapılardır. Önceki deneyimlerden öğrenebilir, bir kez eğitildiklerinde yeni bir veri setine cevap verebilirler. Bu özelliklerinden dolayı ağa eksik bilgileri içeren örüntüler verildiğinde örüntüyü tamamlayabilirler. Yapay sinir ağların götürüleri ise; bir problemin çözümünde kullanılmadan önce eğitilmeleri şarttır. Bu eğitim süresi problemin çözümünden çok daha uzun zaman alabilir. Ağın eğitiminin ne zaman bitirilmesi gerektiğiyle ilgili belli bir yöntem yoktur. Örnekler üzerindeki hata seviyesi belirli bir değerin altına inmesi durumunda eğitimin tamamlandığı anlamına gelmektedir.

3.2.2.YSA'ların Kullanıldığı Alanlar

Yapay sinir ağları daha çok sınıflandırma, modelleme ve tahmin uygulamalarında yaygın olarak kullanılır. YSA'lar çok boyutlu, kesin olmayan, eksik verilerin olduğu ve problemi çözmek için matematiksel modelin bulunmadığı durumlarda tercih edilir. Bu yapıya sahip ağlar fonksiyon kestirimlerinde, sınıflandırma problemlerinde, zaman serileri analizlerinde, örüntü tanıma ve eniyileme gibi uygulamalarda kullanılmaktadır [35].

3.2.3.Yapay Sinir Hücresi Fonksiyonları

Yapay sinir hücreleri, gerçek sinir hücrelerinin simüle edilmesiyle gerçekleştirilir. Şekil 3.8'de bir sinir ağ modeli görülmektedir.

Girdiler: Nöronlara dış dünyadan veya diğer bir hücreden gelen bilgilerdir.

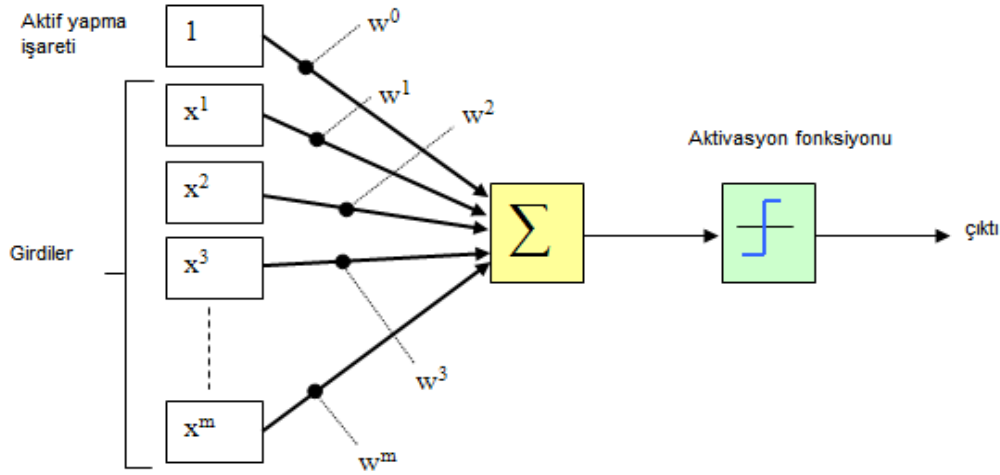
Ağırlıklar: Nöronlar arasındaki bağlantıların sayısal değerini ifade etmektedir.

Toplama fonksiyonu: Yapay sinir hücrelerine gelen girdiler, ağırlıklarla çarpılır toplanır ve o hücrenin net girdisini belirler.

Aktivasyon fonksiyonu: Hücreye gelen net girdi aktivasyon fonksiyonuna gönderilir ve bu girdiye karşılık gelen çıktının üretilmesi sağlanır. Aktivasyon fonksiyonu için genellikle doğrusal olmayan bir fonksiyon tercih edilir. Geri beslemeli ağlarda aktivasyon fonksiyonunun türevi de kullanıldığından

hesaplamanın yavaşlamaması için türevi kolay hesaplanır bir fonksiyon tercih edilmelidir [21].

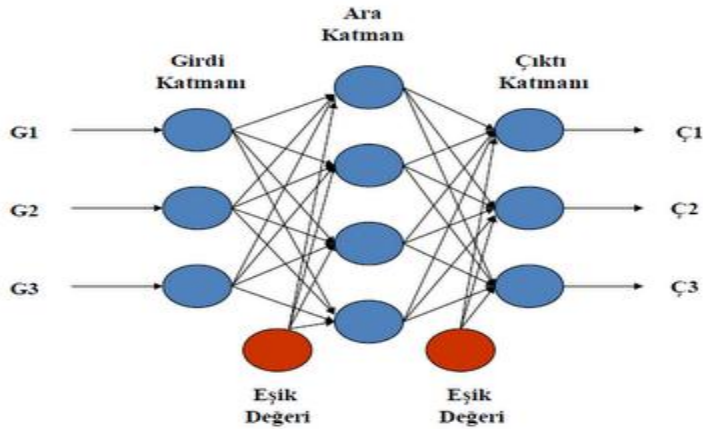
Çıktılar: Aktivasyon fonksiyonunun sonucu oluşan değerlerdir.



Şekil 3.8. Yapay Sinir Ağları Nöron Yapısı

3.2.4. Çok Katmanlı Perseptronlar

Çok Katmanlı Perseptronlar temelde üç ana bölümden oluşmaktadır. Şekil 3.9'da görüldüğü gibi bunlar giriş katmanı, ara (gizli) katmanlar ve çıkış katmanıdır.



Şekil 3.9. Yapay Sinir Ağları Yapısı

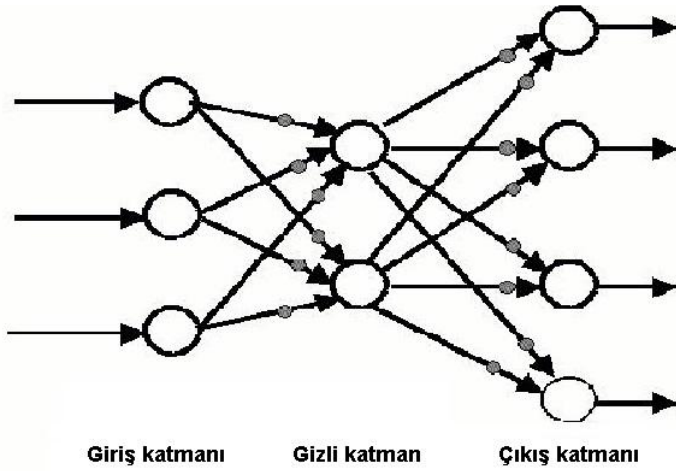
Giriş katmanı: YSA'ya dış dünyadan bilgilerin geldiği katmandır. Bu katmandaki nöronların sayısı giriş sayısı kadardır.

Gizli katmanlar: Giriş katmanından çıkan bilgiler bu katmana iletilir. Bu katman asıl bilgi işlemenin gerçekleştirildiği katmandır. Ara katman sayısı ağdan ağa değişmektedir. Bazı ağlarda ara katman bulunmadığı halde bazı yapılarda birden fazla ara katman bulunmaktadır.

Çıkış katmanı: Gizli katmandan gelen bilgiyi işler ve giriş katmanına gelen girdiye uygun bir çıktı üretir.

3.2.5. İleri Beslemeli Ağlar:

Yapay sinir ağları, nöronların birbirine bağlantı şekline göre ileri ve geri beslemeli olarak ikiye ayrılır. İleri beslemeli ağlarda bir katmandan sadece kendinden sonraki katmanlara bağ bulunmaktadır. Yani girdiler, girdi katmanından çıktı katmanına doğru tek yönlü bağlantıları vardır. Şekil 3.10'da ileri beslemeli YSA modeline bir örnek verilmiştir.

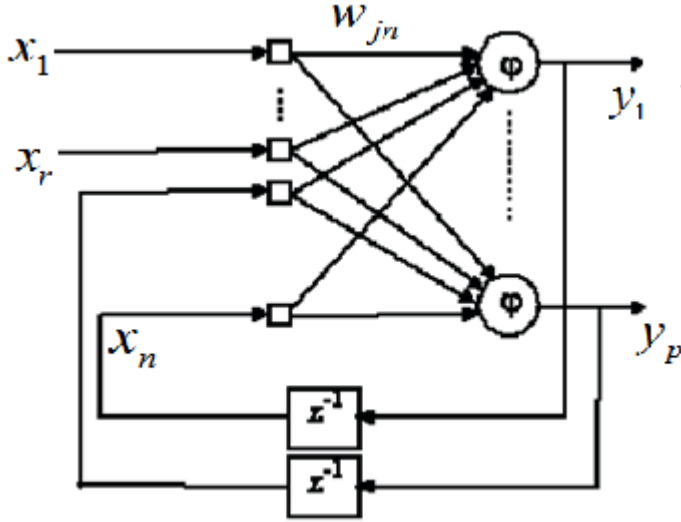


Şekil 3.10. İleri Beslemeli YSA

3.2.6. Geri Beslemeli Ağlar

Geri beslemeli ağlarda bir nöronun çıktısı sadece kendinden sonra gelen nöron katmanına girdi olarak verilmez. Kendinden önceki katmanda veya kendi katmanında bulunan bir nörona girdi olarak verilebilir. Şekil4'te geri beslemeli YSA modeline bir örnek verilmiştir. Burada $x_1...x_n$ girdiler, w_{jn} ağırlıklar $y_1...y_p$ çıktılar, ϕ

aktivasyon fonksiyonu ve z^{-1} gecikme fonksiyonudur. Şekil 3.11’de geri beslemeli YSA modeline bir örnek verilmiştir.



Şekil 3.11. Geri Beslemeli YSA

3.2.7. Yapay Sinir Ağları Öğrenme Yöntemleri

Yapay sinir ağları öğrenme yeteneğine sahip oldukları için verilen girdiye göre çıktı üretebilirler. Yapay sinir ağlarında öğrenme yöntemleri arasında danışmanlı ve danışmansız yaklaşımlar önemli yer tutmaktadır. Öğrenme yöntemlerinde amaç yapay sinir ağının hata payını en aza düşürecek ağırlıkların bulunmasıdır [39]. Danışmanlı öğrenme yönteminde, sinir ağına verilen giriş değerleri için çıktı değerleri de verilir. Böylece sinir ağı, verilen girdi değerleri ile istenilen çıktıları üretebilmek için kendi ağırlıklarını düzenler. Beklenen sonuçlar ve ağıın çıktıları arasındaki fark hesaplanarak ağırlıklar tekrar güncellenir. Danışmansız öğrenme yönteminde sinir ağına sadece örnek girdiler verilmektedir. Girişte verilen bilgilere göre sinir ağı her bir örneği kendi arasında kümelendirerek yapısını oluşturur.

YSA’lar veri setinin bir kısmını eğitim için bir kısmını da test için kullanırlar. Eğitim verileri öğrenme sırasında kullanılır. YSA’nın iyi eğitilip eğitilmediğini anlamak için YSA’ya eğitim sırasında kullanılmayan test verileri sunulur ve doğru sonuçlar verip vermediği kontrol edilir.

Yapay sinir ağıları öğrenme zamanına göre statik ve dinamik yapılar olmak üzere ikiye ayrılır. Statik öğrenme yapısında YSA modeli önce eğitilir ve kullanım sırasında ağıın üzerindeki ağırlıklarda deęişiklik yapılmaz. Dinamik öğrenme kuralında YSA'nın alıřtıęı süre boyunca öğrenmesi devam eder. Geri beslemeli yapılar dıřında kullanılan ağılarda dinamik öğrenme yapısı odaklanmış zaman gecikmeli ileri beslemeli ve daęıtılmış zaman gecikmeli ileri beslemeli ağılar olmak üzere ikiye ayrılır.

3.2.8.Zaman Gecikmeli YSA'lar

Birok sistem bilgi veya enerji geirdięinde gecikme süresi sergiler. Zaman gecikmesi kapalı döngü kontrol sistemlerinde kararsızlıęa yol aabilir. Zaman gecikmesi sistemin matematiksel formülasyonunda lineer olmayan bir görünümün oluşmasına yol aabilir. Time Delay Neural Network (TDNN) veya zaman gecikmeli sinir ağıları tüm baęlantıları ileri beslemeli ok katmanlı bir algılayıcıdır. TDNN lerde gizli katmanlar ıktı katmanına standart ileri beslemeli yöntemlerle baęlantılıdır. Eğitim ise bir geri yayılım algoritma kullanılarak gerekleştirilir. Bir giriş hücreesine tüm gecikmelerin aynı olması gerekmektedir. Giriř katmanına gelen girdiler, ıkıř hücrelerinden gelen verilerin sadece řimdiki zaman zarfı (t)'de deęil ayrıca d kadar eski zaman penceresindeki deęerleride (t-1,t-2,...t-d) kullanılmaktadır. Aktivasyon fonksiyonu t kadar gecikmeli olan bir yapıda denklem 3.7'de verilmektedir.

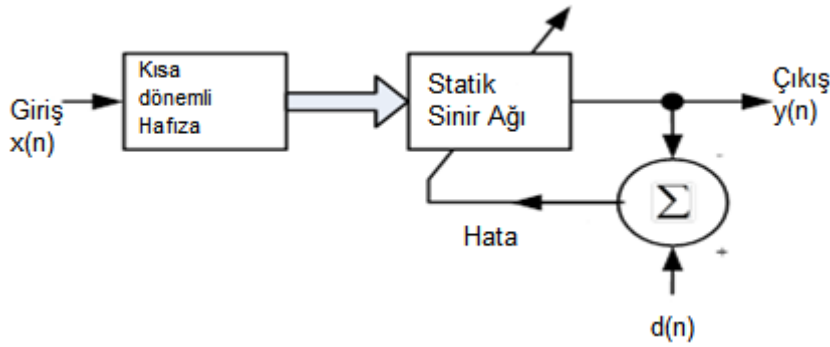
$$y_i^t = h\left(\sum_{j=1}^{i-1} \sum_{k=0}^d y_j^{t-k} w_{ijk}\right) \quad (3.7)$$

Burada y_i^t i'inci hücrenin t anındaki ıkıřı, w_{ijk} ,t-k anında j'inci hücrenin ıkıřından i'inci hücreye olan ağırlık fonksiyonu ve h aktivasyon fonksiyonudur.

3.2.8.1. Odaklanmış Zaman Gecikmeli İleri Beslemeli YSA'lar

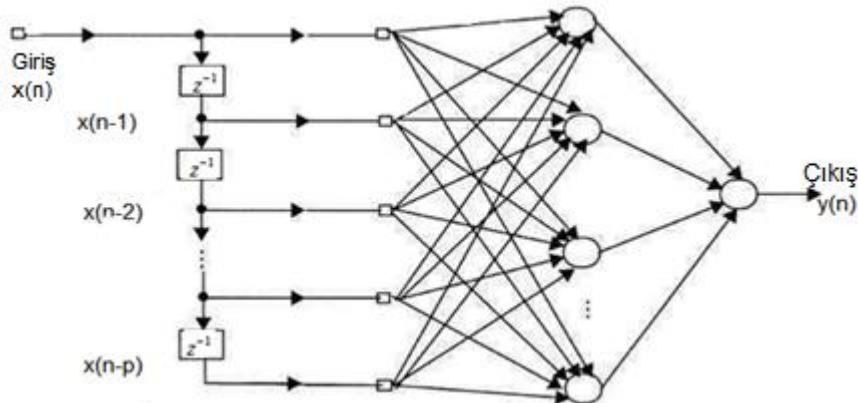
YSA'ları dinamikleřtirmek için o aę hafızalandırılır. Hafızalar, kısa dönemli ya da uzun dönemlidir. Zaman gecikmeli yapay sinir ağıları giriş katmanında gecikme

olan çok katmanlı ileri beslemeli ağ yapılarıdır [42]. Odaklanmış zaman gecikmeli ileri beslemeli ağlarda hafızayı modellemek için giriş katmanında ekstra nöronlar eklenir ve dinamik yapı sadece giriş katmanı içindir. Bu model kayma ile değişmeyen seriler için tercih edilir [39]. Şekil 3.12’de görüldüğü gibi kısa dönemli hafıza sadece giriş katmanına uygulanmıştır. Hafızalandırılmış veriler statik sinir ağı yapısına gönderilip çıkış değeri $y(n)$ ve ulaşılması istenilen çıkış değeri arasındaki fark hesaplanıp ve hatanın minimize edilmesi için ağırlık değerleri tekrar ayarlanır [21].



Şekil 3.12. Kısa Dönemli Hafıza Kullanarak Odaklanmış Zaman Gecikmeli İleri Beslemeli YSA Modeli Oluşturulması

Kısa dönemli hafıza sonlu-sürekli FiR filtresi ile modellenmiştir. Şekil 3.13’te odaklanmış zaman gecikmeli ileri beslemeli YSA modeline bir örnek verilmiştir. Burada hafıza z^{-1} ile karakterize edilen p adet gecikmeden oluşmuştur



Şekil 3.13. Odaklanmış Zaman Gecikmeli İleri Beslemeli YSA Modeli

YSA'nın anlık çıkışı denklem 3.8' de verilen formülden elde edilmektedir. Burada φ aktivasyon fonksiyonu, w_j ağırlık fonksiyonu, $x(n-l)$ L kadar gecikmesi olan giriş sinyali ve b_j baz değeri olarak tanımlanmıştır.

$$y_i(n) = \varphi\left(\sum_{l=0}^p w_j(l)x(n-l) + b_j\right) \quad (3.8)$$

Çok katmanlı YSA' ların çıkış değeri, denklem 3.9' da verilmiş olan formülden elde edilmektedir.

$$y(n) = \sum_{j=1}^{m_1} w_j y_j(n) = \sum_{j=1}^{m_1} w_j \varphi\left(\sum_{l=0}^p w_j(l)x(n-l) + b_j\right) + b_o \quad (3.9)$$

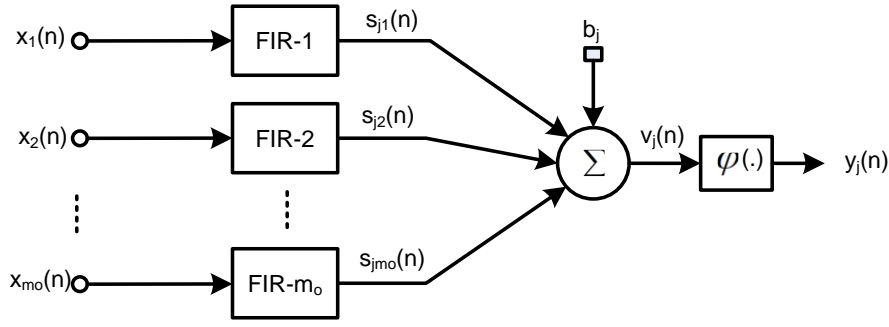
burada m_1 ara katmanın boyutunu, b_o baz değerini, $\{w_j\}_{j=1}^{m_1}$ ise çıkış nöronların ağırlıklarını ifade etmektedir.

3.2.8.2. Dağıtılmış Zaman Gecikmeli İleri Beslemeli Ağlar

Odaklanmış zaman gecikmeli ileri beslemeli YSA'lar kendinde dinamik bir yapı önermez, bu özellik verilerin dışarıdan düzenlenmesi ile verilir. Bu sınırlamayı gidermek için dağıtılmış zaman gecikmeli ileri beslemeli ağlar önerilmiştir. Dağıtılmış zaman gecikmeli ileri beslemeli ağlarda her nöron için hafıza eklenir. Denklem 3.10'da i nöronun j bağlantıdaki çıkışı verilmiştir. Burada p FIR filtrenin derecesini, $w_{ji}(l)$ i'inci nöronun j bağlantısındaki ağırlığını ve $x(n-l)$ 0 dan L'ye kadar gecikmesi olan giriş vektörünü ifade etmektedir.

$$s_{ji}(n) = \sum_{l=0}^p w_{ji}(l)x(n-l) \quad (3.10)$$

Şekil 3.14'te dağıtılmış zaman gecikmeli ileri beslemeli YSA modeline bir örnek verilmiştir. Giriş katmanındaki her bir veri için ayrı bir FIR filtresi ayarlanmıştır [39].



Şekil 3.14. Dağıtılmış Zaman Gecikmeli İleri Beslemeli YSA Modeli

Denklem 3.10'da verilmiş olan konum ve ağırlık vektörleri, denklem 3.11'de ve 3.12'de verilen matris formatında uygulandığında iki matrisin iç çarpımından elde edilen $s_{ji}(n)$ skaları denklem 3.13'te verilmektedir.

$$\mathbf{x}_i(n) = [x_i(n), x_i(n-1), \dots, x_i(n-p)]^T \quad (3.11)$$

$$\mathbf{w}_{ji} = [w_{ji}(0), w_{ji}(1), \dots, w_{ji}(p)]^T \quad (3.12)$$

$$s_{ji}(n) = \mathbf{w}_{ji}^T \mathbf{x}_i(n) \quad (3.13)$$

Denklem 3.14'te verildiği gibi 1'den m_o 'a kadar olan tüm bağlantılar için $s_{ji}(n)$ skaları hesaplandığında ve aktivasyon fonksiyonunda geçirildiğinde, i nöronun çıkışı denklem 3.15'te verilmiş olan eşitlikle elde edilmektedir.

$$v_j(n) = \sum_{i=1}^{m_o} s_{ji}(n) + b_j \quad (3.14)$$

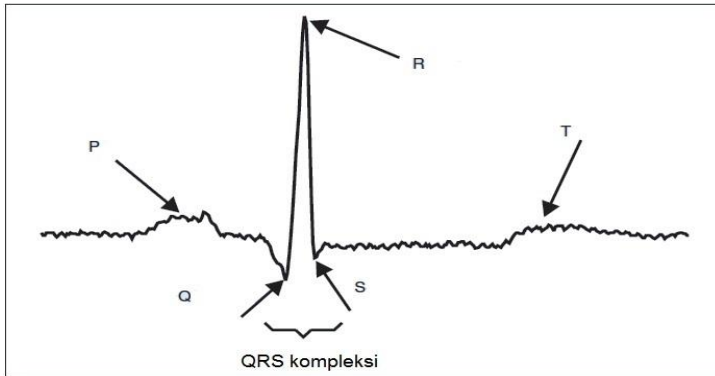
$$y_i(n) = \varphi(v_j(n)) \quad (3.15)$$

4. SİNYAL TEMİZLEME

Uyku apnesi, kişinin uyku sırasında nefesinin kesilmesiyle oluşan ciddi bir uyku bozukluğudur. Uyku apne seziminde kullanılan ECG ve benzeri biyolojik sinyaller gürültüden oldukça etkilendikleri için sinyali işlemeden önce gürültü atma algoritmaları ile işareti gürültüden arındırmak gerekir. Sapozhnikov'un "Kalp Hızı Değişkenliği Analizinde Ritim Bozuklukları ve Artefakt Kaldırma" başlığı altındaki çalışması, ECG sinyalindeki ritim bozukluklarını belirlemek ve sinyali gürültüden arındırmak için ele alınmıştır [43].

4.1. ECG Sinyali Özellik Çıkarımı

ECG sinyalinin önemli özellikleri QRS kompleksinde saklı olduğu için biyomedikal çalışmalarda büyük bir önem taşımaktadır. Kalbin elektriksel aktivitesi hakkında bilgi verdiği için QRS kompleksin gerçekleşme zamanı ve şekli kalbin o andaki durumu hakkında bilgi sahibi olmamızı sağlar [44]. Şekil 4.1'de ECG sinyali içindeki QRS kompleksi ve PQRST dalgaları verilmektedir.



Şekil 4.1. ECG Sinyalinin QRS Kompleksi

P dalgası : Atrianın depolarizasyonu sonucu oluşan dalga

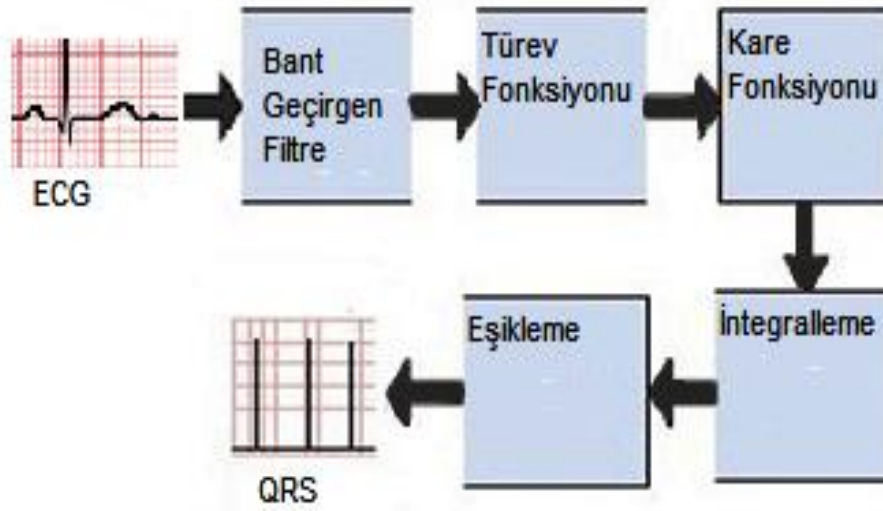
Q dalgası : Interventriküler bölmesinin depolarizasyonunu sonucu oluşan dalga

R dalgası : Ventriküllerin erken depolarizasyonunu sonucu oluşan dalga

S dalgası : Ventriküllerin geç depolarizasyonu sonucu oluşan dalga

T dalgası : Hızlı ventriküler repolarizasyonu sonucu oluşan dalga

ECG sinyalinin maruz kaldığı gürültülere karşı daha hassas olması, değişken eşik değerine ve düşük işlem gücüne sahip olması sebebiyle apne sezim algoritmasında kullanılmak üzere türev tabanlı QRS sezim algoritması tercih edilmiştir [45]. R dalgasının eğimi QRS kompleksini belirlemek için kullanılan önemli bir sinyal özelliğidir. Tamamen türev tabanlı yaklaşımda, düşük eğimli R dalgacığa sahip oldukları nedeniyle bir çok olağandışı QRS kompleksi uzun süreli ve yüksek genliğe sahip olmalarına rağmen belirlenemez. Bu nedenle, R-dalgası eğimi tek başına uygun QRS tespiti için yetersizdir ve QRS kompleksin enerjisi genlik, genişliği gibi diğer parametreleri de göz önüne almak gerekmektedir [46]. Pan ve Tomkins'in geliştirdikleri Türev tabanlı QRS sezim algoritması, ECG sinyalinin birinci türevlerini ağırlıklandırılarak toplanmasına dayanmaktadır [47]. 4.2'de bu algoritmanın genel görünümü verilmiştir.



4.2. Pan Tomkins Algoritması

Pan ve Tomkins'in geliştirdikleri algoritma aşağıda verilmiş olan aşamalardan oluşmaktadır [47].

Bant geçirgen filtre: Bu aşama, QRS kompleksin belirgin olduğu frekans aralığına göre tasarlanır.

