

**T.C.
SAKARYA ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**OBSTRÜKTİF UYKU APNE TEŞHİSİ İÇİN MAKİNE
ÖĞRENMESİ TABANLI YENİ BİR YÖNTEM
GELİŞTİRİLMESİ**

DOKTORA TEZİ

Muhammed Kürşad UÇAR

Enstitü Anabilim Dalı : ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜH.
Enstitü Bilim Dalı : ELEKTRONİK
Tez Danışmanı : Doç. Dr. Mehmet Recep BOZKURT

Nisan 2017

T.C.
SAKARYA ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**OBSTRÜKTİF UYKU APNE TEŞHİSİ İÇİN MAKİNE
ÖĞRENMESİ TABANLI YENİ BİR YÖNTEM
GELİŞTİRİLMESİ**

DOKTORA TEZİ

Muhammed Kürşad UÇAR

**Enstitü Anabilim Dalı : ELEKTRİK-ELEKTRONİK
MÜHENDİSLİĞİ**

Bu tez 14 / 04 / 2017 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından oybirliği/oyçokluğu ile kabul edilmiştir.

Prof. Dr.
Feyzullah TEMURTAŞ
Jüri Başkanı

Doç. Dr.
Mehmet Recep
BOZKURT
Üye

Yrd.Doç. Dr.
Ali GÜLBAĞ
Üye

Yrd. Doç. Dr.
Gökçen ÇETİNEL
Üye

Yrd. Doç. Dr.
Muhammed Serdar BAŞÇIL
Üye

BEYAN

Tez içindeki tüm verilerin akademik kurallar çerçevesinde tarafımdan elde edildiğini, görsel ve yazılı tüm bilgi ve sonuçların akademik ve etik kurallara uygun şekilde sunulduğunu, kullanılan verilerde herhangi bir tahrifat yapılmadığını, başkalarının eserlerinden yararlanılması durumunda bilimsel normlara uygun olarak atıfta bulunulduğunu, tezde yer alan verilerin bu üniversite veya başka bir üniversitede herhangi bir tez çalışmasında kullanılmadığını beyan ederim.

Muhammed Kürşad UÇAR

14.04.2017

TEŞEKKÜR

Bu çalışmanın hazırlanmasında, gerekli ortamı sağlayan ve çalışmanın her safhasında desteğini esirgemeyen danışman hocam Doç. Dr. Mehmet Recep BOZKURT'a, tez süresince bilgi ve tecrübeleriyle destek olan Doç. Dr. Kemal POLAT'a, önerilerle tezin yönlenmesinde yardımcı olan Tez İzleme Komitesi Üyelerine, tez çalışmasında kullanılan verilerin toplanması konusunda yardımcı olan Dr. Cahit BİLGİN'e, tezin yazım hatalarını düzeltmemde yardımcı olan kız kardeşim Arş.Gör. Kübra UÇAR'a ve 2211-Yurt İçi Doktora Burs Programı kapsamında sağladığı destekten ötürü TÜBİTAK Bilim İnsanı Destekleme Daire Başkanlığı birimine teşekkür ederim.

Obstrüktif uyku apne teşhisi konusunda uygulamalı eğitim vererek bana yardımcı olan başta Prof.Dr. Oğuz KÖKTÜRK ve Gazi Üniversitesi Tıp Fakültesi Hastanesi Göğüs Hastalıkları Anabilim Dalı Uyku Bozuklukları Merkezi çalışanları Gül ADIYAMAN,ERCÜMENT LALE ve ÖZGÜR KARACA'ya teşekkür ederim.

Yalnız bu çalışmada değil, her zaman her türlü desteğiyle yanımda olan eşim Zeliha UÇAR'a, manevi katkılarını esirgemeyen aileme minnet ve şükranlarımı sunuyorum.

Bu tez çalışması "Fotoplestimografi (PPG) sinyalleri ile otomatik uyku evreleme ve solunum skorlaması yaparak obstrüktif uyku apne sendromu (OSAS) teşhisi için yeni bir sistem geliştirilmesi" başlıklı ve 115E657 numaralı proje ile Türkiye Bilimsel ve Teknolojik Araştırmalar Kurumu (TÜBİTAK) ve Sakarya Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeler Koordinatörlüğü tarafından (Proje No: 2015-01-00-001 ve 2014-50-02-022) desteklenmiştir.