Alçak geçiren (3dB kesme frekans ~ 11 Hz ile IIR filtre):

$$y[n] = 2y[n - 1] - y[n - 2] + x[n] - 2x[n - 6] + x[n - 12]$$

Yüksek geçiren (3dB kesme frekansı ~ 5 Hz ile IIR filtre):

$$y[n] = y[n - 1] - (1/32)x[n] + x[n - 16] - x[n - 17] + (1/32)x[n - 32]$$

Türev Hesaplama: QRS kompleksinin yüksek eğimini vurgulamak amacıyla ayrık türevi hesaplanır

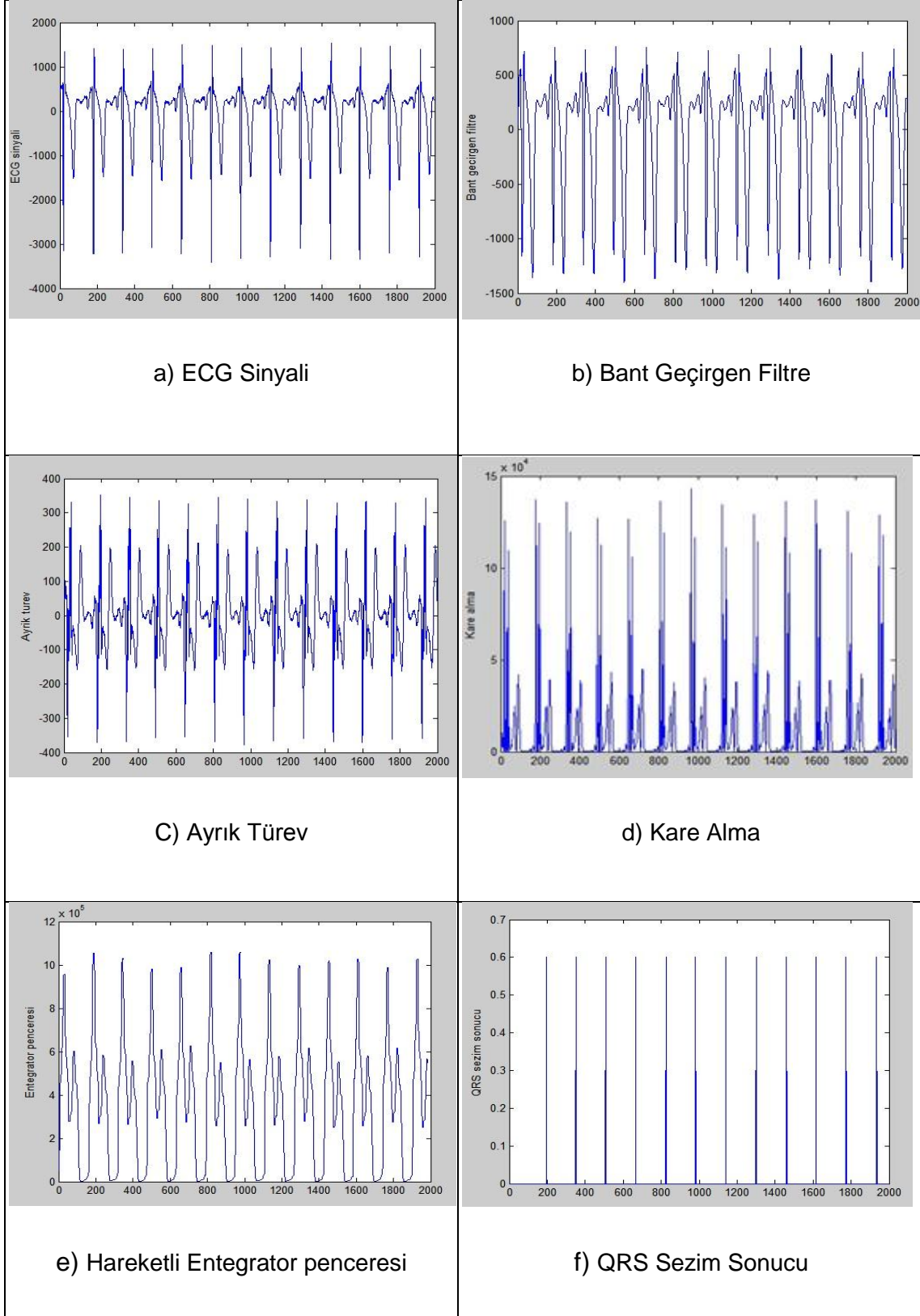
$$y[n] = (1/8)(2x[n] + x[n - 1] - x[n - 3] - 2x[n - 4])$$

Kare Alma Operasyonu: Bu işlem işlenen sinyaldeki tüm veri noktalarını pozitif yapmak ve türev işleminin sonucunu güçlendirmek için kullanılır.

Hareketli İntegral Penceresi: Yalnız R dalgasının eğimi bir QRS olayını algılamak için yeterli bir yöntem değildir, hareketli integral penceresi R dalgasının eğimine ek olarak QRS kompleksin enerjisi gibi diğer özelliklerini de belirler.

$$Y(n) = 1/N [x(n - (N - 1)) + x(n - (N - 2)) + \dots + x(n)]$$

Eşikleme: Bu aşamada tepe noktalarının tespit edilebilmesi için Pan ve Tompkins'in kullandıkları eşik değerler kullanılır. Şekil 4.3'te QRS sezim aşamaları görülmektedir.



Şekil 4.3. QRS Sezim Aşamaları

4.2. Sinyal Temizleme Algoritması

Sapoznikov yaptığı çalışmada gürültülü veri setlerini belirlemek için olağandışı RR veya HR (Heart Rate) aralıklarını incelemiş ve bozucu etkilere karşı farklı başarı sağlayabilen 8 farklı yaklaşım önermiştir [43].

1-Veri setlerinin ortalama değerinin mutlak farkını hesaplama: Veri setlerinin ortalama değeri, sabit bir eşik değerden olan herhangi bir mutlak sapması, olağandışı olarak nitelendirilir.

2-Veri setlerinin güncellenen ortalama değerinin mutlak farkını hesaplama: Normal bir kalp hızı değerinin güncellenen ortalama değeri hesaplanırsa gürültülü aralıklar belirlenir.

3-Veri setlerinin ortalama değerinin mutlak farkını hesaplama: Eşik değeri her bir veri setinin standart sapmasına bağlı belirlenir. Bu yöntem birinci yöntemle benzer bir şekilde çalışır, tek farkla eşikleme değeri bir veri setinden başka bir veri setine göre değişmektedir.

4-Güncellenen ortalama değerinin mutlak farkı: Eşik değeri güncellenmiş olan standart sapma değerine bağlı olarak belirlenir.

5-Uydurulan bir polynomun mutlak farkı: Yüksek dereceli bir polynom kalp hızı değerleri için uydurulur ve belirlenen eşik değerinden sapan her bir kalp hızı değeri olağandışı olarak kabul edilir.

6-Ardışık kalp hızı değerleri arasındaki mutlak fark: Ardışık kalp hızı değerleri arasındaki farklar hesaplanır ve belirlenen eşik değeri üzerindeki değerler olağandışı olarak kabul edilir.

7-Güncellenen Kalp hızı değerleri ve normal Kalp hızı değerleri arasındaki mutlak fark: Bu yöntem yöntem 6'ya benzer bir şekilde çalışır, tek farkla Kalp hızı değerleri ile önceki normal kalp hızı değerleri arasındaki fark hesaplanır.

8-Normal Kalp hızı değerleri ile güncellenen ortalama kalp hızı değeri arasındaki mutlak fark: Bu yöntemde Normal Kalp Hızı Değeri ile güncellenen ortalama kalp

hızı değeri arasındaki fark, belirlenen eşik değerin üzerinde ise olağandışı bölütler belirlenir.

Kalp hızının ortalama değerini kullanmak yerine varyansını kullanarak daha iyi sonuç elde etmek mümkündür [48]. Bu çalışmada Sapoznikovun geliştirdiği yöntem 8 üzerinde çalışılan veri seti için daha uygun bulunmuştur. QRS olayının tepe noktaları hesaplanıp R-R aralıklarındaki verilerin ortalaması ve varyansı denklem 3.1'de ve 3.2'de verilen formüllerden hesaplanacaktır. Güncellenen varyans değeri, önceki varyans değerlerinin ortalamasından K (eşik değeri) kadar bir fark varsa o aralık olağandışı kabul edilip atılacaktır.

$$\mu_{cycle} = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} (cycle) \quad (3.1)$$

$$Var(cycle) = \mu[(cycle - \mu_{cycle})^2] \quad (3.2)$$

Burada cycle R-R aralıklarındaki verileri, N R-R aralıklarındaki verileri sayısını, μ R-R aralıklarındaki verilerin ortalamasını ve Var R-R aralıklarındaki verilerin varyansını ifade etmektedir.

4.3. ECG Sinyalinin Maruz Kaldığı Gürültü Çeşitleri

Artefakt veya gürültü kaydedilen ECG sinyalinde bir bozulma anlamındadır. Artefakt sonucu, normal ECG bileşenleri değişim yaşanır. ECG sinyalinin maruz kaldığı gürültü çeşitlerinin tanımlanması, yanlış tanı veya tedavilerin önlenmesine yardımcı olur. Burada ECG sinyalinin maruz kaldığı gürültü çeşitleri tanımlanacaktır.

4.3.1. Güç Hattı Paraziti

Güç hattı paraziti 60Hz deki ana sinüs ve harmonikleri sonucu oluşan gürültü tipidir. ECG makinesi doğru topraklama yapılmadığında kalın görünümlü ECG çizgileri meydana gelir ve Sinyalin genliğinde ve frekans içeriğinde değişikliğe sebep olabilir [49]. Şekil 4.4' te güç hattı gürültüsüne bir örnek verilmektedir.

4.3.2. Elektrotlarla Temas Bozukluđu Gürültüsü

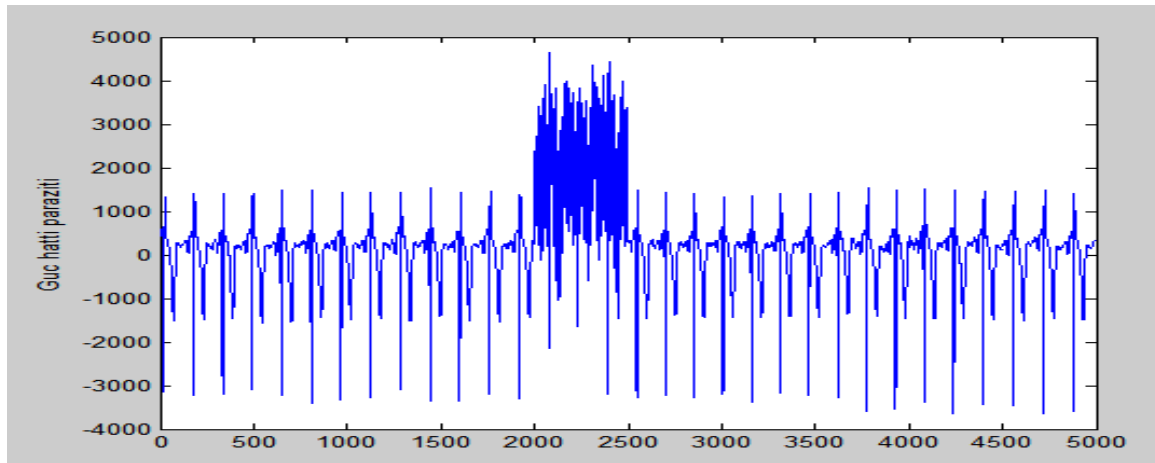
Elektrot temas gürültüsü elektrot ve cilt arasında temas kaybı nedeniyle oluşan geçici bir gürültü tipidir. Denek ve ölçüm sistemi arasındaki bağlantıyı koparır. ECG sinyalinde genlik değışikliklerin yanı sıra düşük frekanslı taban değışimlere sebep olur. Şekil 4.5'te elektrot temas bozukluđu gürültüsü görölmektedir.

4.3.3. Elektromiyografi (EMG):

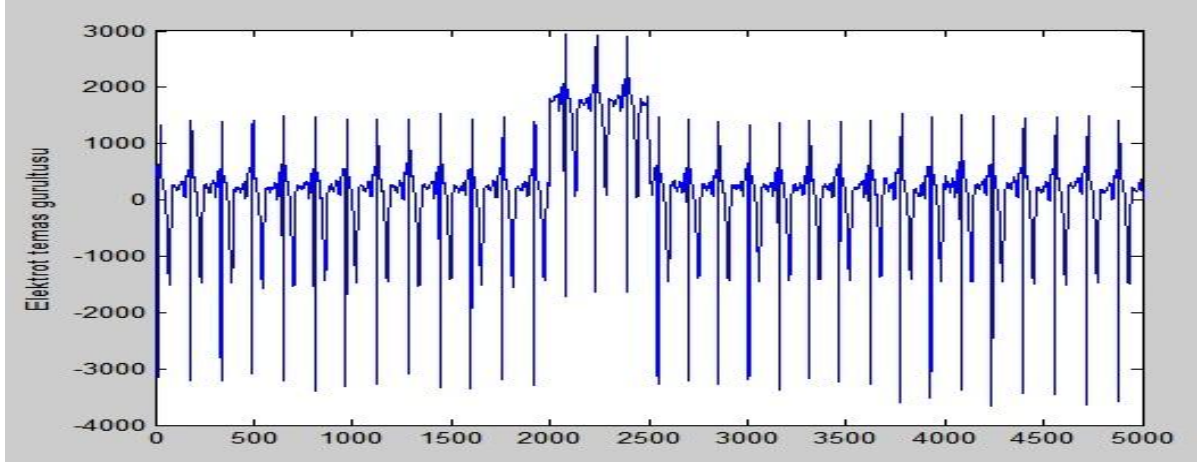
Kas kasılmaları milivolt düzeyinde potansiyel değışikliğe neden olur. EMG sinyal genliđi rasgele bir yapıya sahip olup, uygun bir Gauss dağılımı fonksiyonu ile modellenenebilir [50]. Diđer kaslar kasıldığında, ECG sinyali kayıt sırasında depolarizasyon ve repolarizasyon dalgaları oluşur ve ECG dalgalarından daha hızlı değışir. Şekil 4.6' da EMG gürültüsüne bir örnek verilmektedir.

4.3.4. Baz Hattı Kayma Ve Solunum Gürültüsü

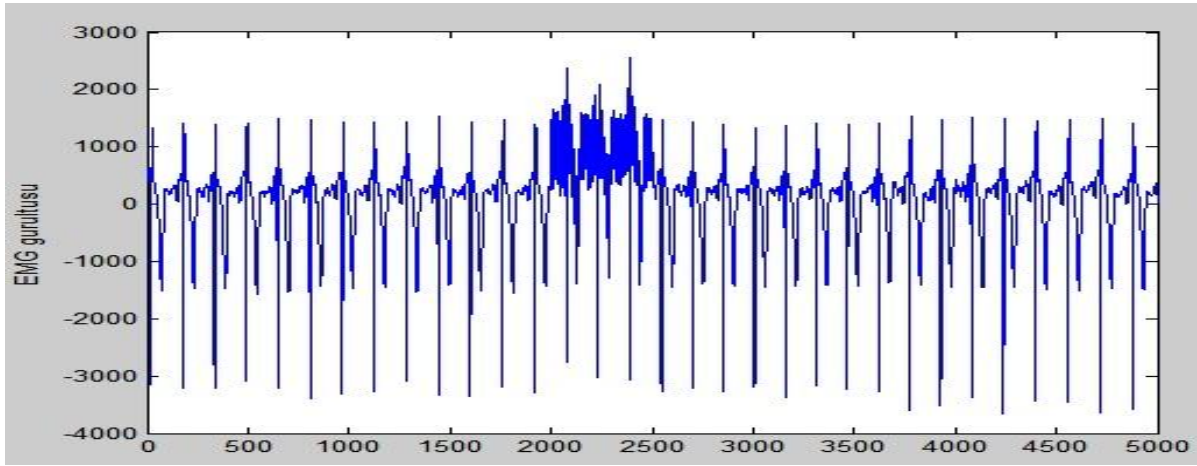
Solunum, ECG sinyalindeki baz hattında kaymaya sebep olur. ECG sinyali kayıt sırasında bacak ve kol hareketlerinin sonucu oluşan bu gürültü tipi, bazende sıcaklık değışimi ve enstrümantasyon ve yükselteçdeki değışimlerden kaynaklanır. Şekil 4.7' de baz hattı kayma gürültüsüne bir örnek verilmektedir.



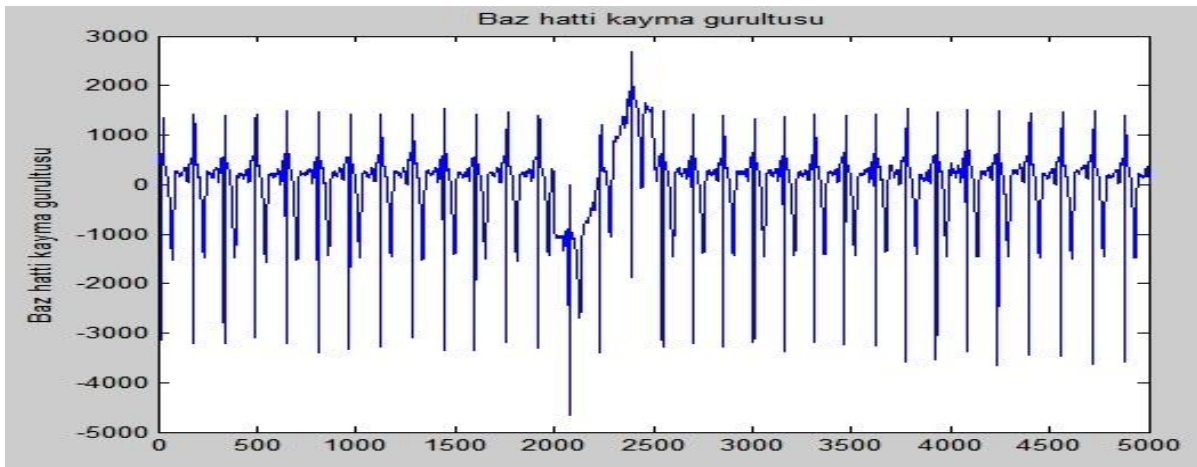
Şekil 4.4. Güç Hattı Gürültüsü



Şekil 4.5. Elektrot Temas Bozukluğu Gürültüsü



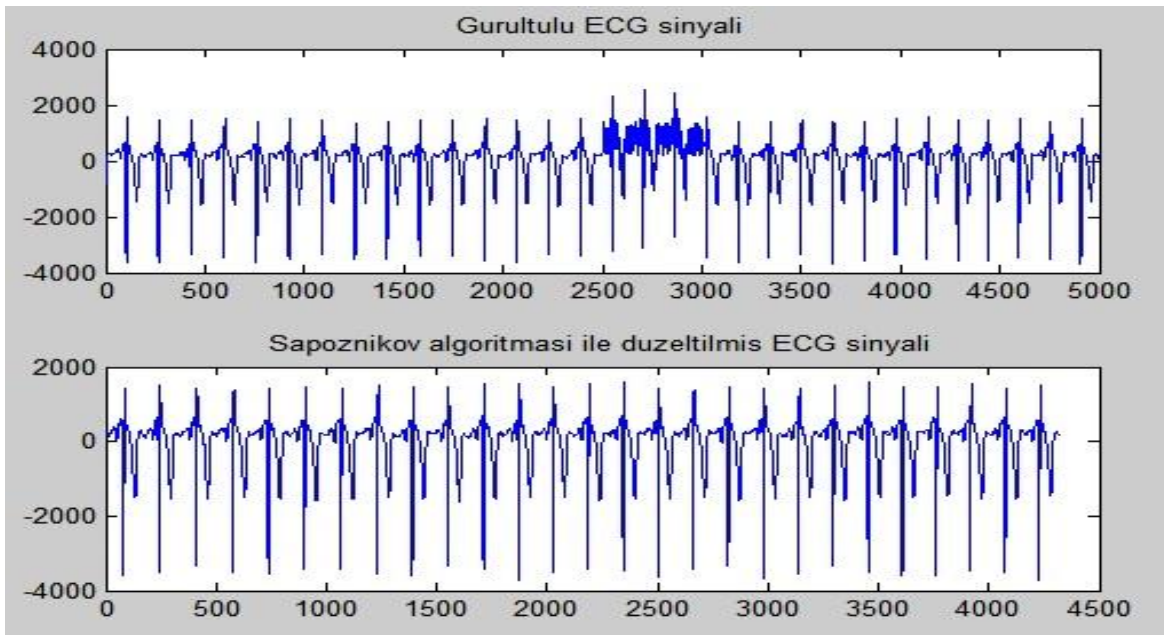
Şekil 4.6. EMG Gürültüsü



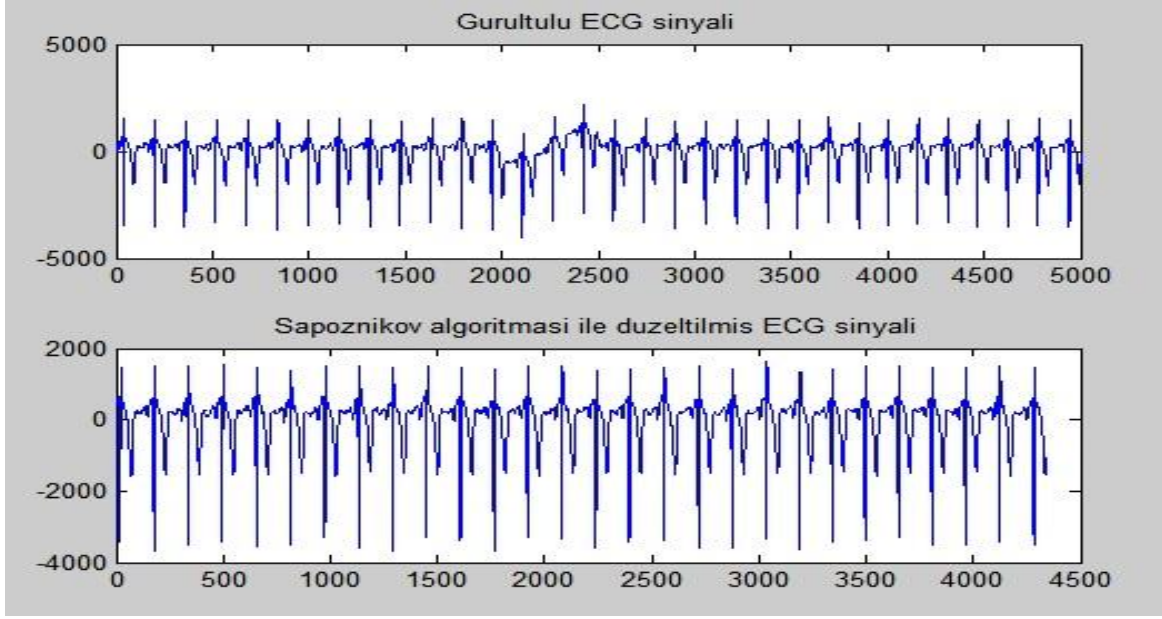
Şekil 4.7. Baz Hattı Kayma Gürültüsü

4.4. Sinyal Temizleme Algoritması Uygulaması

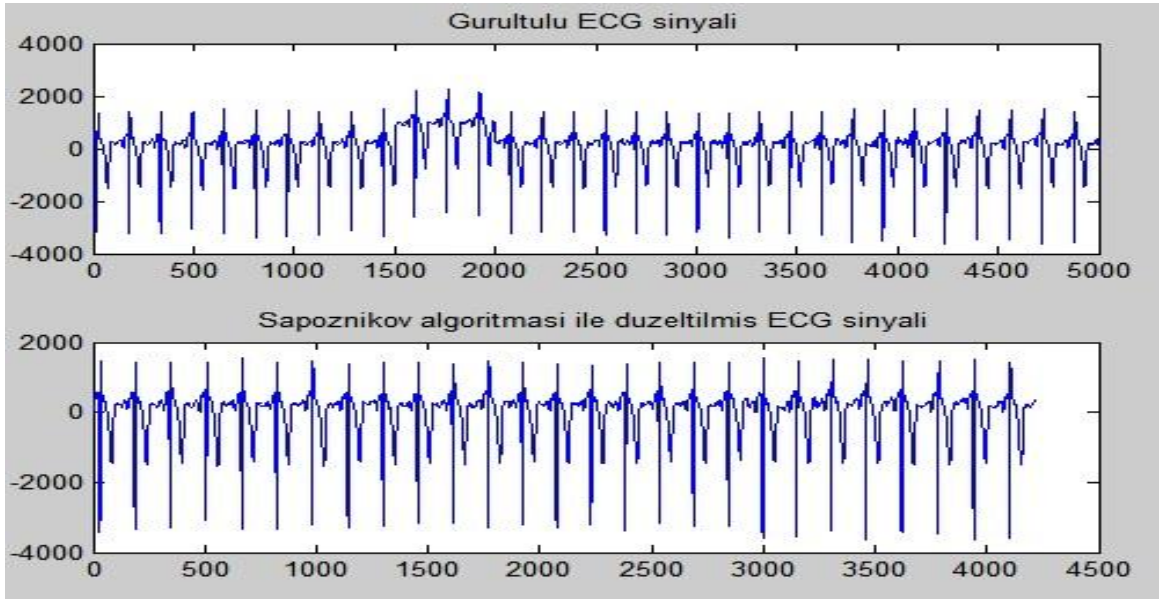
Burada ECG sinyaline farklı aralıklarda deęişik gürültüler eklenecek ve Sapozhnikov'un geliřtirdięi sinyal temizleme algoritması ile temizlenecektir. Őekil 4.8'de ECG sinyaline eklenen EMG gürültüsü, Őekil 4.9'da ECG sinyaline eklenmiř olan baz hattı kayma gürültüsü, Őekil 4.10'da Elektrot temas bozukluęu gürültüsü ve Őekil 4.11'de ECG sinyaline eklenmiř olan güç hattı gürültüsü sinyal temizleme algoritmasıyla giderilmiř ve atılan veri aralıkları Çizelge 4.1'de verilmektedir.