Çalışmamızın gelecekte yapılacak araştırmalara ışık tutmasını temenni ederim.

İÇİNDEKİLER

TEŞEKKÜR.....	i
İÇİNDEKİLER.....	ii
SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ.....	v
ŞEKİLLER LİSTESİ	x
TABLOLAR LİSTESİ.....	xii
ÖZET.....	xvi
SUMMARY.....	xv
BÖLÜM 1.	
GİRİŞ.....	1
BÖLÜM 2.	
OBSTRÜKTİF UYKU APNESİ.....	10
2.1. Giriş.....	10
2.2. Belirtiler.....	10
2.3. Teşhis.....	11
2.3.1. Uyku evreleme.....	12
2.3.2. Solunum skorlama.....	14
2.4. Tedavi	18
2.4.1. İlaç tedavisi ve davranışsal değişiklikler.....	19
2.4.2. Pozitif havayolu basıncı tedavisi.....	20
BÖLÜM 3.	
FOTOPLETİSMOGRAFİ SİNYALİ VE KALP HIZI DEĞİŞKENİNİN İNCELENMESİ.....	23
3.1. Giriş.....	23

3.2. Fotopletismografi Sinyalinin Oluşumu ve Ölçülmesi.....	23
3.3. Kalp Hızı Değişkeni.....	25
3.4. Sayısal Filtreleme.....	26
3.5. Kalp Hızı Değişkeninin Türetilmesi	28
3.6. Fotopletismografi Sinyalini ve Kalp Hızı Değişkenini İnceleme Metotları.....	29
BÖLÜM 4.	
KULLANILAN VERİ KÜMESİ	31
4.1. Giriş.....	31
4.2. Verilerin Toplanması	31
4.2.1. Uyku evreleme veri seti.....	33
4.2.2. Solunum skortlama veri seti.....	34
BÖLÜM 5.	
ÖZELLİK ÇIKARMA.....	36
5.1. Giriş.....	36
5.2. Özellik Çıkarımı.....	36
5.2.1. Fotopletismografi sinyalinin karakteristik özellikleri.....	38
5.2.2. Fotopletismografi sinyali ve kalp hızı değişkenine ait istatistiki özellikleri	38
5.2.3. Fotopletismografi sinyali ve kalp hızı değişkenine ait enerji seviyesi özellikleri.....	39
BÖLÜM 6.	
İSTATİSTİKSEL SİNYAL İŞLEME, ÖZELLİK SEÇME VE SINIFLANDIRMA ALGORİTMALARI.....	43
6.1. Giriş.....	43
6.2. İstatistiksel Yöntemler.....	43
6.2.1. Mann-Whitney U testi.....	44
6.2.2. Eta korelasyon katsayısı.....	44
6.3. F-score Özellik Seçme Algoritması.....	45

6.4. Sınıflandırma Algoritmaları.....	45
6.4.1. k – En yakın komşu algoritması.....	47
6.4.2. Çok katmanlı ileri beslemeli yapay sinir ağları.....	49
6.4.3. Olasılıksal yapay sinir ağları.....	50
6.4.4. Destek vektör makinaları.....	51
6.4.5. Topluluk sınırlandırıcı.....	52
6.5. Performans Değerlendirme Kriterleri.....	53
6.5.1. k-fold çapraz doğrulama.....	54
6.5.2. Karışıklık matrisi, Kappa katsayısı, F-ölçümü ve karar verici etkinliği.....	54
 BÖLÜM 7.	
SONUÇLAR.....	57
 BÖLÜM 8.	
TARTIŞMA VE KARAR.....	101
 KAYNAKLAR.....	109
ÖZGEÇMİŞ.....	118

SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ

A	: Hjort parametresi - Aktivite
A1	: Fotopletismografi sinyali altında kalan alan
A2	: Fotopletismografi sinyali altında kalan alan
AASM	: American academia of sleep medicine
AC	: Alternatif akım
A _H	: Kalp hızı değişkeni katsayısı
AHI	: Apne/hipopne indeksi
A _P	: Yerel maksimum katsayısı
APAP	: Otomatik CPAP
AUC	: Area under an receiver operating characteric
AVAPS	: Otomatik hacim garantili basınç desteği
BPAP	: Bifazik sürekli pozitif havayolu basıncı
BPAP-ST	: Zamanlanmış bifazik sürekli pozitif havayolu basıncı
C	: Hjort parametresi - Karmaşıklık
CAP	: Siklik alternan patern
CHF	: Konjestif kalp yetmezliği
cm	: Santimetre
cmH ₂ O	: Basınç
COPD - KOAH	: Kronik obstrüktif akciğer hastalığı
CPAP	: Sürekli pozitif havayolu basıncı tedavisi
CI	: Güven aralığı
CL	: Ortalama eğri uzunluğu
CM	: Moment, merkezi moment
d	: Uzaklık hesaplama formülü
DC	: Doğru akım
DK	: Değişim katsayısı

E	: Enerji
E_{HRV}	: Kalp hızı değişkeni enerjisi
$E_{HRV_{VLF}}$	: Kalp hızı değişkeni çok alçak bant enerjisi
$E_{HRV_{LF}}$	: Kalp hızı değişkeni alçak bant enerjisi
$E_{HRV_{HF}}$	: Kalp hızı değişkeni yüksek bant enerjisi
E_{PPG}	: Fotopletismografi sinyali enerjisi
$E_{PPG_{LF}}$	: Fotopletismografi sinyali alçak frekans bandı enerjisi
$E_{PPG_{MF}}$	: Fotopletismografi sinyali orta frekans bandı enerjisi
$E_{PPG_{HF}}$	: Fotopletismografi sinyali yüksek frekans bandı enerjisi
ECG	: Elektrokardiyogram
EEG	: Elektroensefalogram
EMG	: Elektromyogram
EOG	: Elektrookülogram
F	: F-score değeri
FIR	: Sonlu dürtü yanıtı
FN	: Yanlış negatif
FP	: Yanlış pozitif
fs	: Örnekleme frekansı
G	: Geometrik ortalama
GHz	: Gigahertz
H	: Harmonik ortalama
H_1	: Alternatif hipotez
H_0	: Sıfır hipotezi
HF	: Yüksek frekans bandı
HRV	: Kalp hızı değişkeni
Hz	: Hertz
IR	: Sonsuz dürtü yanıtı
IQR	: Çeyrekler arası genişlik (Interquartile Range)
k	: kNN için en yakın komşu sayısı
kg	: Kilogram
kNN	: K-en yakın komşuluk sınıflandırma algoritması

LB	: Alt güven aralığı
LF	: Alçak frekans bandı
LOCMIN	: Yerel minimum
M	: Hjort parametresi - Hareketlilik
m	: Metre
m ²	: Metre kare
MAD	: Ortalama ya da meydan mutlak sapma
Maks	: Maksimum
Min	: Minimum
MF	: Orta frekans bandı
MHz	: Megahertz
MLFFNN	: Çok katmanlı ileri beslemeli yapay sinir ağları
N	: Vektör eleman sayısı
N	: Negatif
n	: Toplam birey sayısı
N1	: Stage 1 - evre 1
n1	: Erkek birey sayısı
N2	: Stage 2 - evre 2
n2	: Kadın birey sayısı
N3	: Stage 3 - evre 3
Ort	: Ortalama
OSA	: Obstrüktif uyku apnesi
P	: Pozitif
<i>p</i>	: İstatistiksel parametre
PA	: Fotopletismografi sinyali altında kalan alanların oranı
PAP	: Pozitif havayolu basıncı tedavileri
PCO2	: Kandaki parsiyel oksijen basınç
PNN	: Olasılıksal yapay sinir ağları
PPG	: Fotopletismografi
PSG	: Polisomnografi
R	: Eta
<i>R</i>	: Aralık