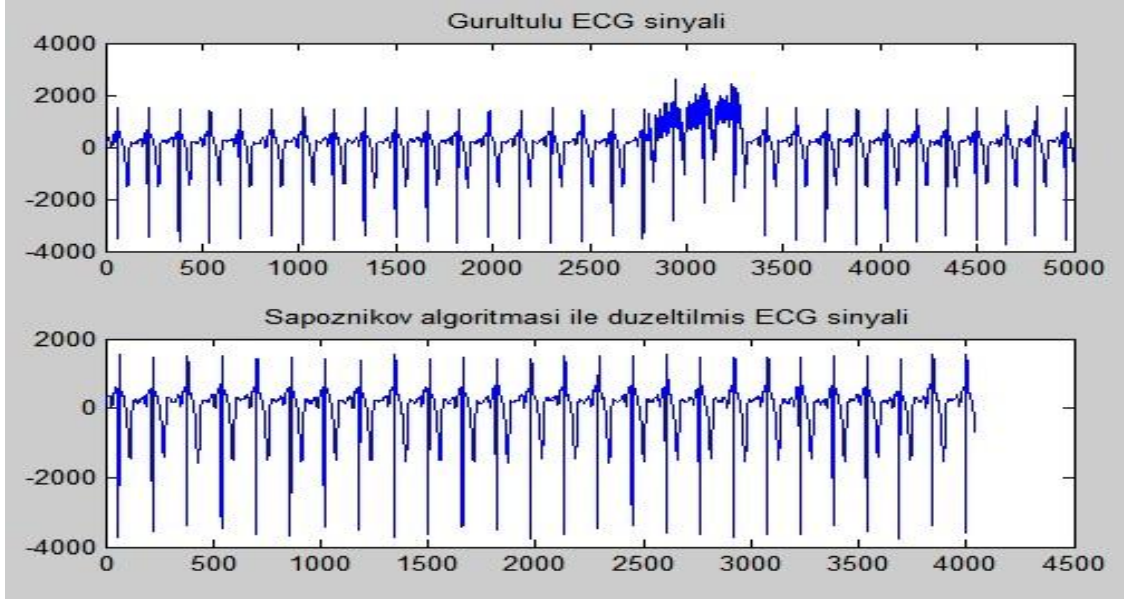
Őekil 4.8. EMG Gürültülü ECG Sinyali ve Sinyal Temizleme Algoritması Sonucu Gürültüsü Giderilen Sinyal



Şekil 4.9. Baz Hattı Kayma Gürültüsü ve sinyal temizleme Algoritması Sonucu Gürültüsü Giderilen Sinyal



Şekil 4.10. Elektrot Temas Bozukluğu Gürültüsü ve Gürültüsü Giderilen Sinyal



Şekil 4.11. Güç Hattı Gürültüsü ve Sinyal Temizleme Algoritması Sonucu Düzeltilmiş Sinyal

Çizelge 4.1. Atılan Gürültü Aralıkları

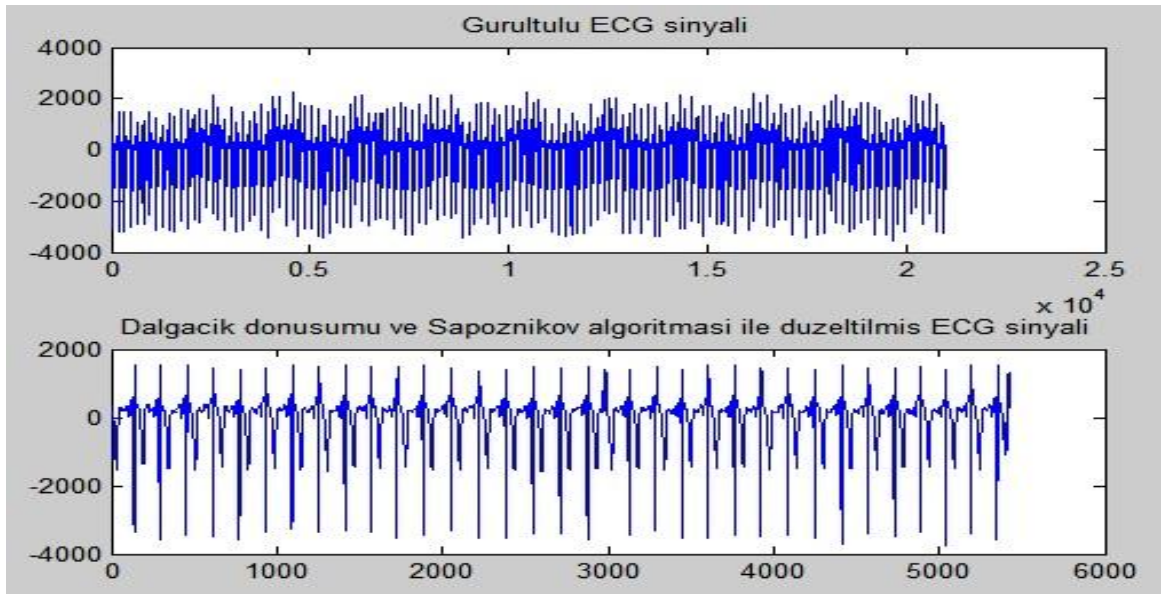
Gürültü Aralığı	Atılan Gürültü Aralığı
EMG 2500->3000	2332->2503, 2503->2672, 2672->2844, 2844->3018
Baz Hattı Kayma 2000->2500	1989->2156, 2156->2328, 2328->2496, 2496->2661
Elektrot Temas Bozukluğu 1500->2000	1508->1676, 1676->1846, 1846->2024, 2024->2185
Güç Hattı Gürültüsü 2800->3300	2746->2911, 2911->3079, 3079->3237, 3237->3395

5. UYGULAMALAR

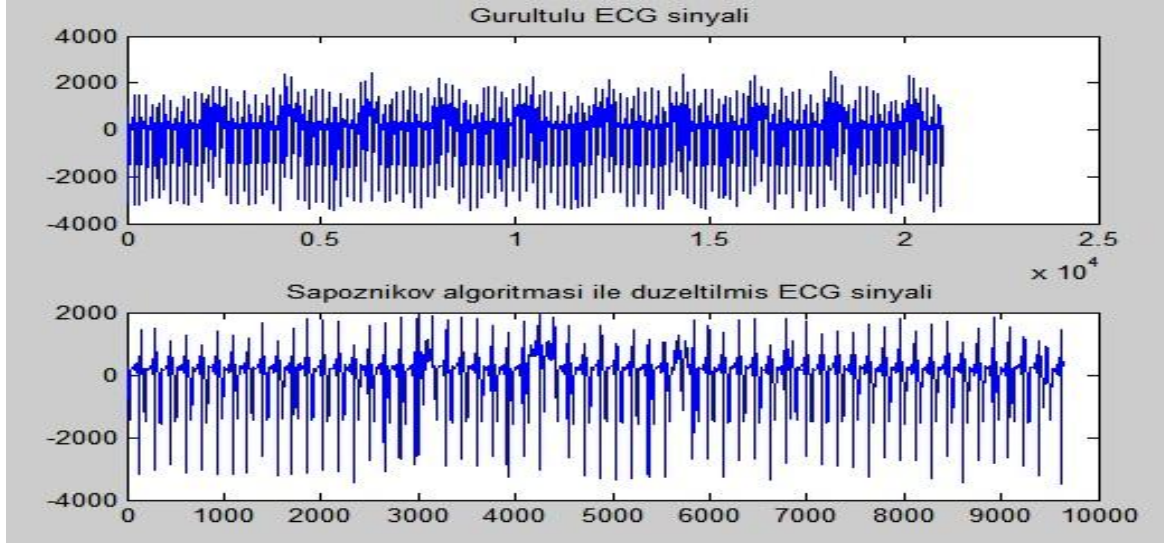
Bu bölümde sinyal temizleme yordamı, dalgacık dönüşümü ve YSA uygulamaları sunulacaktır. Yüksek gürültü oranlarında ECG sinyaline uygulanan sinyal temizleme yordamının gürültüyü temizlemedeki etkisi, dalgacık dönüşümü ile önışlenmiş ECG sinyallerine uygulanan sinyal temizleme yordamının etkisiyle kıyaslanacaktır. İkinci kısımda dalgacık dönüşümü ile gürültü temizleme gerçekleştirilip en son aşamada apne sezimi yapılacaktır.

5.1. Sinyal Temizleme Yordamı Uygulaması

Bu aşamada iki ayrı yaklaşım izlenecektir. Birinci yaklaşım sinyal temizleme yordamını işlenmemiş ECG sinyallerine uygulamak olurken ikinci yaklaşım, ECG sinyallerini dalgacık dönüşümü ile önışlemeye tabi tutmaktır. Bu amaç doğrultusunda ECG sinyaline 10 farklı aralıkta çeşitli gürültüler eklenecektir ve bu uygulamaların gürültüyü atma başarısı kıyaslanacaktır. Şekil 5.1' de dalgacık dönüşümü ile sinyal temizleme algoritması kullanımının ve Şekil 5.2'de sinyal temizleme algoritması kullanarak uygulanan EMG gürültüsü giderilmeye çalışılmıştır.

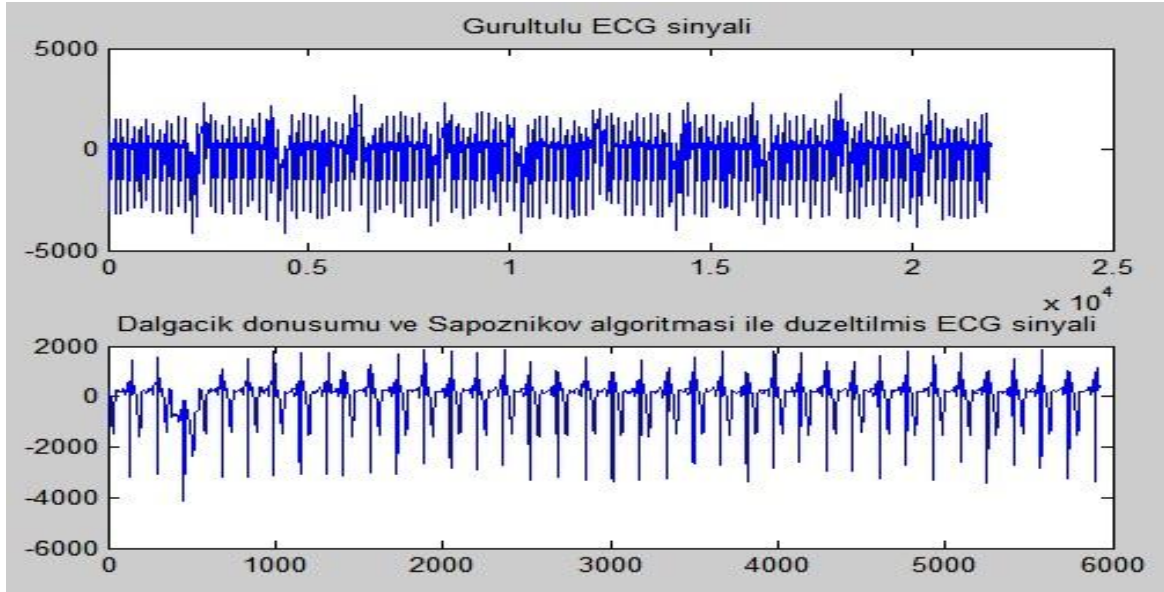


Şekil 5.1. Dalgacık Dönüşümü ve Sinyal Temizleme Yordamı İle EMG Gürültüsü Temizleme

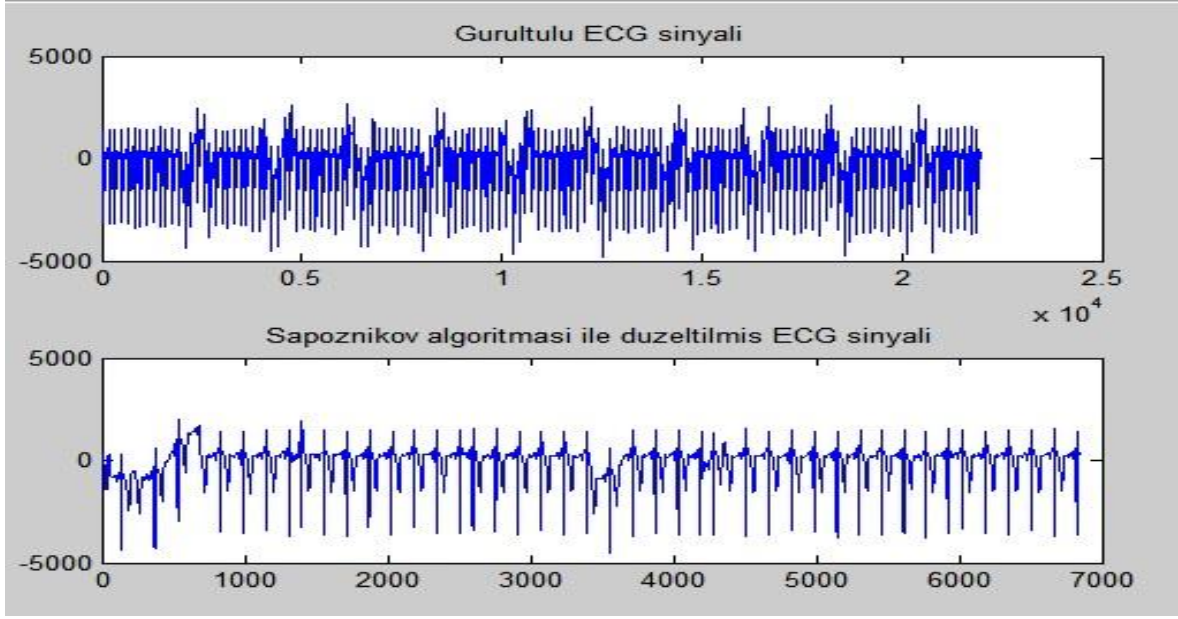


Şekil 5.2. Sinyal Temizleme Yordamı ile EMG Gürültüsü Temizleme

Şekil 5.3'te dalgacık dönüşümü ve sinyal temizleme yordamı kullanarak ve Şekil 5.4'te sinyal temizleme yordamı kullanarak baz hattı kayma gürültüsü giderilmiştir.

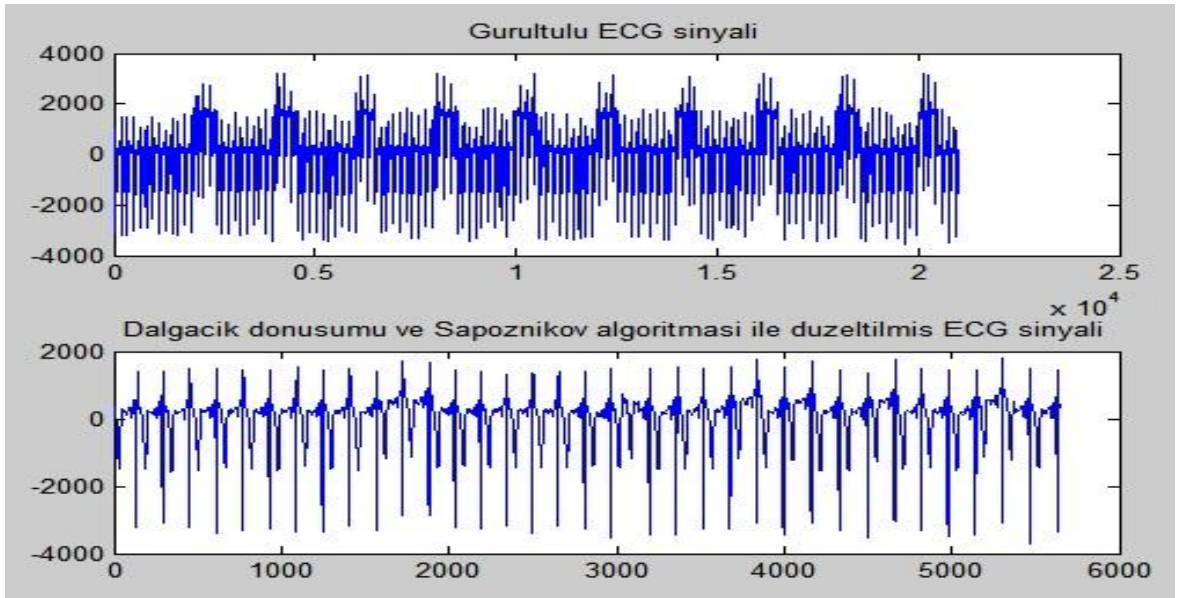


Şekil 5.3. Dalgacık Dönüşümü ve Sinyal Temizleme Yordamı ile Baz Hattı Kayma Gürültü Temizleme

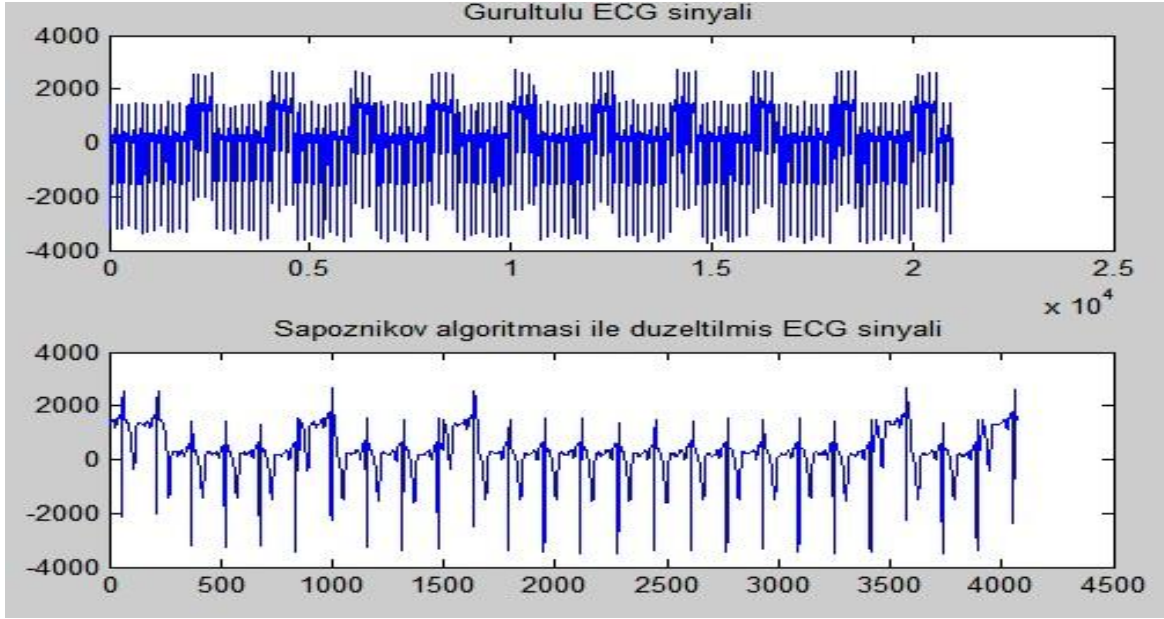


Şekil 5.4. Sinyal Temizleme Yordamı ile Baz Hattı Kayma Gürültüsü Temizleme

Şekil 5.5'te dalgacık dönüşümü ve sinyal temizleme algoritması kullanarak ve Şekil 5.6'da sinyal temizleme algoritması kullanarak uygulanan elektrot temas bozukluğu gürültüsü giderilmeye çalışılmıştır.

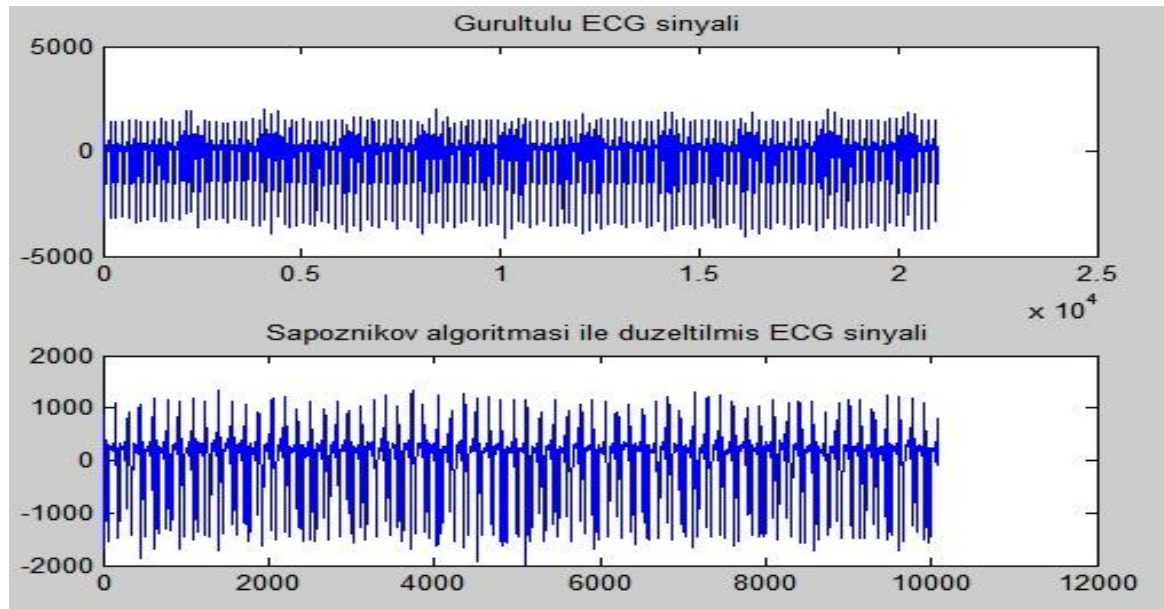


Şekil 5.5. Dalgacık Dönüşümü ve Sinyal Temizleme Yordamı ile Elektrot Temassızlık Gürültüsü Temizleme

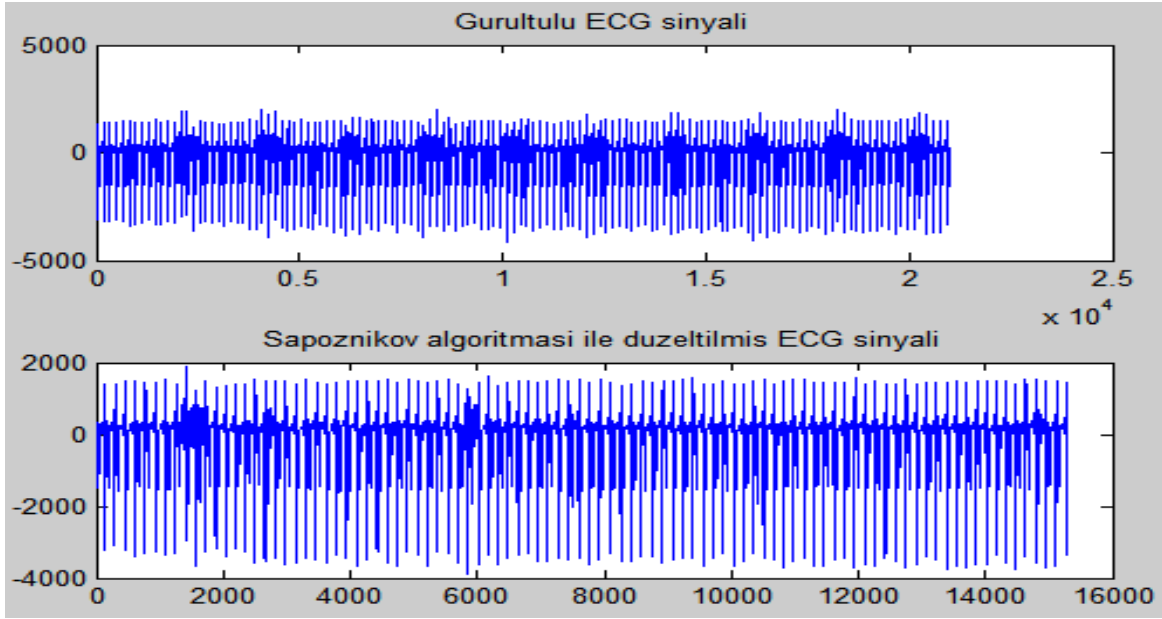


Şekil 5.6. Sinyal Temizleme Yordamı ile Elektrot Temassızlık Gürültüsü Temizleme

Şekil 5.7'de dalgacık dönüşümü ve sinyal temizleme yordamı kullanarak ve Şekil 5.8'de sinyal temizleme yordamı kullanarak güç hattı paraziti giderilmiştir.

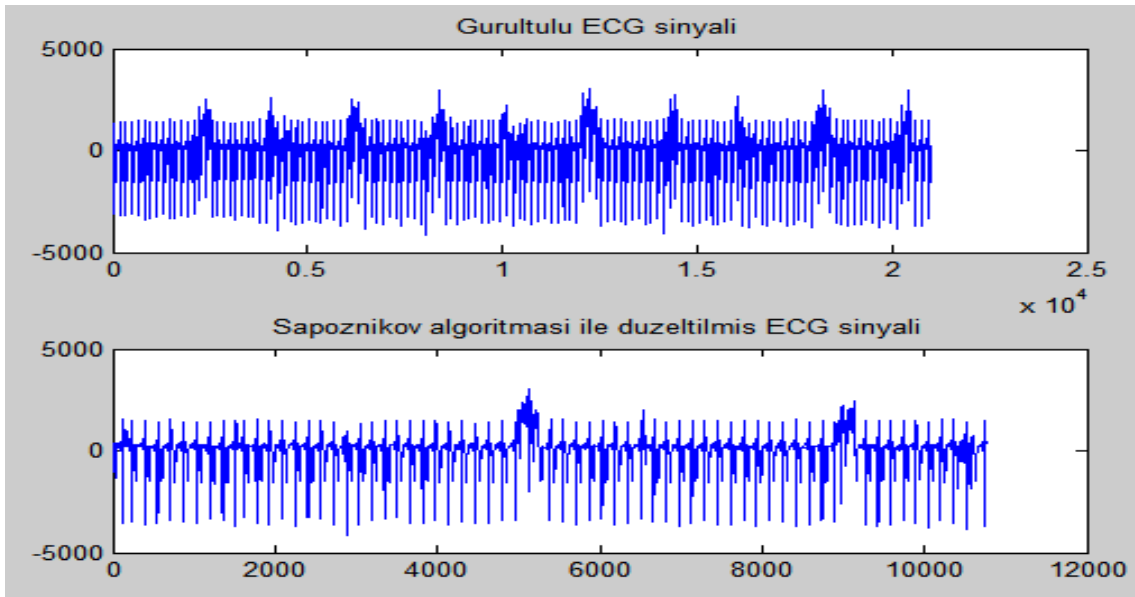


Şekil 5.7. Dalgacık Dönüşümü ve Sinyal Temizleme Yordamı ile Güç Hattı Gürültüsü Temizleme

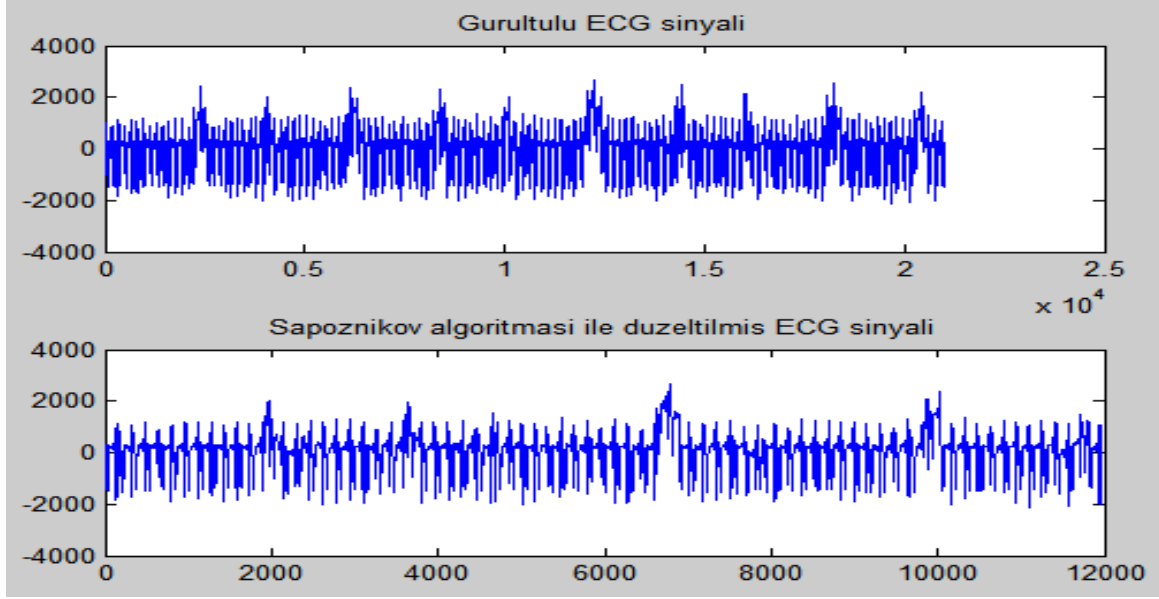


Şekil 5.8. Sinyal Temizleme Yordamı ile Güç Hattı Gürültüsü Temizleme

Şekil 5.9' da sinyal temizleme algoritması kullanarak ve Şekil 5.10'da dalgacık dönüşümü ile birlikte sinyal temizleme algoritması kullanarak uygulanan Bileşik gürültüsü (ECG işaretine uygulanan 4 gürültü birarada) giderilmeye çalışılmıştır.



Şekil 5.9. Dalgacık Dönüşümü ve Sinyal Temizleme Yordamı ile Bileşik Gürültüsü Temizleme



Şekil 5.10. Sinyal Temizleme Yordamı ile Bileşik Gürültüsü Temizleme

Burada 10 farklı aralıkta ve farklı gürültü oranlarıyla uygulanan gürültüleri temizlemede sinyal temizleme yöntemi ile, dalgacık dönüşümü ile önışlenmiş sinyal temizleme yordamı kullanımının etkisi kıyaslanacaktır. Aşağıdaki çizelgelerde dalgacık dönüşümünün farklı yaklaşıklık düzeylerinde ve sinyal temizleme algoritmasının farklı eşik değerlerinde, uygulanan 10 farklı aralıkta gürültüden, temizlenen gürültü sayısı verilmektedir. Sinyal gürültü oranı (SNR) denklem 5.1'de verildiği gibi gürültülü ECG sinyali genliğinin ortalama karesi (mv) , gürültü genliğinin ortalama karesine (mv) olan oranı, genellikle desibel olarak ifade edilir.

$$SNR = snri = 10 \log_{10} \frac{\sum_n (Signal)^2}{\sum_n (Noise)^2} \quad (5.1)$$

Çizelge 5.1, Çizelge 5.2, Çizelge 5.3, Çizelge 5.4 ve Çizelge 5.5'te sırasıyla ECG işaretine uygulanan 10 farklı aralıktaki baz hattı kayma gürültüsü, EMG gürültüsü, elektrot temas bozukluğu gürültüsü güç hattı paraziti ve bileşik gürültülerini gidermesinde sinyal temizleme yönteminin başarısı ve dalgacık dönüşümünün farklı yaklaşıklık katsayılarıyla birlikte sinyal temizleme algoritması uygulamasının gürültüyü atma başarısı verilmektedir. Bu çizelgelerde K, sinyal temizleme

yordamında, olağandışı R-R aralıklarındaki veriler için kullanılan eşikleme değeri (mv), ve A ,dalgacık dönüşümünün farklı yaklaşıklık düzeyleridir.

Çizelge 5.1. ECG İşaretine Uygulanan 10 Farklı Aralıktaki EMG Gürültüsünü Temizlemede, Sinyal Temizleme Algoritması ile Dalgacık Dönüşümü ve Sinyal Temizleme Algoritması Kullanımının Kıyaslanması

EMG	SNR db	A2	A3	A4	A2+A3	Sinyal Temizleme
K=8	13,06	9	7	5	7	7
K=5	13,06	9	8	6	8	7
K=3	13,06	10	8	7	9	8
K=8	8,02	7	7	5	8	6
K=5	8,02	8	7	5	9	7
K=3	8,02	8	8	6	9	8
K=12	5,06	7	6	4	7	6
K=10	5,06	7	7	5	8	6
K=8	5,06	8	7	6	9	7

Çizelge 5.2. ECG İşaretine Uygulanan 10 Farklı Aralıktaki EMG Gürültüsünü Temizlemede, Sinyal Temizleme Algoritması ile Dalgacık Dönüşümü ve Sinyal Temizleme Algoritması Kullanımının Kıyaslanması

Baz Hattı Kayma Gürültüsü	SNR db	A2	A3	A4	A2+A3	Sinyal Temizleme
K=8	13,08	8	8	6	8	6
K=8	13,08	9	8	6	9	7
K=4	13,08	9	9	7	10	8
K=8	8,07	7	7	4	7	6
K=5	8,07	7	8	5	8	6
K=2	8,07	8	9	6	8	7
K=8	5,00	6	7	4	6	5
K=5	5,00	6	8	4	7	6
K=3	5,00	7	8	5	8	6

Çizelge 5.3. ECG İşaretine Uygulanan 10 Farklı Aralıktaki Elektrot Temas Bozukluğu Gürültüsünü Temizlemede, Sinyal Temizleme ile Dalgacık Dönüşümü ve Sinyal Temizleme Algoritması Kullanımının Kıyaslanması

Elektrot temas gürültüsü	SNR db	A2	A3	A4	A2+A3	Sinyal Temizleme
K=10	13,02	6	6	5	7	6
K=8	13,02	7	7	6	8	6
K=5	13,02	8	7	6	9	7
K=8	8,03	6	5	5	7	5
K=5	8,03	6	6	5	8	6
K=3	8,03	7	6	6	8	7
K=10	5,01	5	5	4	6	4
K=8	5,01	6	5	5	6	5
K=4	5,01	6	6	5	7	6

Çizelge 5.4. ECG İşaretine Uygulanan 10 Farklı Aralıktaki Güç Hattı Parazitini Temizlemede, Sinyal Temizleme Algoritması ile Dalgacık Dönüşümü ve Sinyal Temizleme Algoritması Kullanımının Kıyaslanması

Güç Hattı Gürültüsü	SNR db	A2	A3	A4	A2+A3	Sinyal Temizleme
K=10	13,03	9	7	6	7	7
K=5	13,03	9	8	6	8	8
K=3	13,03	10	8	7	9	9
K=8	8,02	8	6	5	7	6
K=5	8,02	9	7	6	7	7
K=4	8,02	9	7	6	8	8
K=7	5,05	6	6	4	6	5
K=5	5,05	7	6	5	7	5
K=3	5,05	8	7	6	7	6

Çizelge 5.5. ECG İşaretine Uygulanan 10 Farklı Aralıktaki Bileşik Gürültüsünü Temizlemede, Sinyal Temizleme yordamı ile Dalgacık Dönüşümü ve Sinyal Temizleme Algoritması Kullanımının Kıyaslanması

Bileşik Gürültüsü	SNR db	A2	A3	A4	A2+A3	Sinyal Temizleme
K=8	13,02	7	7	5	8	6
K=5	13,02	8	7	6	9	6
K=3	13,02	9	8	6	10	7
K=10	8,00	7	6	5	7	5
K=8	8,00	7	7	5	8	6
K=5	8,00	8	7	6	9	7
K=8	5,00	6	6	4	7	4
K=6	5,00	7	6	4	8	5
K=3	5,00	7	7	5	8	6

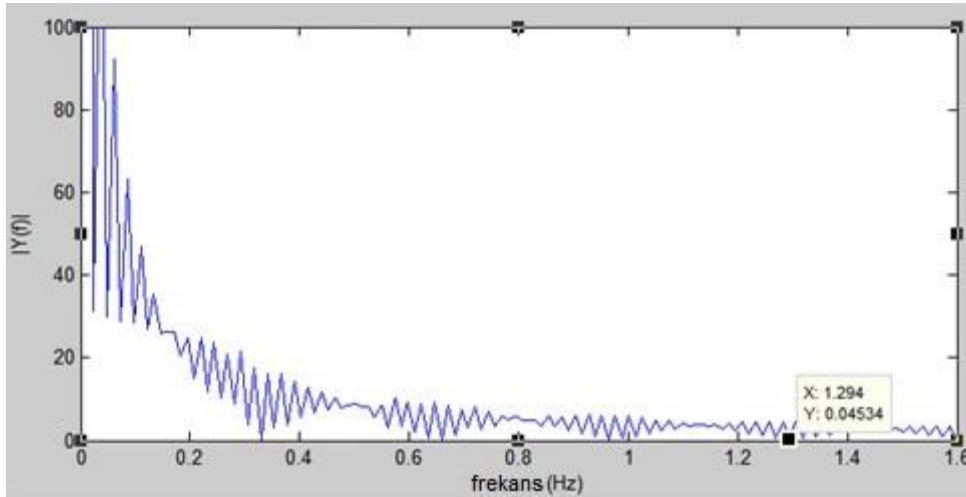
Çizelgelardan anlaşıldığı gibi düşük SNR'larda sinyal temizleme algoritmasının gürültüyü temizlemedeki başarısı azalmaktadır. Dalgacık dönüşümünün A4 düzeyi, ECG sinyalinin frekans aralığı dışında olduğu için gürültü atma başarısı daha düşüktür. Tüm gürültülerin eklendiği bileşik gürültüde sinyal temizleme algoritmasındaki eşik değeri 3mv olduğu durumda ve SNR değeri 13,02 db olduğu durumda, dalgacık dönüşümünün A2+ A3 yaklaşıklık düzeyinde önerilen ECG işaretine sinyal temizleme yordamı uygulaması daha fazla gürültü aralığını temizlemektedir.

5.2. Dalgacık Dönüşümü Uygulaması

Sinyal temizleme yordamı kullanarak olağandışı R-R aralıkları temizlemeden önce dalgacık dönüşümü kullanarak sinyal önışlenecektir. Bunun için öncelikle hava akışı, oksijen doygunluğu ve ECG sinyalleri frekans aralıkları belirlenip dalgacık dönüşümü ayrışım seviyesi belirlenecektir.

5.2.1. Dalgacık Dönüşümü İle Hava Akışı Sinyali Özellik Çıkarımı

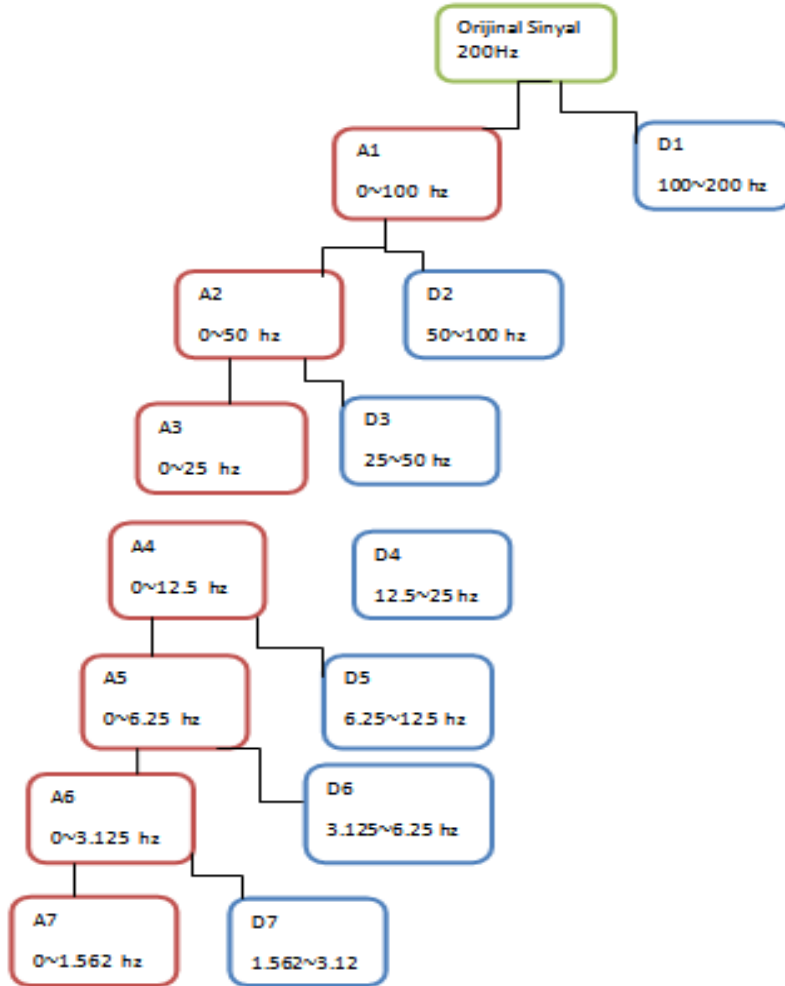
Hava akışı sinyali için örnekleme frekansı 200 Hz dir. Soluk alma ve verme işlemi dakikada 10 ile 30 arasında değişmektedir. Bundan dolayı kullanılacak sinyal 0,1-0,5 Hz frekans aralığına sahip olmalıdır. Şekil 5.11'de görüldüğü gibi Matlab ortamında Hızlı Fourier dönüşümü kullanarak termistör verisi için frekans aralığı 0~2 Hz olarak elde edilmiştir.



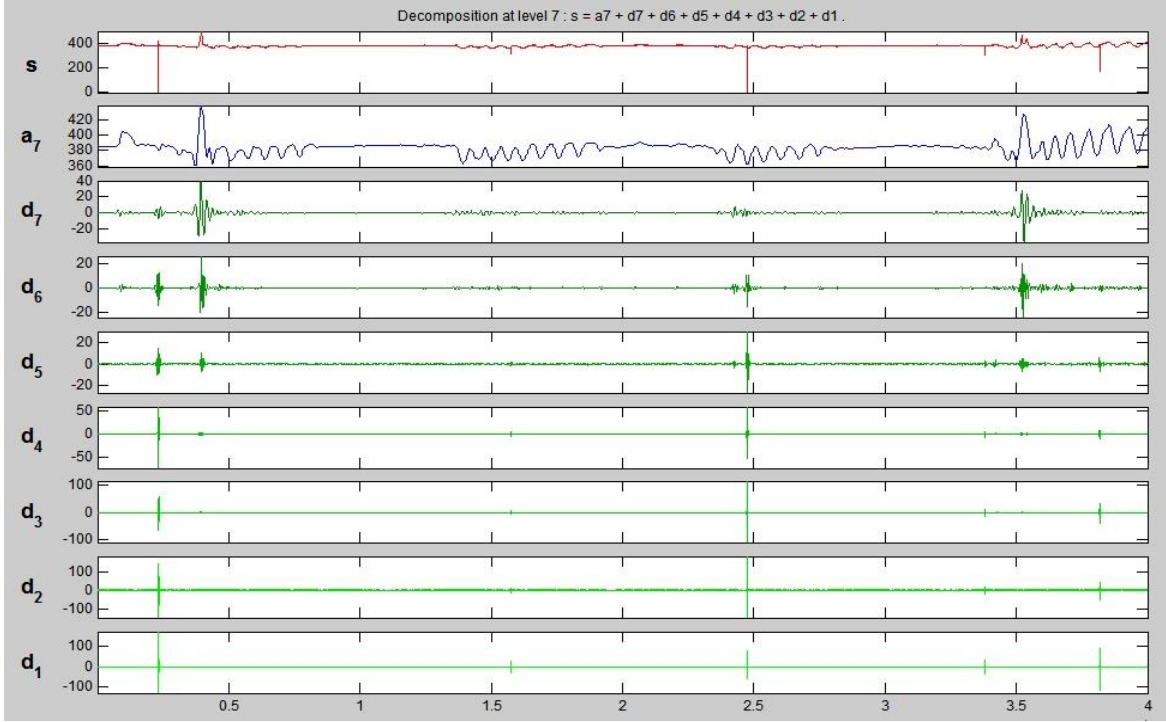
Şekil 5.11. Hızlı Fourier Dönüşümü ile Termistör Sinyalin Frekans Aralığı Çıkarımı

Dalgacık dönüşümü örnekleme frekansını ikinin katlarına bölerek işlem yaptığı için 200 Hz örnekleme frekansı ile toplanan solunum verisinden ilgili frekans bandını kapsayan 7. Seviyedeki (0 – 1,56 Hz) yaklaşık katsayısı seçilerek dönüşüm yapılmıştır. Hava akışı sinyali için her bir ayrışım seviyesindeki frekans aralığı Şekil 5.12'de verilmiştir. Her aşamada yaklaşık katsayılarındaki frekans aralığı yarıya indirilerek bir sonraki ayrışma seviyesinde kullanılır. Matlab yazılımı kullanarak oluşturulan 7 seviyelik Hava akışı sinyali ayrışımı Şekil 5.13'te

verilmiştir. Sinyal düşük frekanslı katsayılardan yüksek frekanslı katsayılara doğru sıralanmıştır. Bu ayrıştırma incelendiğinde 7 seviyedeki yaklaşıklık katsayıları gürültüden daha az etkilenip sinyalin karakteristik özelliklerini daha iyi korumaktadır. Bu sebepten dolayı çözümlemede A7 katsayıları kullanılacaktır.



Şekil 5.12. Dalgacık Dönüşümü ile Hava Akışı Sinyali Frekans Aralığı



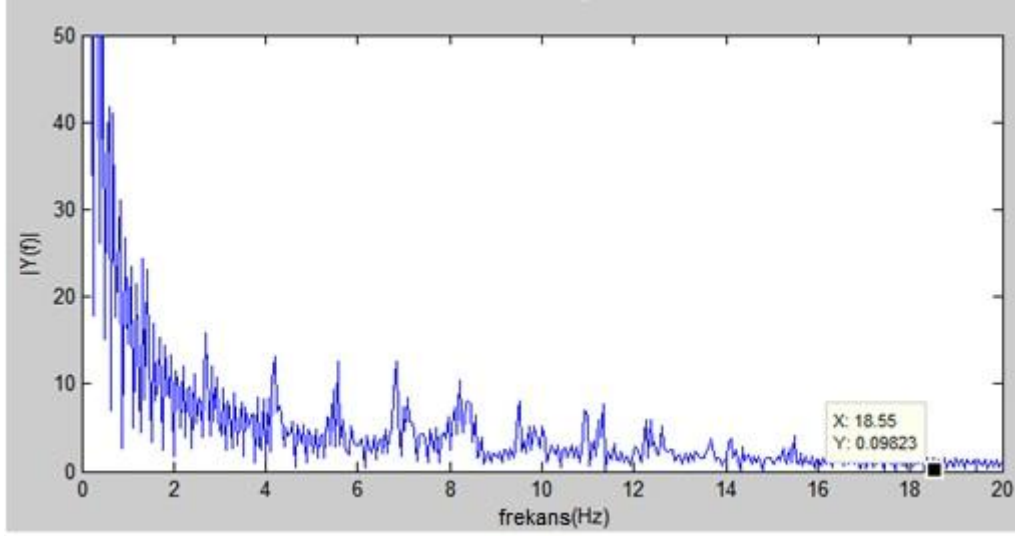
Şekil 5.13. Hava Akışı Sinyali için Yaklaşıklık ve Detay Katsayılarını Ayırıştırma

5.2.2. Dalgacık Dönüşümü ile ECG Sinyali Özellik Çıkarımı

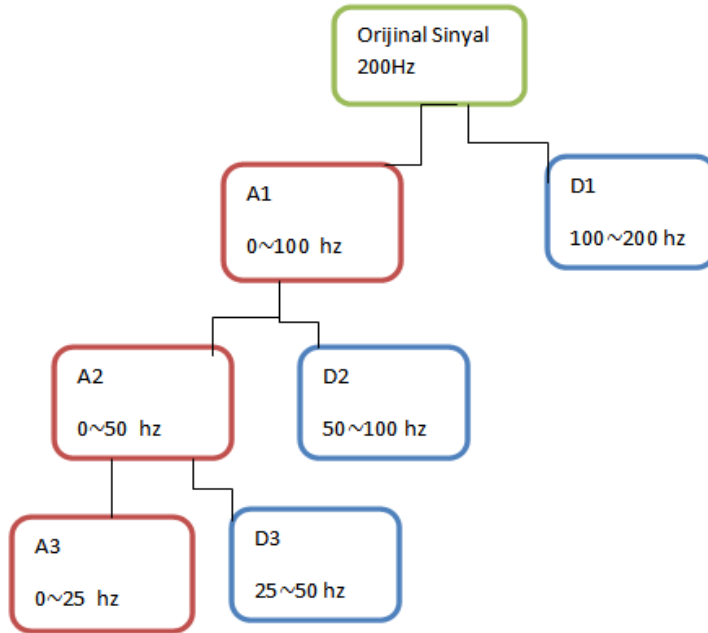
ECG sinyali için örnekleme frekansı 200 Hz dir. Şekil 5.14'te görüldüğü gibi Hızlı Fourier dönüşümü kullanarak ECG sinyali için frekans aralığı 0~20 Hz olarak elde edilmiştir.

200 Hz örnekleme frekansı ile toplanan ECG sinyalinden ilgili frekans bandını kapsayan 3. Seviyedeki (0 – 25 Hz) yaklaşıklik katsayısı seçilerek dönüşüm yapılmıştır. ECG sinyali için her bir ayrışım seviyesindeki frekans aralığı Şekil 5.15'te verilmiştir. Her aşamada yaklaşıklik katsayılarındaki frekans aralığı yarıya indirilerek bir sonraki ayrışma seviyesinde kullanılır. Matlab yazılımı kullanarak oluşturulan 3 seviyelik ECG sinyali ayrışımı Şekil 5.16'da verilmiştir. Sinyal düşük frekanslı katsayılarından yüksek frekanslı katsayılara doğru sıralanmıştır.

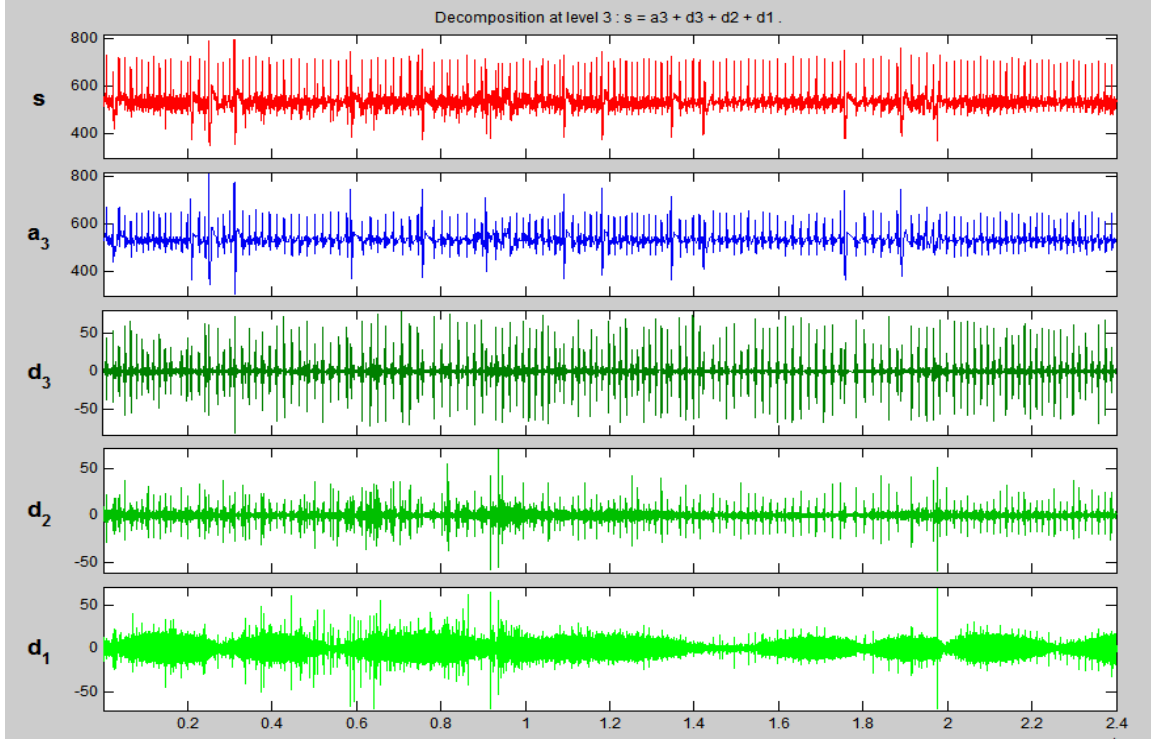
Bu ayrıştırma incelendiğinde 3 seviyedeki yaklaşıklik katsayıları gürültüden daha az etkilenip sinyalin karakteristik özelliklerini taşımaktadır. Bu sebepten dolayı analizde A3 katsayıları kullanılacaktır.



Şekil 5.14. Hızlı Fourier Dönüşümü Kullanarak ECG Sinyalin Frekans Aralığı Çıkarımı



Şekil 5.15. Dalgacık Dönüşümü ile ECG Sinyali Frekans Aralığı

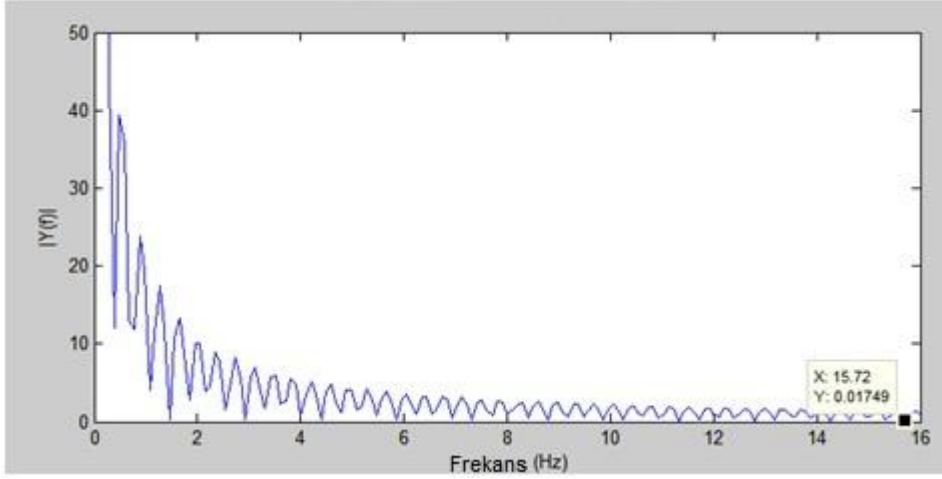


Şekil 5.16. ECG Sinyali için Yaklaşıklık ve Detay Katsayılarını Ayrıştırma

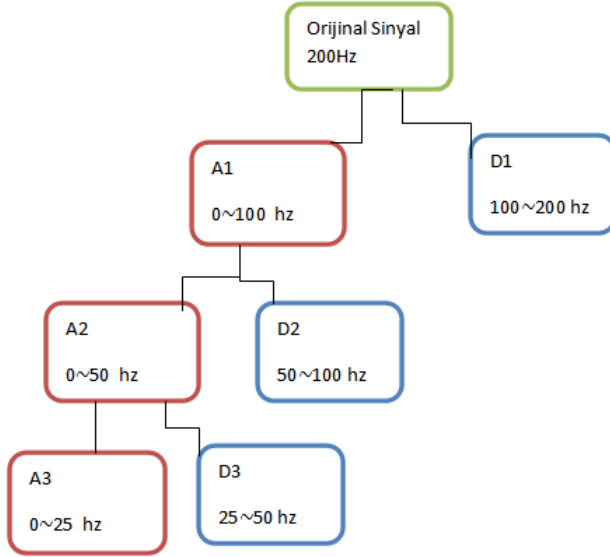
5.2.3. Dalgacık Dönüşümü ile Spo2 Sinyali Özellik Çıkarımı

Spo2 sinyali geniş bir frekans bandına sahiptir. Spo2 sinyali için örnekleme frekansı 200 Hz dir. Şekil 5.17’de görüldüğü gibi Hızlı Fourier dönüşümü kullanarak Spo2 sinyalinin frekans aralığı 0~16 Hz olarak elde edilmiştir.

200 Hz örnekleme frekansı ile toplanan Spo2 verisinden ilgili frekans bandını kapsayan 3. Seviyedeki (0 – 25 Hz) yaklaşım katsayısı seçilerek dönüşüm yapılmıştır. Spo2 sinyali için her bir ayrışım seviyesindeki frekans aralığı Şekil 5.18’te verilmiştir. Her aşamada yaklaşıklık katsayılarındaki frekans aralığı yarıya indirilerek bir sonraki ayrışma seviyesinde kullanılır.

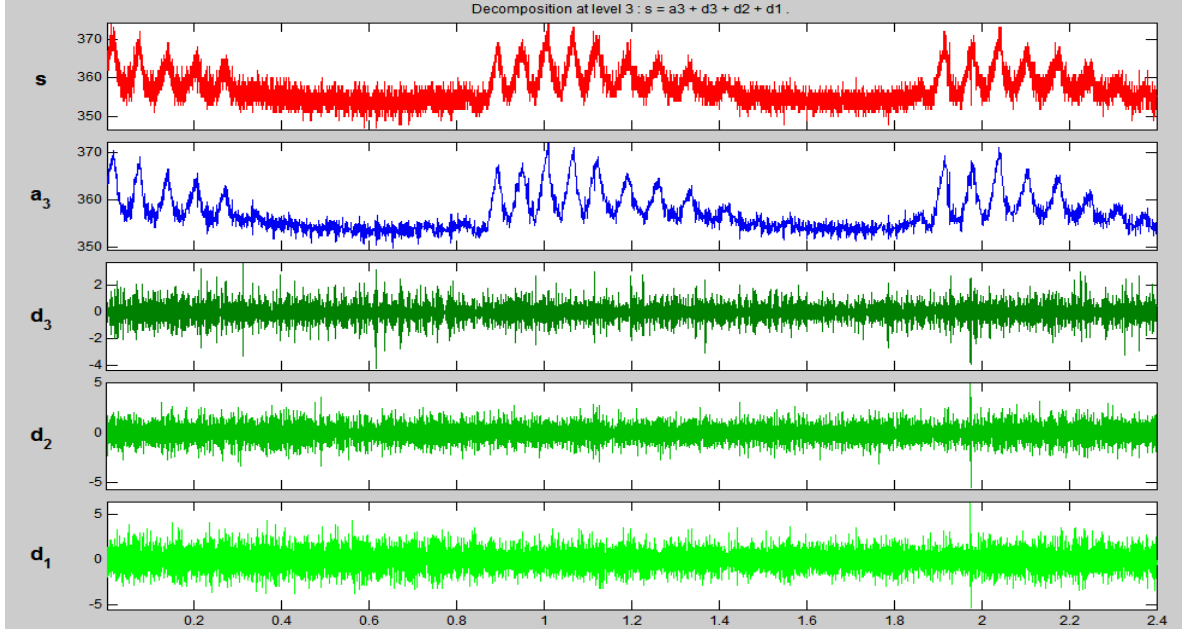


Şekil 5.17. Spo2 Sinyalin Frekans Aralığı Çıkarımı



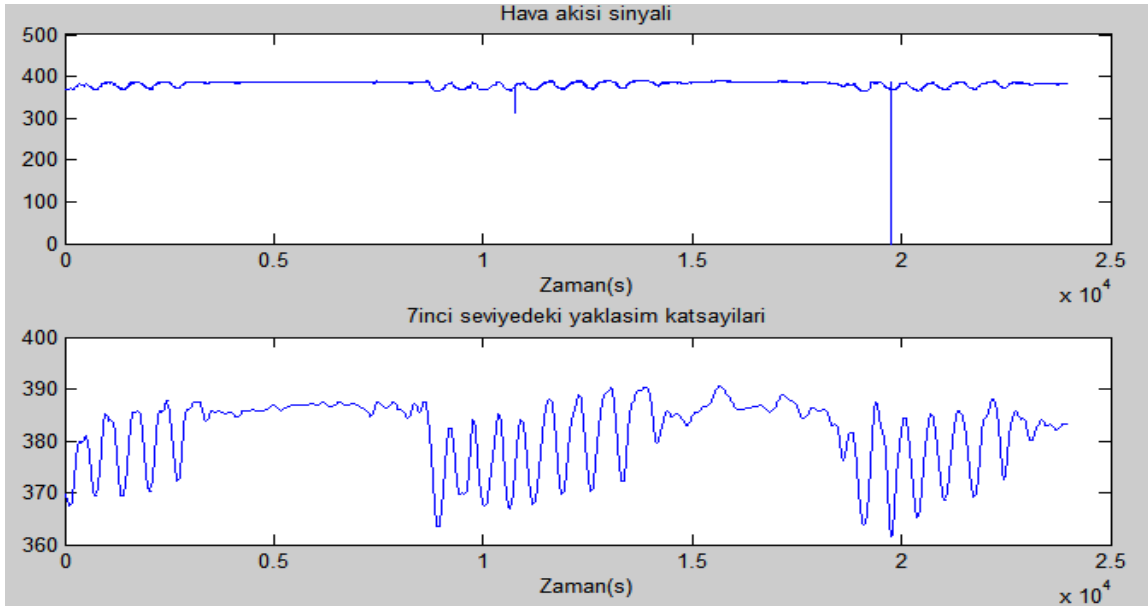
Şekil 5.18. Dalgacık Dönüşümü ile Spo2 Sinyali Frekans Aralığı

Matlabın “wavelet toolbox”ı kullanarak oluşturulan 3 seviyelik Spo2 sinyali ayrışımı Şekil 5.19’da verilmiştir. Sinyal düşük frekanslı katsayılardan yüksek frekanslı katsayılara doğru sıralanmıştır. Bu ayrıştırma incelendiğinde 3 seviyedeki yaklaşıklık katsayıları gürültüden daha az etkilenip sinyalin karakteristik özelliklerini taşımaktadır. Bu sebepten dolayı analizde A3 katsayıları kullanılacaktır.

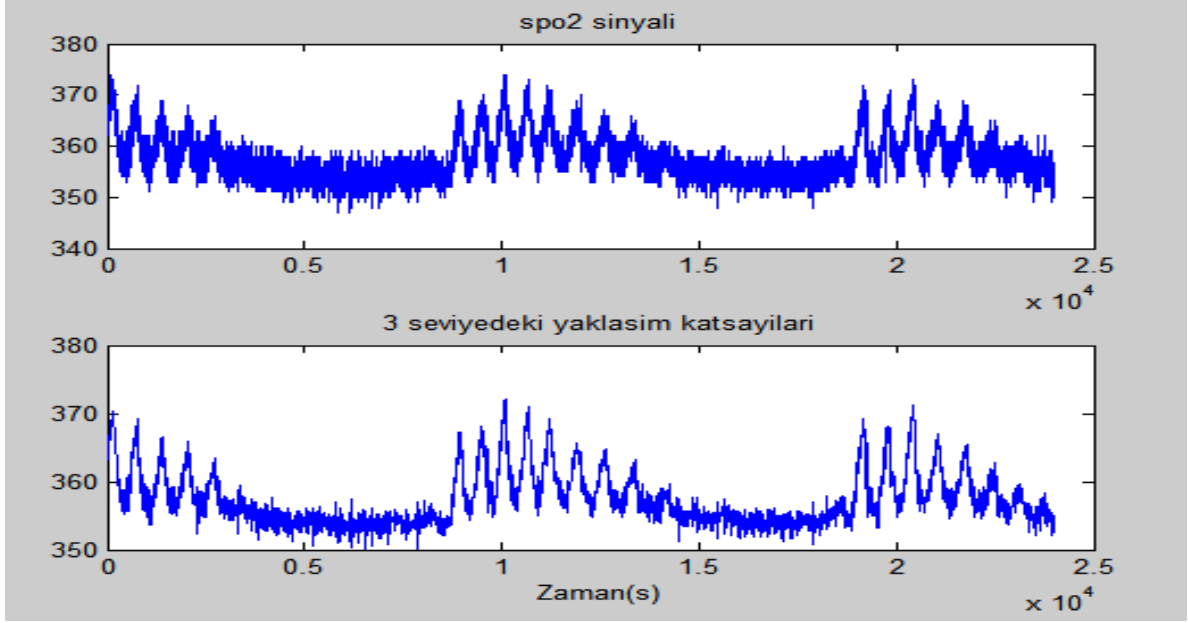


Şekil 5.19. Spo2 Sinyali için Yaklaşıklık ve Detay Katsayılarını Ayrıştırma

Şekil 5.20'de gürültülü bir hava akışı sinyali ve dalgacık dönüşümünün 7'inci seviyedeki yaklaşıklik katsayıları ,Şekil 5.21'de gürültülü Spo2 sinyali ve dalgacık dönüşümü sonucu elde edilen 3 üncü seviyedeki yaklaşıklik katsayıları verilmiştir.

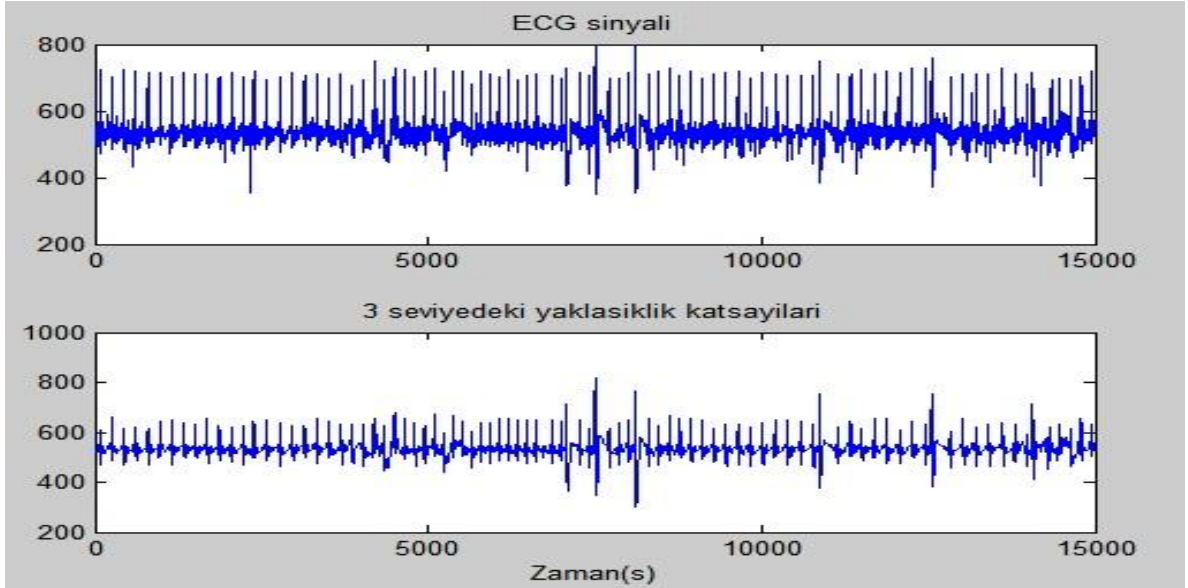


Şekil 5.20. Gürültülü Hava Akışı Sinyali ve 7 Seviyedeki Yaklaşıklık Katsayıları

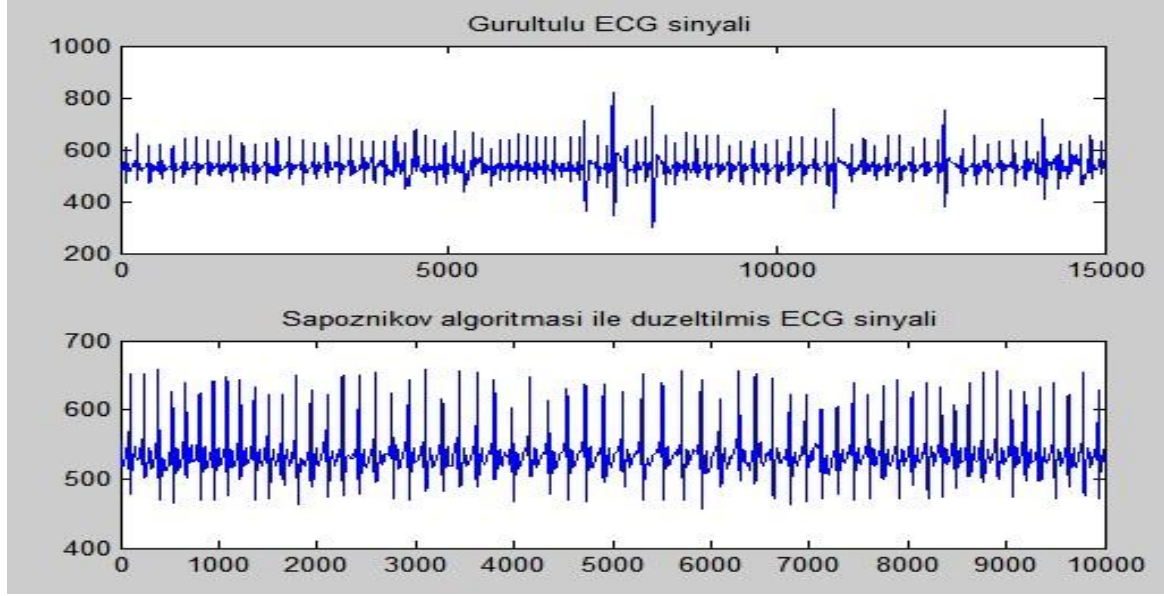


Şekil 5.21. Gürültülü Spo2 Sinyali ve 3 Seviyedeki Yaklaşıklık Katsayıları

Şekil 5.22’de dalgacık dönüşümünün üçüncü seviyedeki yaklaşıklık katsayılarıyla önişlenmiş ECG işareti verilmektedir. Bu işlemden sonra ECG işaretine sinyal temizleme algoritması uygulanmış ve olağandışı bölütleri atılmıştır. Sonuçlar Şekil 5.23’te verilmektedir.



Şekil 5.22. Gürültülü ECG Sinyali ve 3 Seviyedeki Yaklaşıklık Katsayıları

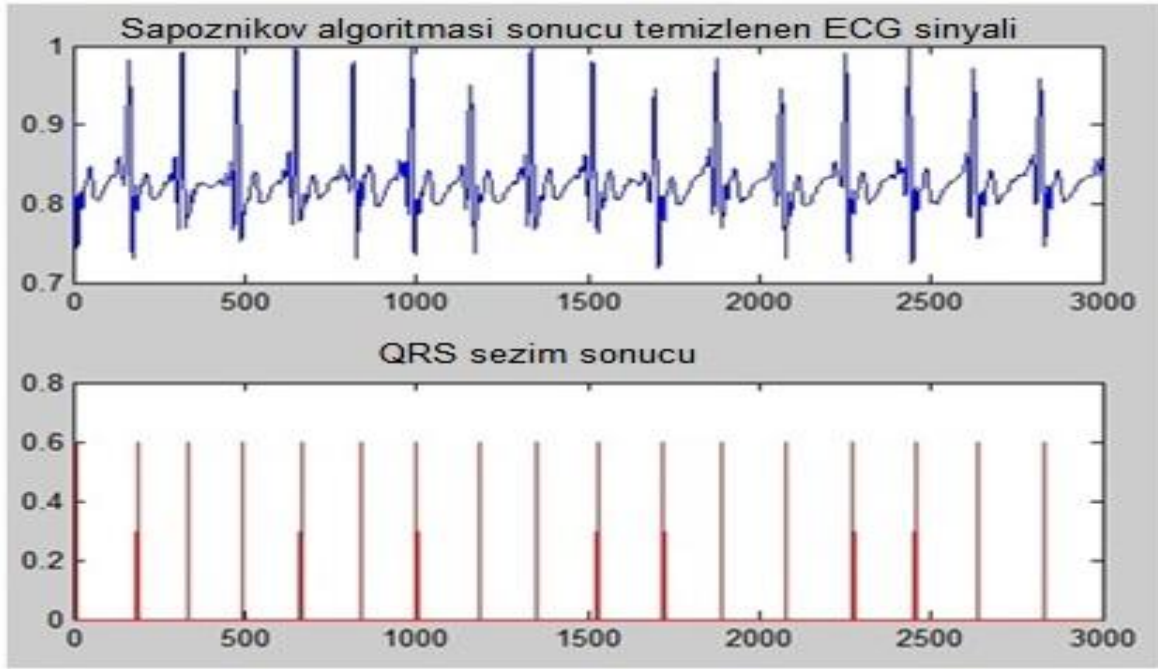


Şekil 5.23. Gürültülü ECG Sinyali için Sinyal Temizleme Algoritması ile Temizlenmiş Sinyal

Önce dalgacık dönüşümü ile ön işlem yapılan veri setine uygulanan Sinyal temizleme yordamı sonucu atılan olağandışı bölütler Çizelge 5.6'da verilmektedir. Gürültüsü giderilen ECG sinyaline QRS sezim algoritması uygulanmış ve sonuçlar Şekil 5.24'te verilmiştir.

Çizelge 5.6. Gürültülü ECG Sinyalinin Sinyal Temizleme Algoritması Sonucu Atılan Veri Setleri

veri aralığı	Atılan aralıklar
1-15000	3863->4028, 4028->4196, 4300->4444, 4444->4656, 4806->5094, 5094->5381, 6862->7080, 7080->7278, 7278->7509, 7509->7716, 8013->8310, 10780->11146, 12460->12835, 13980->14260, 14260->14473, 14635->14799



Şekil 5.24. Dalgacık Dönüşümü ve Sapoznikov Algoritması Sonucu Temizlenmiş ECG Sinyali ve QRS Sezimi

5.3. Hava Akışı, Spo2, ECG Sinyalleri Özellik Çıkarımı

Spo2 ve hava akışı sinyali apne sezimi algoritmalarında büyük önem taşımaktadır. Apne anlarında hava akışı sinyalinde dayanma, oksijen doyumu seviyesinde düşüş ve kalp hızı değişiminde ritim bozuklukları gözlenmektedir. Spo2 sinyalindeki değişim hava akışı sinyali ile karşılaştırıldığında yaklaşık 10 saniye gecikmeli olarak gerçekleşmektedir. Spo2'daki yaklaşık 10 saniyelik gecikme yüzünden bu yöntem çevrimdışı sezimlerde kullanılmaktadır [10]. Uyku apnesi kişinin uyku sırasındaki solunumunun 10 saniye ve üzeri kesilmesi ile meydana gelmektedir. Solunumunun tamamen kesilmesi yerine yarıya indiğinde ve oksijen seviyesinde önemli bir desatürasyon görüldüğünde hipapne olarak tanımlanmaktadır [10].

Burada holter cihazı ile kaydedilen Spo2 hava akışı ve ECG sinyallerinin gürültüleri giderildikten sonra dinamik sinir ağ modeline uygulanacaktır. Hava akışı sinyali ve Spo2 işareti ECG sinyali ile aynı anda analiz edileceği için, önce dalgacık dönüşümü ile önışlenip daha sonra sinyal temizleme algoritması ile

belirlenen ve giderilen ECG sinyalinin gürültü aralıkları hava akışı sinyali ve Spo2 işaretlerinde de temizlenip bu aralıklar Çizelge 5.7’de verilmiştir. Uyku apne sezimi için geliştirilen algoritma üç bölümden oluşmaktadır. Hava akışı Spo2 ve kalp hızı değişikliği işaretleri işlenerek TDNN nin giriş katmanına uygulanıp çıktı katmanı için de Hacettepe Üniversitesi göğüs hastalıkları anabilim dalı uzmanı Prof. Dr. Ahmet Uğur Demir’in skorladığı apne anları kullanılacaktır.

Çizelge 5.7. Sinyal Temizleme Algoritması ile Atılan ECG Sinyali Aralıkları

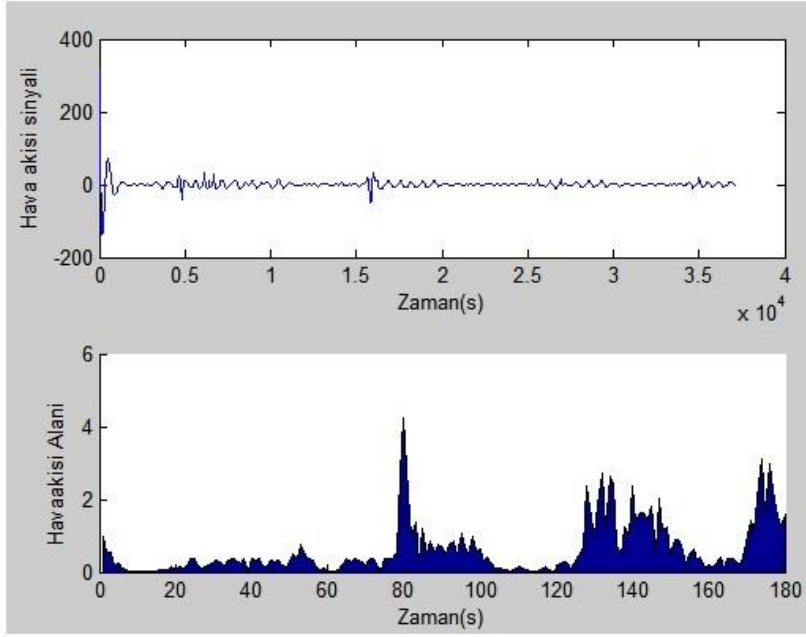
Kullanılan Veri Aralığı	Temizlenen Aralıklar
1-->40000	'4780-->4938' '6251-->6527' '6800-->7071' '7071-->7339' '7604-->7873' '25715-->25865' '26954-->27176' '27176-->27355' '28713-->28996' '33078-->33247' '33247-->33583' '33583-->33777' '37755-->37919'

5.3.1. Hava Akışı Sinyali Özellik Çıkarımı

Hava akışı sinyali gücü daha çok 0.1Hz ve 1Hz arasında değişmektedir [51]. Yüksek frekans bileşenlerini süzmek için 0.1 Hz ve 3 Hz kesim frekansına sahip bant geçiren süzgeçten geçirilmektedir. Süzgeçten geçirilen sinyalin, $A_{havaakisi}$ hava akışı alanı ve $\sigma_{havaakisi}$ hava akışı standart sapması her 1 saniyelik bölütler için hesaplanmaktadır [10]. Hava akışı alanı denklem 5.2’de verilen eşitlikle elde edilmektedir. Burada K bir saniyelik bölütlerin örnek sayısını, k bir saniyelik bölütlerin sayısını, x(i) bir saniyelik bölütlerdeki örnekleri ifade etmektedir.

$$A_{havaakisi}(k) = \frac{1}{K} \sum_{i=k*K}^{k*K+K-1} abs(x(i)) \quad (5.2)$$

Şekil 5.25’te Filtrelenmiş hava akışı sinyali ve hava akışı alanı verilmektedir.



Şekil 5.25. Hava Akışı Sinyali ve Hava Akışı Alanı

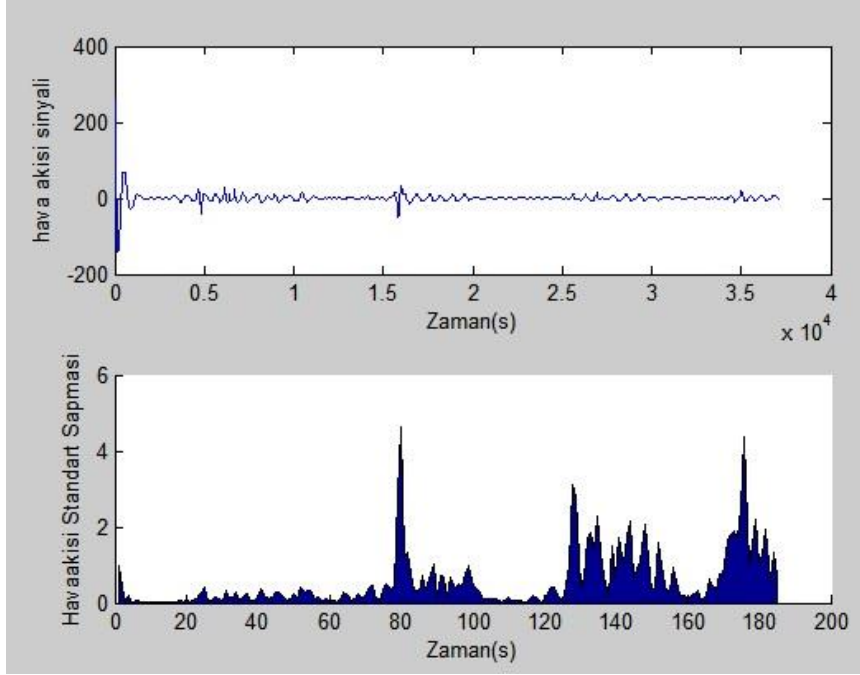
Filtrelenmiş hava akışı sinyalinden hava akışı standart sapması denklem 5.3'te verilen formülden elde edilmektedir.

$$\sigma_{havaakışı}(k) = \sqrt{\frac{1}{K-1} \sum_{i=k*K}^{k*K+K-1} (x(i) - \bar{x}(k))^2} \quad (5.3)$$

Burada K bir saniyelik bölütlerin örnek sayısını, k bir saniyelik bölütlerin sayısını, x(i) bir saniyelik bölütlerdeki örnekleri ve $\bar{x}(k)$ 1 saniyelik pencerede bulunan örneklerin ortalama değerini ifade etmektedir. Şekil 5.26'da filtrelenmiş hava akışı sinyali ve hava akışı standart sapmasına bir örnek verilmiştir. Hava akışı sinyali yapay sinir ağlarına gönderilmeden önce normalizasyon faktörü ile normalize edilmelidir. Normalizasyon faktörü denklem 5.4 kullanılarak elde edilir [10].

$$F_{norm}(k) = (1-a)F_{norm}(k-1) + a.X(k) \quad (5.4)$$

Burada X(k) hava akışı alanı ya da standart sapma, a unutma etkeni ve k bir saniyelik bölütlerin sayısıdır.



Şekil 5.26. Hava Akışı Sinyali ve Hava Akışı Standart Sapması

5.3.2. Spo2 Sinyal Özellik Çıkarımı

Spo2 sinyali için özellik çıkarımı yapmadan önce baz hattının ve desatürasyon seviyesinin belirlenmesi ve normalize edilmesi gerekmektedir. Spo2 sinyalinin baz hattı denklem 5.5'te verilmiştir.

$$B_{SpO_2}(k) = \max \{S_{SpO_2}(k+i)\} \quad i = -K, -K+1 \dots K-1, K \quad (5.5)$$

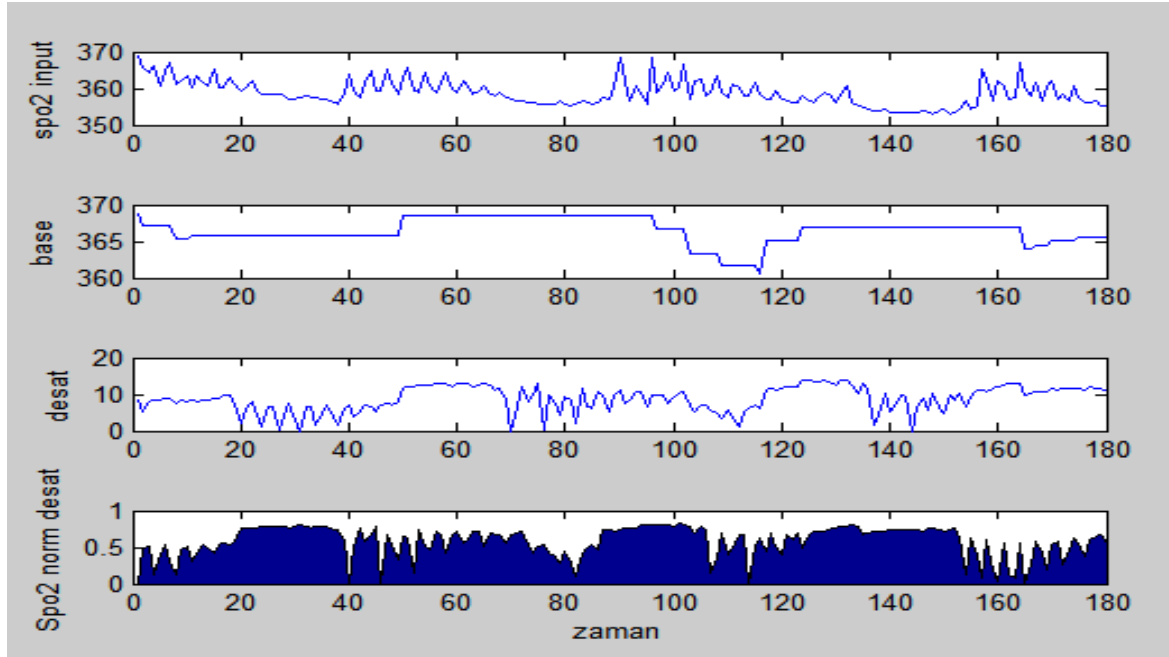
Burada $S_{spo_2}(k+i)$ oksijen doyumu sinyalinin gerçek değerini ifade etmektedir. Spo2'nin baz hattı 60 saniyelik pencerede maximum olduğu için K değeri 30 olarak seçilmiştir [10]. Desatürasyon seviyesi oksijen doyumu sinyalinin gerçek değeri ve baz hattının farkından meydana gelip denklem 5.6'da verilmiştir

$$D_{SpO_2}(k) = B_{SpO_2}(k) - S_{SpO_2}(k) \quad (5.6)$$

Spo2'nin normalizasyonu için denklem 5.7'de verilen eşitlik kullanılmakta olup Thr_{SpO_2} %4 olarak ayarlanmaktadır.

$$N_{SpO_2}(k) = \tanh\left(\frac{1}{Thr_{SpO_2}} D_{SpO_2}(k)\right) \quad (5.7)$$

Şekil 5.27’de Spo2 baz hattı desatürasyonu ve normalize edilmiş değeri görülmektedir.



Şekil 5.27. Spo2 Sinyali, Baz Hattı, Desaturasyonu ve Normalizasyonu

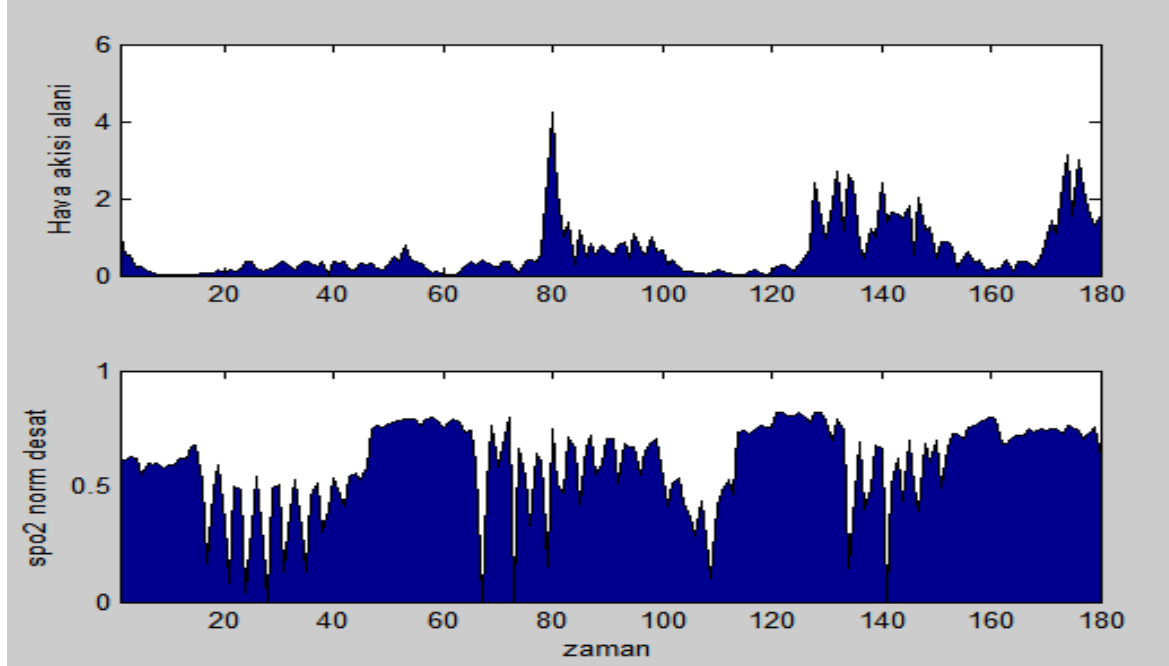
Spo2 sinyalinin hava akışı sinyaline olan gecikmesi kişiden kişiye göre değişmektedir. Bu gecikme sebebiyle hava akışı sinyali ve Spo2 sinyali arasında oluşan eşzamanlama sorununun giderilmesi gerekmektedir. Gecikme zamanının giderilmesi için önce bu iki sinyalin ilintisinin hesaplanması gerekmektedir.

Korelasyon denklem 5.8’ de verilen formülden elde edilmekte olup burada $N_{spo2}(i)$ normalize edilmiş oksijen desatürasyonunu i ve $N_{havaakisi}(i+k)$ hava akışı sinyalinin normalizasyonunu ifade etmektedir. Gecikme zamanı denklem 5.9’ da verilen formülle hesaplanmaktadır.

$$Corr(k) = \sum_{i=0}^n N_{SpO_2}(i).N_{Havaakisi}(i+k) \quad k=10,\dots,40 \quad (5.8)$$

$$T_{Gecikme} = \arg_k \min\{Corr(k)\} \quad (5.9)$$

Hava akışı ve Spo2 sinyalleri arasında bulunan 17 saniyelik gecikmenin giderilmesinden sonra iki sinyalin eşzamanlanması Şekil 5.28'de verilmektedir.



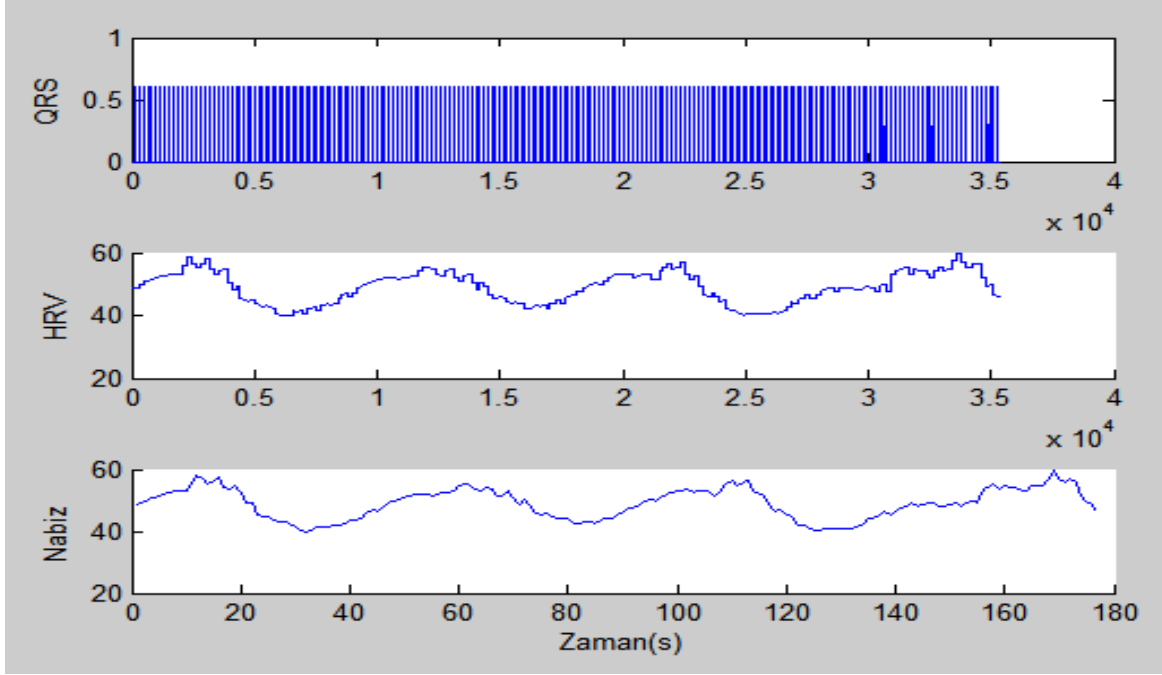
Şekil 5.28. Eşzamanlandırılmış Hava Akışı ve Spo2 Sinyalleri

5.3.3. Kalp Hızı Değişkenliği

Kalp hızı değişkenliği ortalama kalp hızı çevresindeki kalp hızı dalgalanmalarıdır. Bazı durumlarda, kalp hızı değişkenliği değerlendirilmesi kalp-damar sağlığına bir gösterge temin etmek üzere verilmektedir [52]. Dakikadaki kalp hızı değişkenliği denklem 6.10'de verilen formülde belirtildiği gibi, QRS sezim algoritmasıyla elde edilen R-R zaman aralıkları kullanılarak elde edilir [21].

$$KHD = \frac{F_s}{R-R} \times 60 \quad (5.10)$$

Burada F_s örnekleme oranı ve $R-R$ iki R arasındaki örnek sayısıdır. Şekil 5.29'da dakikadaki kalp hızı değişkenliğinin değerleri ile dakikadaki kalp atım sayısındaki değişime bir örnek verilmiştir.



Şekil 5.29. QRS Sezimi, KHD Ve Nabız Değişimi

5.4. Apne Sezimi

Burada özellikleri çıkarılan hava akışı, Spo2 ve ECG sinyalleri için dağıtılmış zaman gecikmeli ileri beslemeli YSA modelleri kullanarak apne sezimi gerçekleştirilecektir.

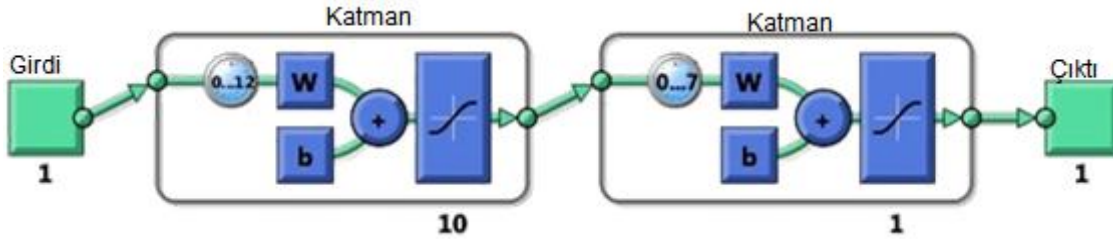
5.4.1. Hava Akışı Alanı İçin Apne Sezimi

Apne anlarında hava akışı sinyalinde 10 saniye ve üzeri dayanma meydana gelmektedir. Özellik çıkarımı yapılan hava akışı sinyali, dağıtılmış zaman gecikmeli yapay sinir ağı modeli oluşturabilen “newtdnn” fonksiyonuna girdi olarak verilmiştir. Çıktılar ise uzman tarafından belirlenen apne anlarıdır. Hava akışı sinyali için farklı YSA modelleri denenmiş ve sonuçlar Çizelge 5.8’de verilmektedir.

Çizelge 5.8. Hava Akışı Sinyali için Farklı YSA Modelleri

Katman	Nöron	Gecikme	MSE
3	10-1	12-7	0.04
3	7-1	12-10	0.07
4	10-5-1	15-10-5	0.1
3	10-1	5-5	0.09

Ortalama kare hata oranının en düşük olduğu model ağ-1 matlabın TDNN paket programında oluşturulmuş ve Şekil 5.30'da verilmektedir . Bu model giriş katmanı 1 ara katman ve çıkış katmanından oluşmaktadır. Giriş katmanında 12 saniyelik gecikme, ara katmanda 10 nöron ve 7 saniyelik gecikme, çıkış katmanında ise 1 nöron kullanılmıştır. Ara katmandaki transfer fonksiyonu hiperbolik tanjant fonksiyonu kullanılmıştır.



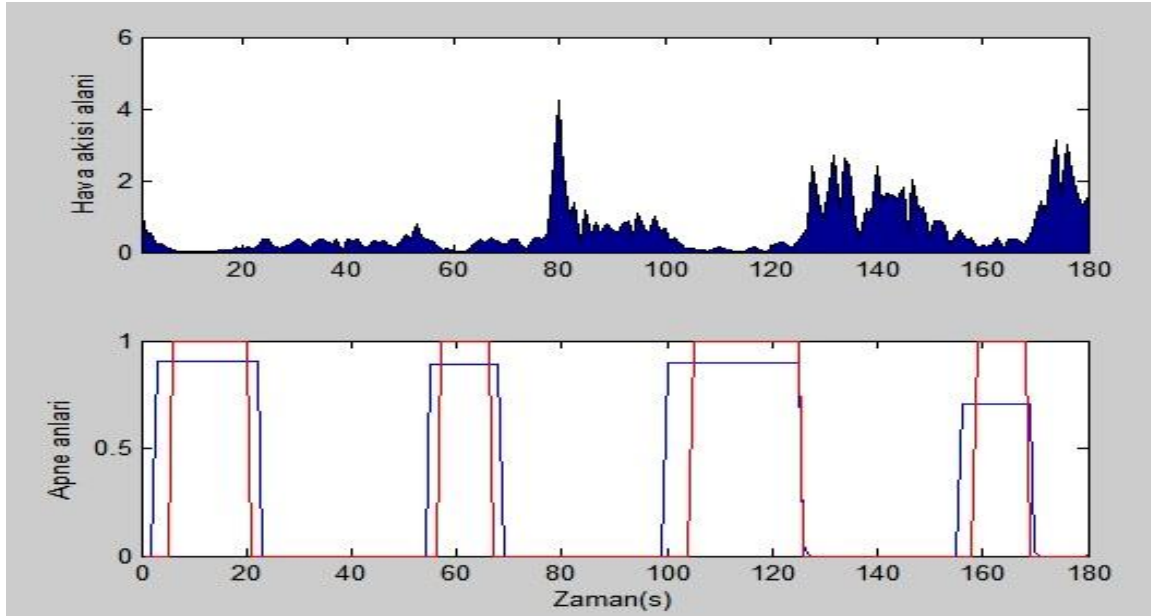
Şekil 5.30. Hava Akışı Alanı için Dağıtılmış Zaman Gecikmeli YSA Modeli

Eğitim fonksiyonu için Levenberg-Marquardt algoritması kullanılmıştır. Bu algoritma genelde doğrusal olmayan fonksiyonların nümerik minimizasyonu için kullanılan bir eniyileme yöntemidir. Bu algoritmada hedef veriler ve YSA modelinin çıktıları arasındaki hata fonksiyonu belirlenir. Öğrenme yöntemi gradyan alçalma (gradient descent) algoritmasıdır. Levenberg-Marquardt algoritması ile hata fonksiyonu belirlendikten sonra nöronlar hatalarını azaltmak için ağırlıklarını performans fonksiyonunu küçültecek şekilde değiştirirler. Performans fonksiyonu için ortalama kare hata (mean square error) yöntemi kullanılmıştır. Denklemler

5.11'de ortalama hata kare verilmektedir. Bu denklemde \hat{Y}_i , tahmin vektörü ve gerçek çıktı değerleri arasındaki ortalama hata kare oranını belirtmektedir.

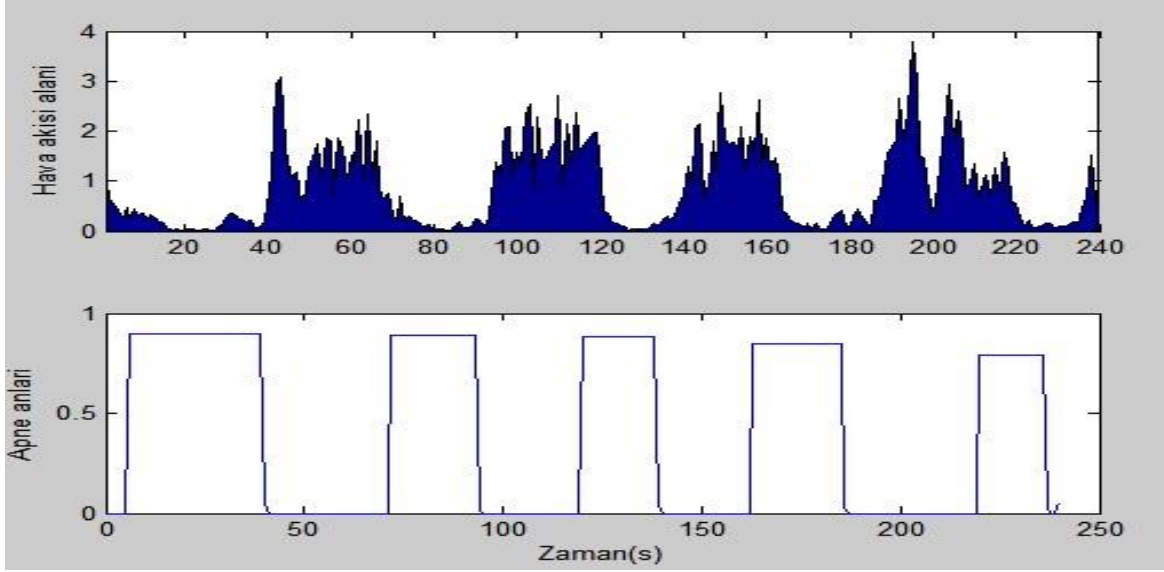
$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - Y_i)^2 \quad (5.11)$$

Ağ-1 sinir ağ modeli kullanarak hava akışı sinyali için uyku apne sezimi Şekil 5.31'de verilmektedir. Apne anlarında hava akışı sinyalinin yaklaşık 10 saniye ve üzeri dayanma görülmektedir. Burada kırmızı renkle belirtilen işaret uzmanın belirlediği apne anları ve mavi işaret YSA modelinin çıktısıdır.



Şekil 5.31. Hava Akışı Alanı Sinyali için Apne Sezimi

Ağ-1 modelinin doğruluğunu onaylatmak için eğitimde kullanılmayan veri seti kullanarak oluşturulan ağ modeli ile apne sezimi gerçekleştirilmiş ve 5 apne anlarının belirlendiği görülmekte olup sonuçlar, Şekil 5.32'de verilmektedir.



Şekil 5.32. Hava Akışı Sinyali Test Veri Seti Kullanarak Apne Sezimi

5.4.2. Hava akışı standart sapması sinyali için apne sezimi

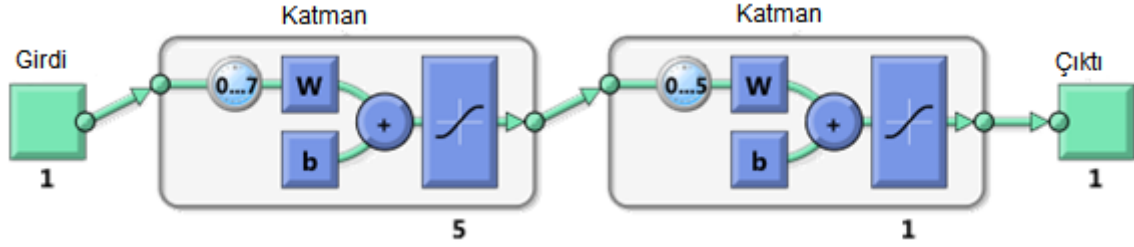
Hava akışı sinyali standart sapması için farklı YSA modelleri denenmiş ve sonuçlar Çizelge 5.9'da verilmektedir.

Çizelge 5.9. Hava Akışı Standart Sapması İçin Farklı YSA Modelleri

Katman	Nöron	Gecikme	MSE
3	5-1	7-5	0.034
3	10-1	12-10	0.047
4	12-7-1	15-10-5	0.13
3	5-1	10-12	0.089

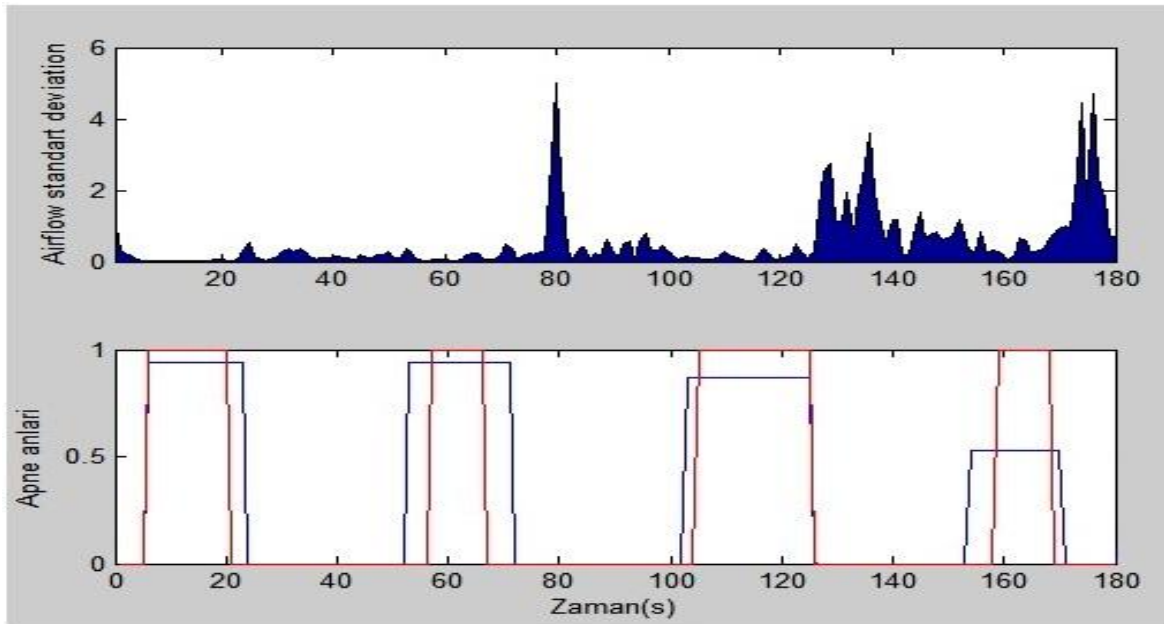
Oluşturulan zaman gecikmeli ileri beslemeli sinir ağ modellerinde ortalama kare hata oranının en düşük olduğu ağ-2, Şekil 5.33'te verilmektedir. Bu modelde giriş katmanında 7 saniyelik gecikme, ara katmanda 5 nöron ve 5 saniyelik gecikme, çıkış katmanında ise 1 nöron kullanılmıştır. Eğitim fonksiyonu Levenberg-

Marquardt algoritması, öğrenme fonksiyonu gradyan alçalma algoritması ve performans fonksiyonu, ortalama kare hata yöntemi kullanılmıştır. Ara katmandaki transfer fonksiyonu hiperbolik tanjant fonksiyonu kullanılmıştır.

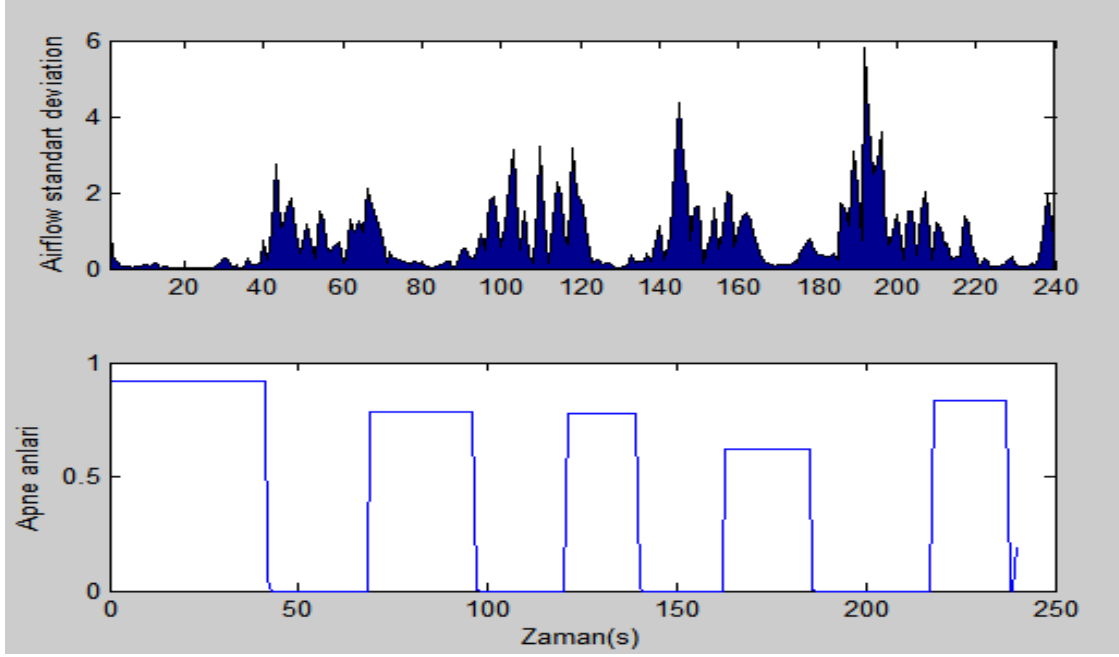


Şekil 5.33. Hava akışı standart sapması sinyali için oluşturulan YSA modeli

Ağ-2 kullanarak hava akışı standart sapması işareti için apne sezimi Şekil 5.34'te verilmiştir. Bu ağ modelinin denetimi için test veriler kullanılmış ve Şekil 5.35'te görüldüğü gibi test verilerinde bulunan 5 apne anını YSA modeli belirlemektedir.



Şekil 5.34. Hava Akışı Standart Sapması Sinyali için Apne Sezimi



Şekil 5.35: Hava Akışı Sinyali Test Veri Seti Kullanarak Apne Sezimi

5.4.3. Oksijen Doymu Sinyali İçin Apne Sezimi

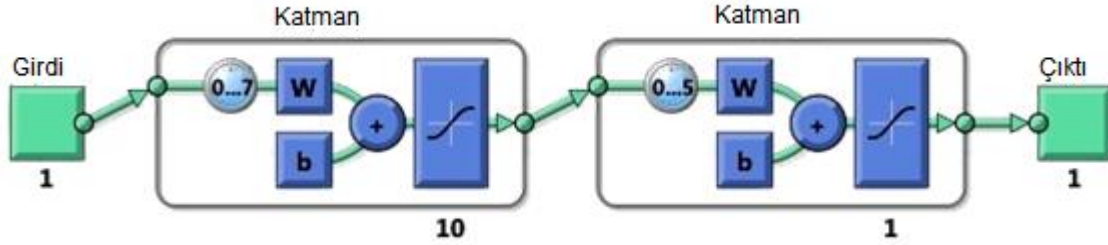
Apne anlarında oksijen doymu seviyesinde azalma ve dolayısıyla desatürasyon miktarında artış yaşanmaktadır. Oksijen doymu sinyali için farklı YSA modelleri denenmiş ve sonuçlar Çizelge 5.10'te verilmektedir.

Çizelge 5.10. Oksijen Doymu Sinyali İçin Farklı YSA Modelleri

Katman	Nöron	Gecikme	MSE
3	10-1	7-5	0.15
3	7-1	10-5	0.17
3	5-1	10-7	0.23
4	10-7-1	12-7-5	0.28

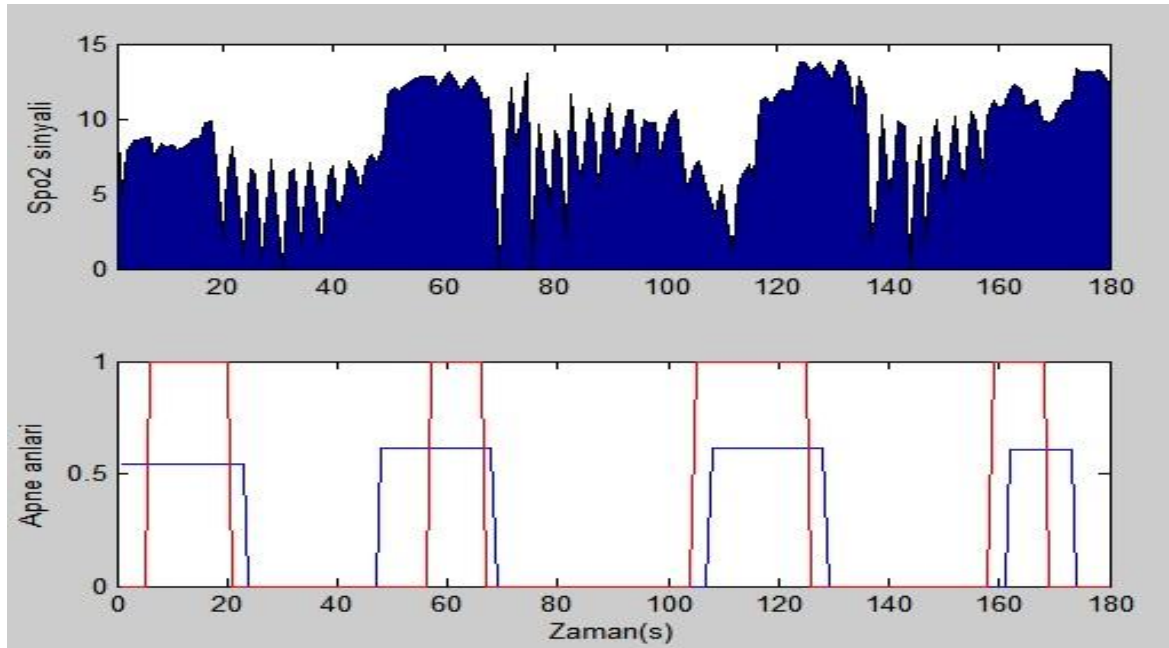
Şekil 5.36'da özelliği çıkarılmış Spo2 sinyali için en uygun YSA modeli olan ağ-3 gösterilmektedir. Bu model 1 giriş katmanı iki ara katman ve bir çıkış katmanından

oluşmaktadır. Giriş katmanı 7 saniyelik gecikme, ara katmanlarda 10 nöron ve 5 saniyelik gecikme, çıkış katmanında ise 1 nöron kullanılmıştır. Ara katmandaki transfer fonksiyonu hiperbolik kullanılmıştır.



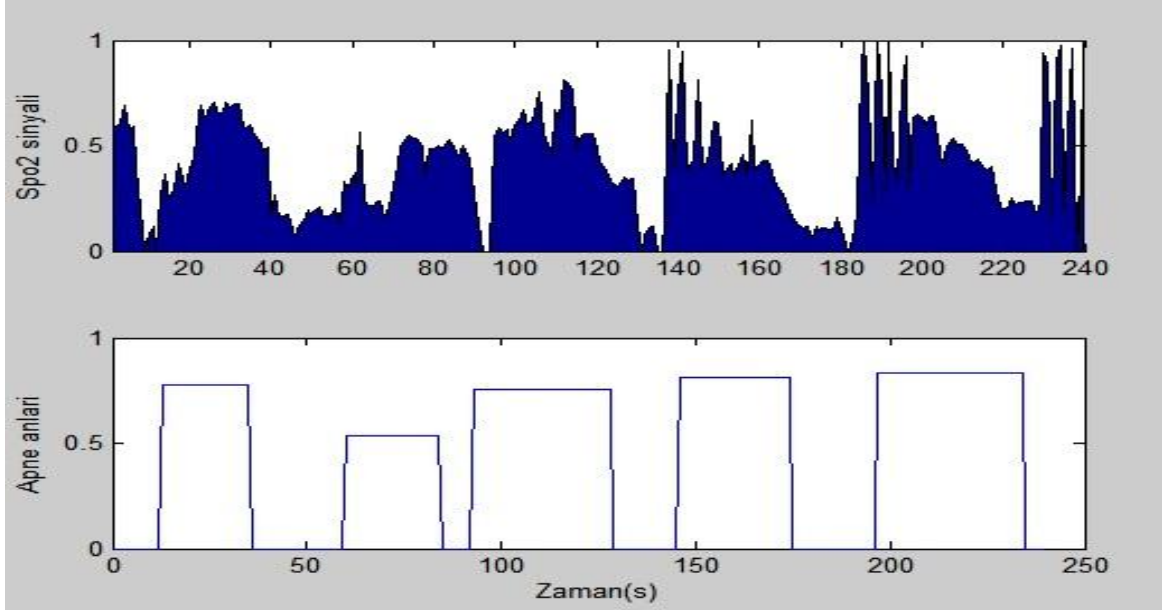
Şekil 5.36. Oksijen Doyumu Sinyali için Oluşturulan YSA Modeli

Ağ-3 YSA modeli kullanarak normalize oksijen desatürasyon işareti için apne sezimi Şekil 5.37’de verilmektedir. Bu sezimde % 3’ün altındaki desatürasyon anları çıkarılmaktadır.



Şekil 5.37. Normalize Oksijen Desatürasyonu Sinyali Kullanarak Apne Sezimi.

Bu ağ modelinin denetimi için test veri seti kullanılmış ve Şekil 5.38’de görüldüğü gibi test verilerinde bulunan 5 apne anını belirlemektedir.



Şekil 5.38. Spo2 Test veri Seti Kullanarak Apne Sezimi

5.4.4. ECG sinyali için Apne Sezimi

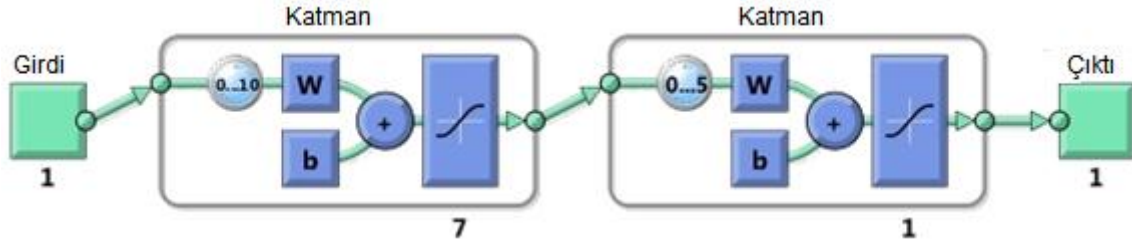
Apne anlarında kalp hızı değişkenliği işaretinde değişim ve düşüş yaşanmaktadır. Kalp hızı değişkenliği sinyali için farklı YSA modelleri denenmiş ve sonuçlar Çizelge 5.11’de verilmektedir.

Çizelge 5.11. Kalp Hızı Değişkenliği Sinyali İçin Farklı YSA Modelleri

Katman	Nöron	Gecikme	MSE
3	7-1	10-5	0.095
3	10-1	7-5	0.19
3	5-1	15-10	0.17
4	12-10-1	10-7-5	0.21

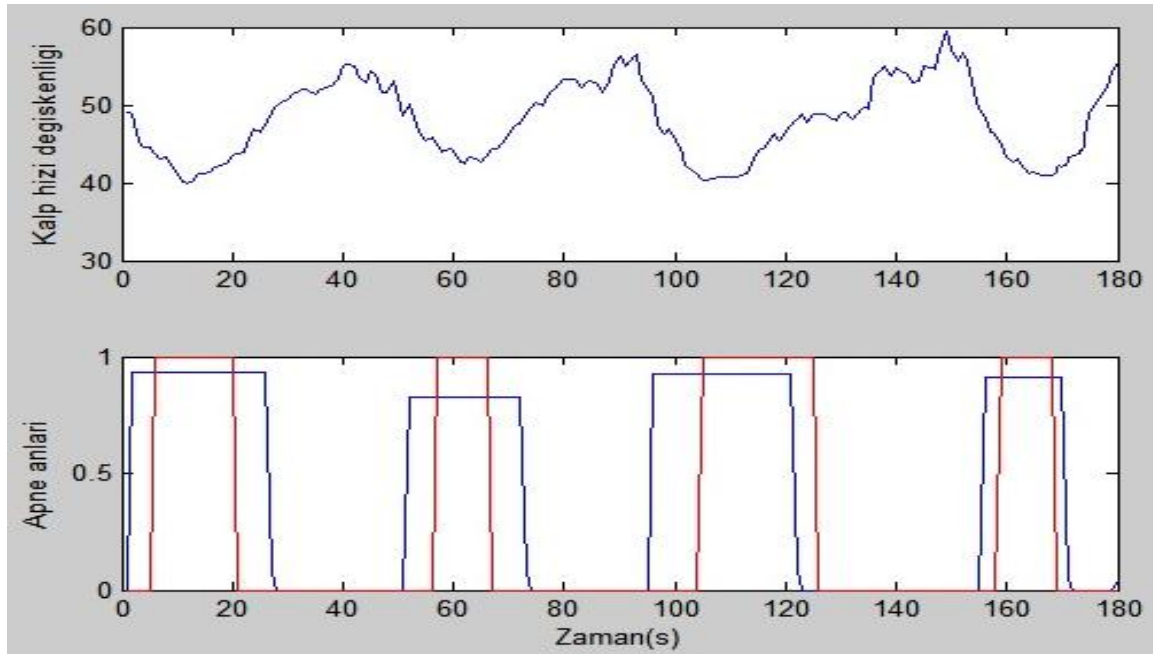
Şekil 5.39’da özelliği çıkarılmış ECG sinyali için ortalama kare hata oranı en düşük YSA modeli olan ağ-4 verilmektedir. Bu model 1 giriş katmanı, ara katman ve bir

çıkış katmanından oluşmaktadır. Giriş katmanı 10 saniyelik gecikme, ara katmanda 7 nöron ve 5 saniyelik gecikme, çıkış katmanında ise 1 nöron kullanılmıştır. Ara katmandaki transfer fonksiyonu hiperbolik tanjant fonksiyonu kullanılmıştır.



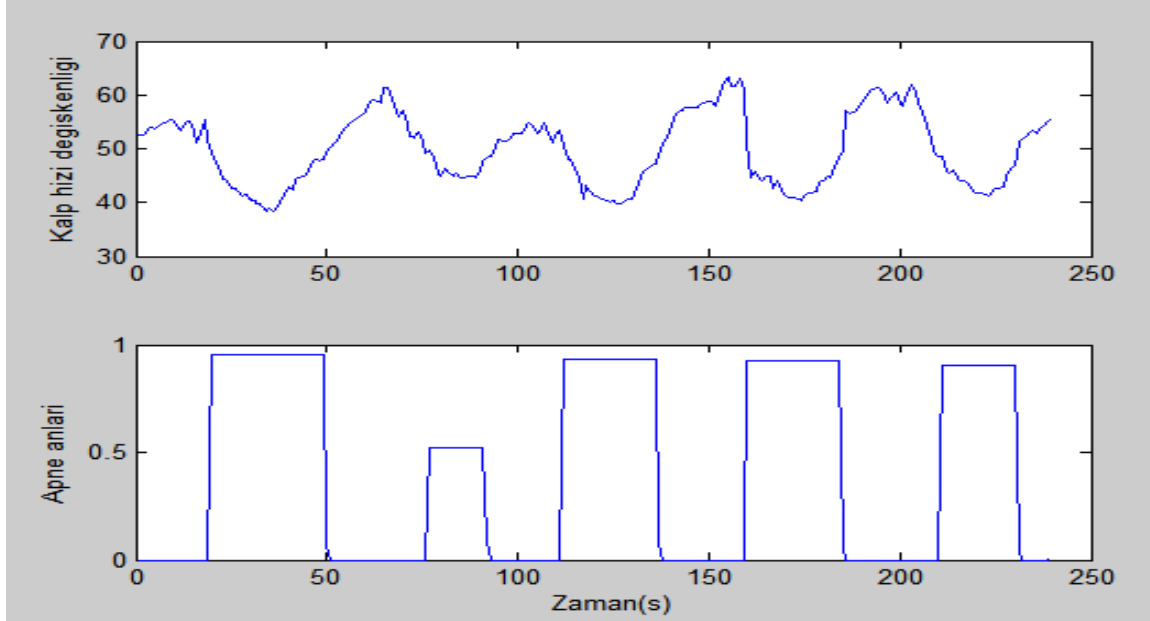
Şekil 5.39. Kalp Hızı Değişkenliği Sinyali için Oluşturulan YSA Modeli

Ağ-4 YSA modeli kullanarak kalp hızı değişkenliği sinyali için apne sezimi Şekil 5.40'ta verilmektedir.



Şekil 5.40. Kalp Hızı Değişkenliği Sinyali için Apne Sezimi

Görüldüğü gibi apne anlarında kalp hızı değişkenliği sinyalinde düşüş ve değişim yaşanmaktadır. Bu ağ modelinin denetimi için test veriler kullanılmış ve Şekil 5.41'de görüldüğü gibi test verilerinde bulunan 5 apne anı, bu YSA modeli ile belirlenmektedir.



Şekil 5.41. Kalp Hızı Değişkenliği Test veri Seti Kullanarak Apne Sezimi

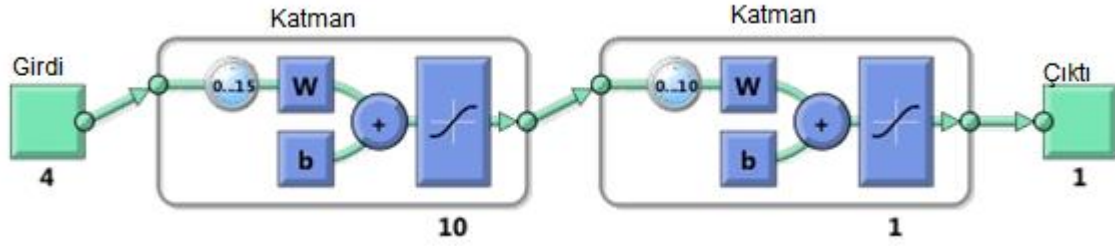
5.4.5. Hava Akışı, Spo2 ve Kalp Hızı Değişkenliği İle Apne Sezimi

Burada YSA modelinin giriş katmanına hava akışı alanı, hava akışı standart sapması, oksijen desatürasyonu ve kalp hızı değişkenliği sinyalleri aynı anda uygulanacak bu sinyallerin etkisi YSA modelinin çıkışında incelenecektir. Bu sinyaller için zaman gecikmeli ileri beslemeli YSA modelinin farklı mimarilerdeki sonuçları Çizelge 5.12’de verilmektedir.

Çizelge 5.12. Hava Akışı, Oksijen Doyumu ve Kalp Hızı Değişkenliği Sinyalleri için Farklı YSA Modelleri

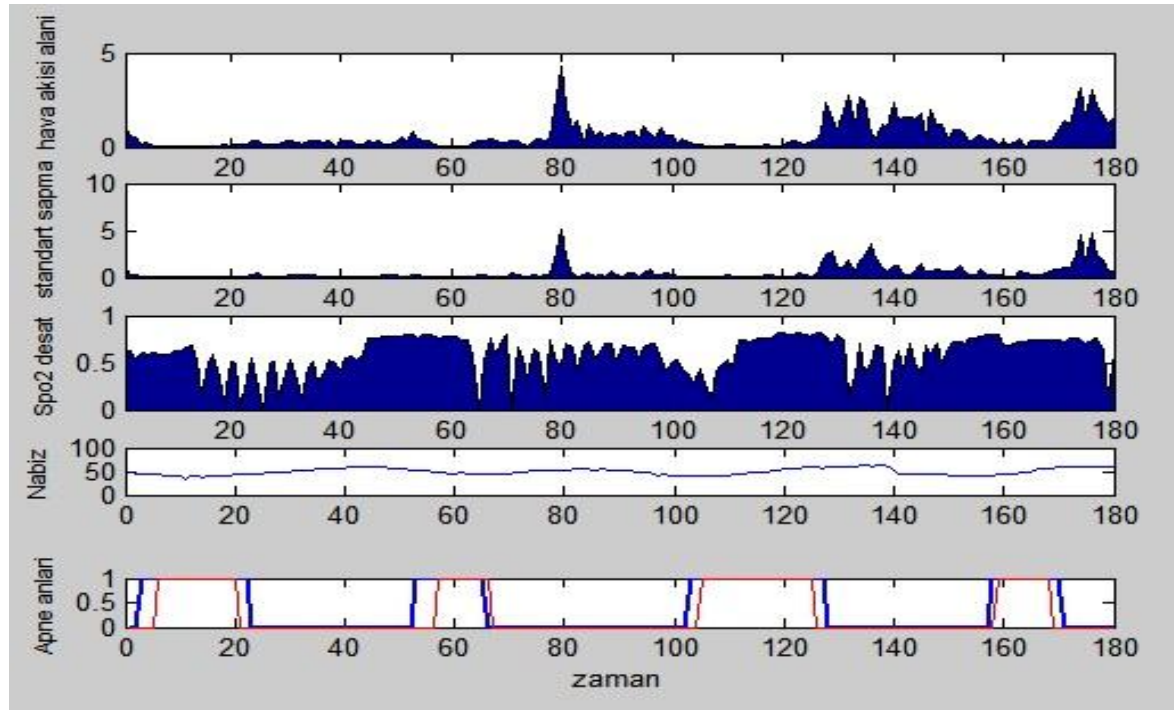
Katman	Nöron	Gecikme	MSE
3	10-1	15-10	0.05
4	15-10-1	10-5	0.06
3	7-1	10-5	0.14
3	5-1	12-5	0.11

Ortalama kare hata oranı en düşük olan model olan ağ-5, Şekil 5.42’de verilmiştir. Bu model, 4 girdiden oluşan giriş katmanı, bir ara katman ve çıkış katmanından oluşmaktadır. Giriş katmanı 15 saniyelik gecikme, ara katmanda 10 nöron ve 10 saniyelik gecikme, çıkış katmanında ise 1 nöron kullanılmıştır. Ara katmandaki transfer fonksiyonu hiperbolik tanjant kullanılmıştır.



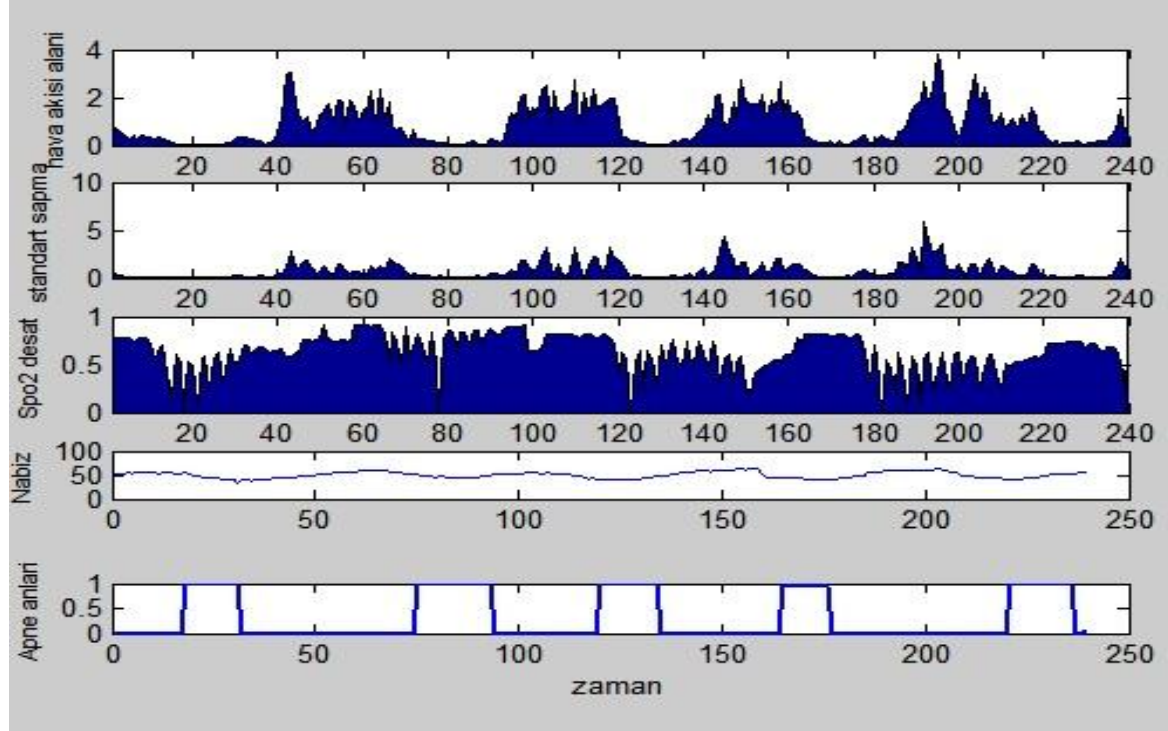
Şekil 5.42. 4 Girdili Giriş Sinyal için Oluşturulan YSA Modeli

Oluşturulan ağ modelinin ortalama kare hata oranı 0.05 elde edilmiştir. Hava akışı alanı ve standart sapması, kalp hızı değişkenliği ve oksijen desatürasyonu sinyalleri için oluşturulan YSA modeli ile apne sezimi Şekil 5.43’te verilmektedir.



Şekil 5.43. 4 Girdili YSA Modeli için Apne Sezimi

Kırmızı renkle çizilmiş graf uzmanın belirlediği apne anları ve mavi renli graf YSA modelinin çıktısıdır. Görüldüğü gibi apne anlarında hava akışı sinyalinde dayanma, oksijen desatürasyonunda artış ve kalp hızı değişkenliği işaretinde değişim yaşanmaktadır. Bu ağ modelinin denetimi için test veriler kullanılmış ve Şekil 5.44'te görüldüğü gibi test verilerinde bulunan apne anları bu YSA modeli ile belirlenmektedir.



Şekil 5.44. 4 Girdili Test Veri Seti Kullanarak Apne Sezimi

5.5. Alıcı İşletme Karakteristiği

Bir tanı testinin verdiği sonuçları güvenilir bir biçimde incelemek için öncelikle tanı testinin etkinlik düzeyinin denetlenmesi gerekmektedir. Alıcı işletme karakteristiği (orijinal adıyla; Receiver Operating Characteristic - ROC) tıbbi tanı ve karar verme konularında yaygın olarak kullanılan yöntemlerden biridir [53]. Tanı testinde deneklere ait test sonuçları ve gerçek duruma ait durumlar Çizelge 5.13'te verilmektedir.

Çizelge 5.13.Deneklere Ait Test Sonuçları ve Gerçek Durumlar

Test Sonucu	Gerçek Durum	
	+	-
+	DP	YP
-	YN	DN

DP: Gerçekte hasta olup, test sonucuna göre de hasta olarak belirlenen olgular (Doğru pozitif, DP)

YP: Gerçekte sağlam oldukları halde testin hasta dediği olgular (Yanlış pozitif, YP)

YN: Gerçekte hasta olup, tanı testine göre sağlam olarak belirlenen olgular (Yanlış negatif, YN)

DN: Testin sonucuna göre sağlam olarak belirlenip gerçekte de hasta olmayan olgular (Doğru negatif, DN)

Bir tanı testinin değerlendirilmesinde genellikle aşağıda tanımlanan ölçütler kullanılır.

Duyarlılık: Testin, gerçek hastalar içinden hastaları ayırma yeteneğidir.

$$\text{Duyarlılık} = \frac{DP}{DP + YN}$$

Seçicilik: Testin, gerçek sağlamlar içinden sağlamları ayırma yeteneğidir.

$$\text{Seçicilik} = \frac{DN}{DN + YP}$$

5.5.1.Holter Cihazı Test Veri Seti Kullanarak Duyarlılık Ve Özgüllük Çıkarımı

Zaman gecikmeli ileri beslemeli YSA modeli kullanarak yapılan apne sezimiminin kararlılığını ve doğruluğunu belirlemek amacıyla, 3600 saniyelik test veri seti üzerinde 20 saniyelerden oluşan 180 bölüt kullanılmıştır. Sezimde kullanılan her bir sinyal için oluşturulan ağ-1, ağ-2, ağ-3, ağ-4 ve tüm sinyaller kullanıldığı ağ-5 YSA modelleri için duyarlılık ve özgüllük hesaplanmıştır. 180 bölütlük veri seti üzerinde uzman tarafından 60 apne olayı skorlanmıştır.

Hava akışı alanı:

DP=46	YP=34
YN=14	DN=86

$$\text{Duyarlılık} = 46 / (46 + 14) = 0.76$$

$$\text{Seçicilik} = 86 / (86 + 34) = 0.72$$

Hava akışı standart sapması:

DP=44	YP=36
YN=16	DN=84

$$\text{Duyarlılık} = 44 / (44 + 16) = 0.73$$

$$\text{Seçicilik} = 84 / (84 + 36) = 0.70$$

Kalp hızı değişkenliği:

DP=37	YP=49
YN=23	DN=71

$$\text{Duyarlılık} = 37 / (37 + 23) = 0.61$$

$$\text{Seçicilik} = 71 / (71 + 49) = 0.59$$

Oksijen desatürasyonu:

DP=40	YP=44
YN=20	DN=76

$$\text{Duyarlılık} = 40 / (40 + 20) = 0.68$$

$$\text{Seçicilik} = 76 / (76 + 44) = 0.63$$

Hava akışı alanı, hava akışı standart sapması, Spo2 ve kalp hızı değişkenliği

DP=48	YP=28
YN=12	DN=92

$$\text{Duyarlılık} = 48 / (48 + 12) = 0.80$$

$$\text{Seçicilik} = 92 / (92 + 28) = 0.76$$

5.5.2. Sinyal Temizleme Yordamı Uygulayarak Duyarlılık Ve Özgüllük Çıkarımı

Holter cihazı verilerine sinyal temizleme yordamı uygulanmış ve olağandışı bölütleri temizlenmiştir. Gürültüsü giderilen 2600 saniyelik veri seti üzerinde, 20 saniyelerden oluşan 130 bölüt oluşturulmuştur ve sezimde kullanılan sinyaller için oluşturulan YSA modellerinin duyarlılık ve seçicilik hesaplaması yapılmıştır. Sinyal temizleme yordamı ile atılan gürültülü veri setleri temizlenmiş ve 130 bölüt üzerinde 40 apne olayı skorlanmıştır.

Hava akışı alanı:

DP=32	YP=20
YN=8	DN=70

$$\text{Duyarlılık} = 32 / (32 + 8) = 0.80$$

$$\text{Seçicilik} = 70 / (70 + 20) = 0.77$$

Hava akışı standart sapması:

DP=29	YP=23
YN=11	DN=67

$$\text{Duyarlılık} = 29 / (29 + 11) = 0.74$$

$$\text{Seçicilik} = 67 / (67 + 23) = 0.75$$

Kalp hızı değişkenliği:

DP=27	YP=32
YN=13	DN=58

$$\text{Duyarlılık} = 27 / (27 + 13) = 0.68$$

$$\text{Seçicilik} = 58 / (58 + 32) = 0.65$$

Oksijen desatürasyonu:

DP=28	YP=30
YN=12	DN=60

$$\text{Duyarlılık} = 28 / (28 + 12) = 0.70$$

$$\text{Seçicilik} = 60 / (60 + 30) = 0.67$$

Hava akışı alanı, hava akışı standart sapması, Spo2 ve kalp hızı değişkenliği

DP=34	YP=19
YN=6	DN=71

$$\text{Duyarlılık} = 34 / (34 + 6) = 0.85$$

$$\text{Seçicilik} = 71 / (71 + 19) = 0.79$$

6. SONUÇLAR VE DEĞERLENDİRME

Bu çalışmanın amacı, taşınabilir kayıt cihazlarından elde edilen veriler üzerinde Uykuda Solunum Durması (USD) sorununun tanısını gerçekleştirecek dinamik sinir ağları yordamlarını gerçekleştirmektir. ECG sinyalinin olağandışı bölütlerini temizlemek amacıyla Sapoznikovun geliştirdiği sinyal temizleme yordamı kullanılmıştır.

Sinyal temizleme yordamı düşük SNR'lardaki başarı oranı düşmektedir. ECG sinyalinin maruz kaldığı farklı gürültü kaynakları 10 farklı aralıkta ECG sinyaline eklenmiştir. Eklenen gürültüleri temizlemek amacıyla iki farklı yaklaşım uygulanmıştır. Birinci yaklaşımda sinyal temizleme yordamı kullanılmış ve ikinci yaklaşımda önce dalgacık dönüşümü ile önışlenen gürültülü ECG işaretime sinyal temizleme yordamı uygulanmıştır. Dalgacık dönüşümünün A2+A3 yaklaşıklık düzeyinde önışlenen bileşik gürültülü ECG işaretime sinyal temizleme yordamı uygulandığında, daha fazla gürültü aralığının temizlendiği görülmüştür.

ECG işaretinin olağandışı R-R bölütlerini temizlemeden önce dalgacık dönüşümü ile sinyal önışlemeye tabi tutulmuştur. Dalgacık dönüşümünün ayrıştırma seviyesi sinyalin frekans aralığına uygun olarak seçilmiştir. İşaretin frekans aralığını belirlemek için Hızlı Fourier dönüşümü kullanılmıştır. Ayrıştırma seviyesi belirlendikten sonra, yaklaşıklık katsayıları gürültüden daha az etkilenip sinyalin karakteristik özelliklerini daha iyi taşıdığı için yaklaşıklık katsayılarını kullanarak sinyal önışlenmiştir. Dalgacık dönüşümü ile önışlenmiş ECG işaretinin olağandışı aralıkları sinyal temizleme yordamı ile temizlenmiş ve aynı aralıklar hava akışı ve Spo2 sinyallerinde atılmıştır. Böylece gürültüden temizlenen Holter cihazı verileri, uyku apne sendromu analizi için hazır hale getirilmiştir. Zaman gecikmeli sinir ağları, statik olan çok katmanlı algılayıcılara dinamik özellikler kazandırması sebebiyle tercih edilmiştir. Sinyaller işlenmeden önce özellikleri çıkarılmış ve sinir ağlarının giriş katmanlarına uygulanmıştır. Çıktı katmanında ise Hacettepe Üniversitesi göğüs hastalıkları anabilim dalı uzmanı Prof. Dr. Ahmet UĞUR DEMİR'in skorladığı apne anları kullanılmıştır. Değişik nöron sayıları, gecikme zamanı ve ara katman sayısı denenmiş ve ortalama kare hata oranının en az

olduđu model tercih edilmiřtir. Apne sezimi algoritmalarında daha güvenilir bir yapıya sahip olduđu için hava akıřı alanı sinyali ile oluřturulan YSA modelinin ıktısı ve uzmanın belirlediđi apne anlarındaki ortalama kare hata oranı daha dřük olduđu grlmektedir. Sinyaller için eđitilen ađlar Onur PEKER'in geliřtirdiđi "Sleep Apne Detection Interface" de incelenmiř ve sonular ekler blmnde verilmektedir [54].

Sinyallerin etkisini aynı anda lmek amacıyla YSA modeline hava akıřı, hava akıřı standart sapması, Spo2 ve kalp hızı deđiřkenliđi sinyalleri aynı anda YSA'nın giriř katmanına uygulanmıřtır. Apne anlarında hava akıřı alanı ve hava akıřı standart sapmasında azalma, oksijen desatrasyonunda artıř ve kalp hızı deđiřkenliđinde bozulma meydana gelmektedir. Oluřturulan YSA modellerinin bařarısını incelemek amacıyla, holter cihazı test veri seti zerinde sinyal temizleme yordamı uygulamadan ve sinyal temizleme yordamı uygulandıktan sonra duyarlılık ve seicilik hesaplaması yapılmıřtır. Sinyal temizleme yordamı uygulandıđında duyarlılık ve seicilik deđerlerinde artıř grlmektedir. Bylece Holter cihazıyla elde edilen 3 sinyalin aynı anda uygulandıđı YSA modeli için %85 duyarlılık ve %79 seicilik bařarısı ile apne sezimi gerekleřtirilmiřtir.

KAYNAKLAR

- [1] Uyku Apne Sendromu, http://www.tutder.org.tr/portal/index.php?option=com_content&view=article&id=739:uyku-apne-sendromu (Şubat, **2014**)
- [2] Shariq, K., *Sleep centers in the U.S. reach 2515*, Vol.28,pp.145-146, **2005**
- [3] Morillo, D., et al, An Accelerometer Based Device for Sleep-apnea Screening, *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, Vol. 14, **2010**
- [4] Penzel, T., McNames, J., De Chazal, P., Systematic Comparison Of Different Algorithms For Apnea Detection Based On Electrocardiogram Recordings, *Med. Biol. Eng. Comput.*, 40, 402-407, **2002**
- [5] Cavusoglu, M., et al., An Efficient Method for Snore/Nonsnore Classification of Sleep Sounds, *Physiological Measurement*, 28, **2007**
- [6] Al-Mardini, M., et al. On the use of smartphones for detecting obstructive sleep apnea. in Bioinformatics and Bioengineering (BIBE), *IEEE 13th International Conference on*, **2013**
- [7] Sweeney, K.T., et al. Identification of sleep apnea events using discrete wavelet transform of respiration, ECG and accelerometer signals. in Body Sensor Networks (BSN), *IEEE International Conference on*, **2013**
- [8] Simon, D., et al., Neural Network Prediction of Obstructive Sleep Apnea from *Clinical Criteria*, **1999**
- [9] Faezipour, M., Nourani, A., Saeed, S., Addepalli, "Progress and Challenges in Intelligent Vehicle-Area-Networks", *Communications of the ACM*, vol. 55, no. 2, pp. 90-100, **2012**
- [10] Tian, J.Y. and J.Q. Liu. Apnea Detection Based on Time Delay Neural Network. in Engineering in Medicine and Biology Society, *27th Annual International Conference of the IEEE-EMBS*, **2005**
- [11] Emin, M., Akin, M., Sezgin, N., Classification of sleep apnea by using wavelet transform and artificial neural networks," *Expert Systems with Applications*, Vol. 37, No. 2, 16001607, **2010**
- [12] Dement, W., History of Sleep Physiology and Medicine, Philadelphia, *W.B. Saunders Company*, **2005**
- [13] Silber, M.H., Ancoli-Israel, S., Bonnet, M.H., et al. "The visual scoring of sleep in adults". *Journal of Clinical Sleep Medicine*, **2007**
- [14] Uyku ve Evreleri, <http://www.hastane.com.tr/uyku-ve-evreleri-nedir.html> (Nisan, **2014**)
- [15] General Psychology of sleep, <http://webspace.ship.edu/cgboer/genpsysleep.html> (Nisan, **2014**)
- [16] Cohen, G., Chazal,P., Automated detection of sleep apnea in infants using minimally invasive sensors. in Engineering in Medicine and

Biology Society (EMBC), *35th Annual International Conference of the IEEE*, **2013**

- [17] Köktürk O. Uykunun izlenmesi (1). Normal uyku. *Tüberküloz ve Toraks Dergisi*, **1999**
- [18] OSA-Polysomnography,
<http://classes.kumc.edu/cahe/respcared/cybercas/sleepapnea/trenpoly.html> (Mayıs, **2014**)
- [19] Collop, N.A., Clinical guidelines for the use of unattended portable monitors in the diagnosis of obstructive sleep apnea in adult patients, *JClin Sleep Med*, **2007**
- [20] Mutlu, M., *III. Düzey Uyku Apnesi Kayıt Cihazı İçin Veri Kalitesi Değerlendirmesi Ve İvmeölçer Kayıtlarının Analizi*, Hacettepe Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Yüksek Lisans Tezi, Ankara, **2012**
- [21] Dündar, T., *Uyku Apne İçin Ön Tanı Amaçlı Üçüncü Düzey Holter Cihazı Tasarımı Ve Sinir Ağları Tabanlı Uyku Apne Sezimi*, Hacettepe Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Yüksek Lisans Tezi, Ankara, **2010**
- [22] Jin, J.Sanch, Sinencio, E., A Home Sleep Apnea Screening Device With Time-Domain Signal Processing and Autonomous Scoring Capability. *Biomedical Circuits and Systems, IEEE Transactions on*, **2014**
- [23] Flemons, W., Littner, M., Rowley, JA., Gay, P., et al., Home Diagnosis of Sleep Apnea: *A Systematic Review of the Literature CHEST*, no. 124, **2003**
- [24] Collard, P., Rodenstein, DO., Nasal continuous airway pressure in sleep apnea. *ERS*,**1998**
- [25] Levy, P., Bettiga, G., Pepin, JL., *Surgical management options for snoring and sleep apnea*, **2006**
- [26] ANATOMİCA TIP MERKEZİ, Uyku-apne sendromu nasıl tedavi edilir, <http://www.anatomica.com.tr/uyku-apne-sendromu-nasil-tedavi-edilir> (Temmuz, **2014**)
- [27] Schuck, A., Wisbeck, J.O., QRS Detector Pre-Processing Using the Complex Wavelet Transform, *proceeding of the 25th Annual International Conference of the IEEE EMBS*, **2003**
- [28] Akıncı, T.Ç., *Dalgacık Analizinin EKG Sinyallerine Uygulanması ve Sinyal Sıkıştırma*, Marmara Üniversitesi Teknik Eğitim Fakültesi, Elektrik Eğitimi Bölümü, İstanbul, **2010**

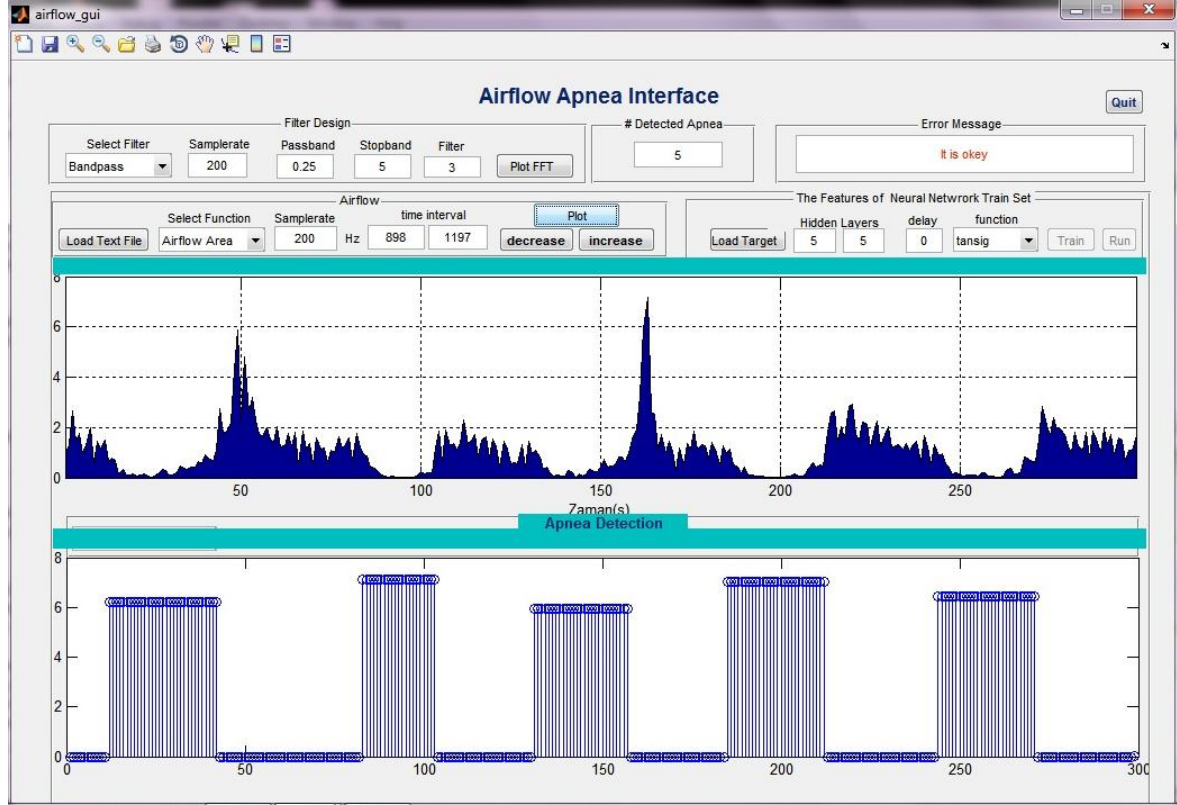
- [29] Engin, E.Z., *Sayısal Ses İşlemenin Tıbbi Tanıda Kullanılması*, Ege Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı, İzmir, **2003**
- [30] Wang, Y., et al., *Discrete Wavelet Transform for Nonstationary Signal Processing*, Shanghai University of Engineering science, **2011**
- [31] AĞOĞLU, E., *Sayısal Süzgeç Tasarımı ve Uygulamaları*, Başkent Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı, Ankara, **2008**
- [32] Ocak, H., Automatic detection of Epileptic Seizures in EEG using Discrete Wavelet Transform and Approximate Entropy, *Expert Systems with Applications*, Vol. 36, No. 2, **2009**
- [33] Singh N. B., Tiwari K. A., Optimal selection of wavelet basis function applied to ECG signal denoising, Elsevier Inc., Science Direct, Digital Signal Processing no. 16, pp. 275-287, **2006**
- [34] Zikov, T., Bibian, S., A Wavelet Based De-Noising Technique For Ocular Artifact Correction Of Thelectrocephalogram, *Second Joint Engineering in Medicine and Biology*, **2005**
- [35] Öztemel, E., Yapay Sinir Ağları, sf 29, *Papatya Yayıncılık*, İstanbul, **2003**
- [36] Ling, Z. and Z. Bo, A geometrical representation of McCulloch-Pitts neural model and its applications. *Neural Networks, IEEE Transactions on*, **1999**
- [37] Elmas, Ç., Yapay Sinir Ağları Kuram, Mimari, Eğitim, Uygulama, sf 27-28, *Seçkin Yayıncılık*, **2003**
- [38] YSA tarihçe,
http://www.yapayzeka.somee.com/makale_detay.aspx?id_no=5 (Aralık, **2013**)
- [39] Haykin, S.S., *Neural networks: a comprehensive foundation*, **1994**
- [40] Efe, M.Ö., Kaynak, O., *Yapay Sinir Ağları ve Uygulamaları*, İstanbul Boğaziçi Üniversitesi, **2004**
- [41] Günay, S., Eğrioğlu, E., Aladağ, Ç.H., *Tek Değişkenli Zaman Serileri Analizine Giriş*, Hacettepe Üniversitesi Yayınları, Ankara., **2007**
- [42] Lang, K.J., A.H. Waibel, and G.E. Hinton, A time-delay neural network architecture for isolated word recognition. *Neural Networks*., **1990**
- [43] Sapoznikov, D., et al. Methods Of ARRhythmia And Artifact Removal In Heart Rate Variability Analysis. in *Engineering in Medicine and Biology*

Society, 1991. Vol.13: 1991., *Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE. 1991*

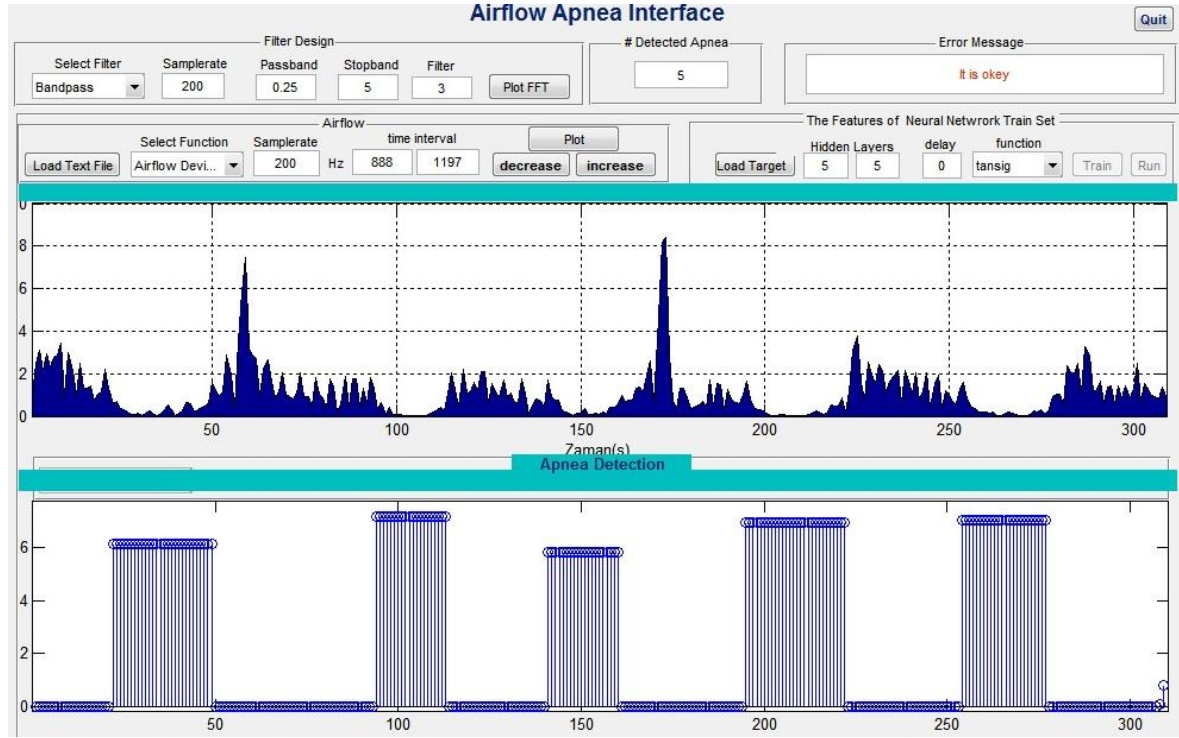
- [44] Kohler, B.U., C. Hennig, and R. Orglmeister, The principles of software QRS detection. *Engineering in Medicine and Biology Magazine, IEEE, 2002*
- [45] Karadeniz, Ö., *Uyku Apne Analizi İçin Flash MMC Bellekli Holter Cihaz Tasarımı Tezi*, Hacettepe Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara, 61-71s, **2007**
- [46] Nygards, M., Sornmno, L., A QRS delineation algorithm with low sensitivity to noise and morphology changes, *Comput. Cardiol.*, pp. 347-350, **1981**
- [47] Pan, J., Tompkins, W.J., A Real-Time QRS Detection Algorithm. Biomedical Engineering, *IEEE Transactions on* **1985**
- [48] Bahçeci, T., *Noise Removal from ECG Signal for Sleep Apnea Detection*, Hacettepe Üniversitesi, Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı, **2012**
- [49] Gary. M. Friesen, “A Comparison of the Noise Sensitivity of the Nine QRS Detection Algorithms”, *IEEE Transaction Biomedical Engineering*, vol. 37, no.1, pp. 85-98, **1990**
- [50] Carlo, J. D. L., *Surface Electromyography: Detection and Recording*, DelSys Incorporated, **2002**
- [51] Bartolo, A., Clymer, B. D., Burgess, R.C., and Turnbull, J.P. ,“Automatic on-line detection of apneas and hypopneas,” in Proc. *19th Annual EMBS Int. Conf.*, Chicago, pp. 1066-1069, **2007**
- [52] McClements, BM., Adgey, AA., Value of signal-averaged electrocardiography, radionuclide ventriculography, Holter monitoring and clinical variables for prediction of arrhythmic events in survivors of acute myocardial infarction in the thrombolytic era. *J.Am.Coll.Cardiol.* 12(6): 1419-27, **1993**
- [53] Zou, K.H., O’Malley, A.J. et al. Receiver-Operating Characteristic Analysis for Evaluating Diagnostic Tests and Predictive Models. *Circulation*, **2007**
- [54] Peker, O., *Sleep Apne Detection Interface*, Hacettepe Üniversitesi, Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı, **2014**

EKLER

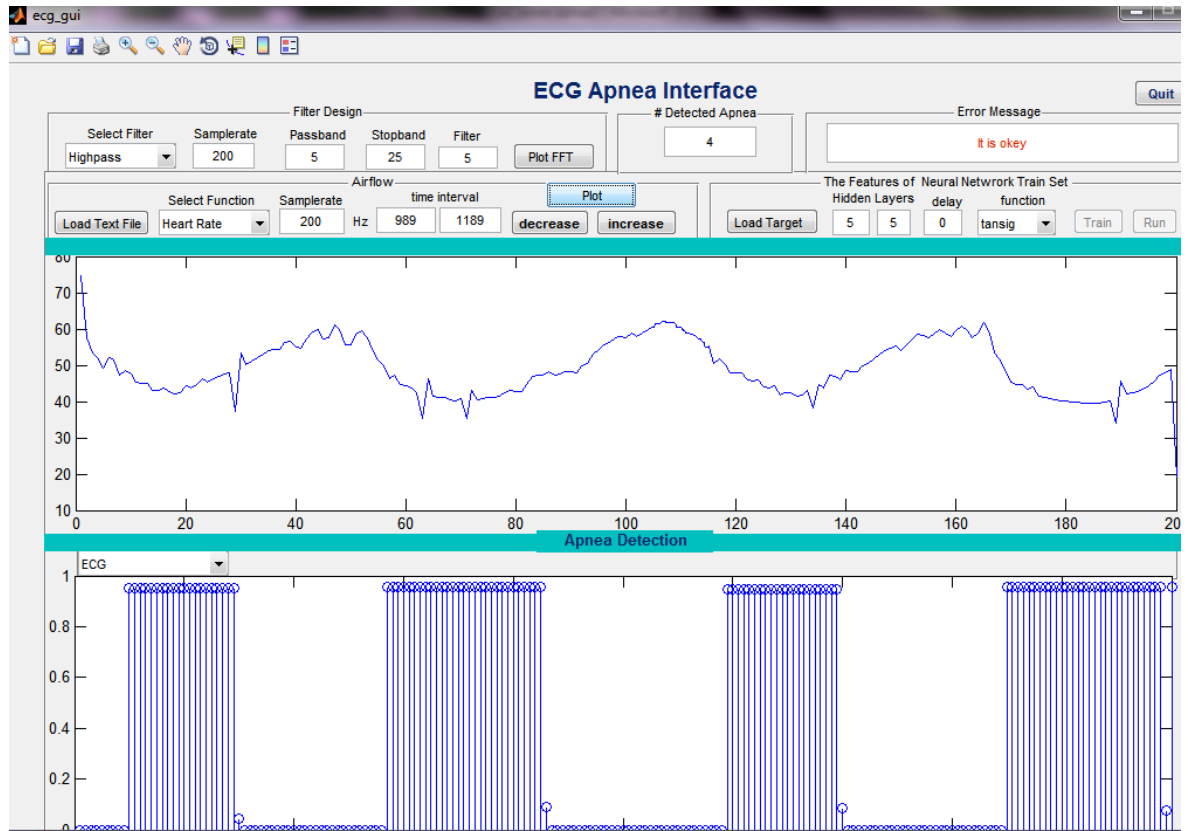
EK-1 Hava Akışı Alanı Arayüzü Kullanarak Uyku Apne Sezimi



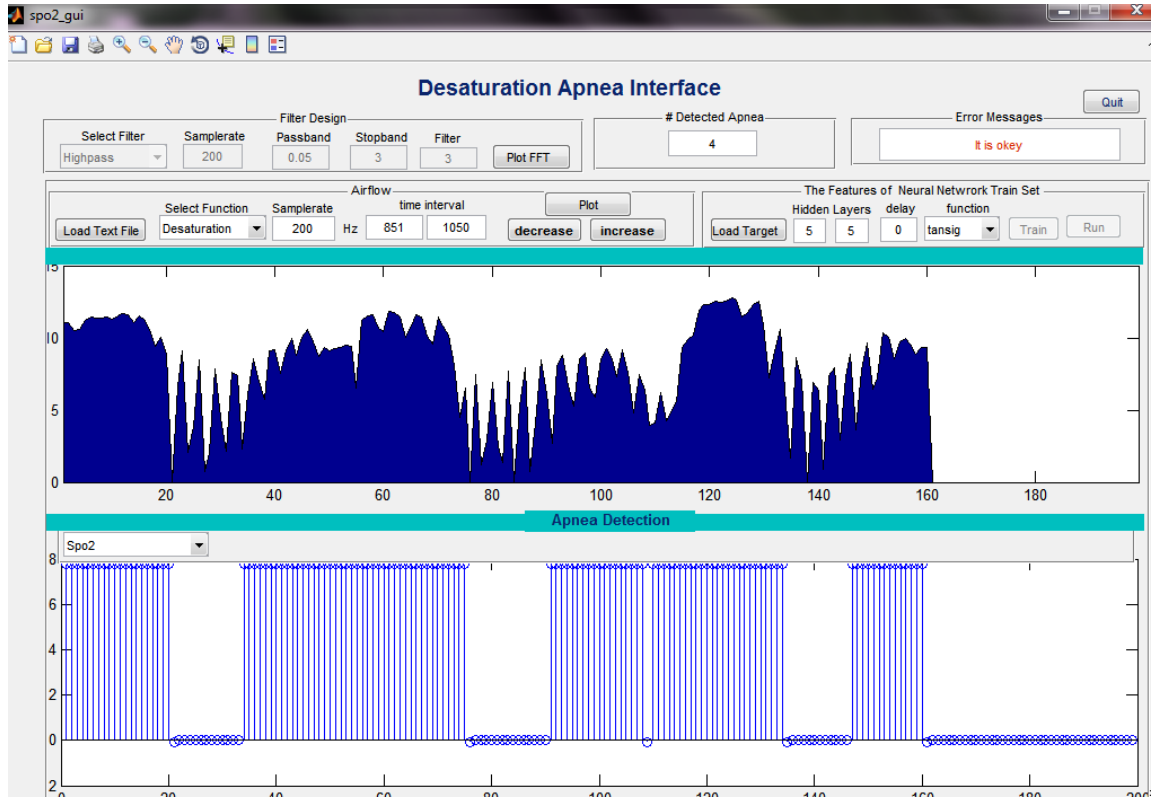
EK-2 Hava Akışı Standart Sapması Arayüzü Kullanarak Uyku Apne Sezimi



EK-3 ECG Arayüzü Kullanarak Uyku Apne Sezimi



EK-4 Spo2 Arayüzü Kullanarak Uyku Apne Sezimi



ÖZGEÇMİŞ

Kimlik Bilgileri

Adı Soyadı: Shalaleh JALALİ CHAYCHİ

Doğum Yeri: TEBRİZ/İRAN

Medeni Hali: Bekar

E-posta: shalaleh.jalali@gmail.com

Adres: Zübeyde Hanım Kız Öğrenci Yurdu

Eğitim

Lise: Hasan Mojtaba lisesi

Lisans: Tebriz Azad Üniversitesi Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Bölümü

Yabancı Dil ve Düzeyi

YDS, E seviyesi

İş Deneyimi

Deneyim alanları

Tezden Üretilmiş Projeler ve Bütçesi

Tezden Üretilmiş Yayınlar

Tezden Üretilmiş Tebliğ ve/veya Poster Sunumu ile Katıldığı Toplantılar