R^2	: Eta kare
RAM	: Bellek
RBF, <i>rbf</i>	: Radial basis function
REM	: Hızlı göz hareketleri
ROC	: Receiver operating characteric
S	: Sleep - uyku
S	: Standart sapma
S^2	: Varyans
S_1^2	: 1. türevin varyansı
S_2^2	: 2. türevin varyansı
S_x	: Standart hata
SaO2	: Oksijen satürasyonu
SF	: Şekil faktörü
sn	: Saniye
Std	: Standart sapma
SVD	: Tekil değer ayrışımı (Singular value decomposition)
SVMs	: Destek vektör makinaları
T	: Periyot sayısı
T25	: %25 kırılmış ortalama
T50	: %50 kırılmış ortalama
TC	: Türkiye Cumhuriyeti
TE	: Ortalama teager enerjisi
TM	: Trade mark
TN	: Gerçek negatif
TP	: Gerçek pozitif
UB	: Üst güven aralığı
VLF	: Çok alçak frekans bandı
W	: Wake - uyanık
Y_x	: x. sınıflandırıcı
Y	: N sayıdaki sınıflandırıcıların ortak kararı
Y_{Maks}	: Epok içindeki yerel maksimum sayısı

Y_{Min}	: Epok içindeki yerel minimum sayısı
λ	: Dalga boyu
μV	: Mikro volt
$\textcircled{R}$	: Tescillidir (Register)
$\bar{x}$	: Ortalama
x	: Medyan
$\bar{x}_i$	: i. özelliğin ortalama değeri
$\bar{x}_i^{(+)}$	: Pozitif sınıftaki i. özelliğin ortalama değeri
$\bar{x}_i^{(-)}$	: Negatif sınıftaki i. özelliğin ortalama değeri
$x_{k,i}^{(+)}$	: i. özelliğin k. pozitif örneği
$x_{k,i}^{(-)}$	: i. özelliğin k. negatif örneği
x_{kur}	: Basıklık (Kurtosis)
x_{max}	: Maksimum
x_{min}	: Minimum
x_{rms}	: Ortalama karakök değeri (Root mean squared value)
x_{ske}	: Çarpıklık (Skewness)

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 1.1.	Tez genel akış diyagramı.....	9
Şekil 2.1.	Uluslararası 10-20 standart elektrot düzeni için anatomik noktalar [33,34].....	13
Şekil 2.2.	EOG ve çene EMG elektrotlarının yerleşim düzeni [35].....	13
Şekil 2.3.	Apne çeşitleri [38].....	17
Şekil 2.4.	Hipopne örneği [8]	18
Şekil 2.5.	Pozisyon tedavisi [28]	20
Şekil 3.1.	PPG sinyali ölçümü için Yansıma ve İletim Modu.....	24
Şekil 3.2.	Işık, doku ve kan damarlarındaki emilimi [64].....	24
Şekil 3.3.	33 kanal SOMNOscreen Plus PSG cihazı [65].....	25
Şekil 3.4.	ECG ve PPG sinyallerinden HRV parametresinin türetilmesi.....	25
Şekil 3.5.	Fotopletismografi sinyaline filtre uygulanması örnekleri.....	26
Şekil 3.6.	Moving average filtre uygulaması.....	27
Şekil 3.7.	ECG sinyaline uygulanan farklı filtre uygulamaları.....	28
Şekil 3.8.	PPG sinyalinden HRV parametrelerinin türetilmesi.....	29
Şekil 3.9.	PPG sinyalinin karakteristik özellikleri.....	30
Şekil 5.1.	PPG sinyalinden özellik çıkarımı için akış diyagramı.....	37
Şekil 5.2.	PPG sinyalinin yerel minimum ve maksimum noktalarının tespit edilmesi ve tek periyot PPG sinyali.....	37
Şekil 6.1.	F-score özellik seçme algoritması için akış diyagramı.....	46
Şekil 6.2.	Sınıflandırma akış diyagramı.....	47
Şekil 6.3.	MLFFNN ve PNN için genel ağ yapısı.....	49
Şekil 6.4.	Sınıfların (a) lineer ve (b) lineer olmayan doğrularla olarak ayrılması.....	51
Şekil 6.5.	Topluluk sınıflandırıcı çalışma algoritması.....	53

Şekil 7.1.	Uyku evreleme işleminde, tüm PPG özellikleri (46) için ROC eğrisi.....	74
Şekil 7.2.	Uyku evreleme işleminde, tüm HRV (40) özellikleri için ROC eğrisi.....	74
Şekil 7.3.	Uyku evreleme işleminde, tüm PPG ve HRV (86) için ROC eğrisi	75
Şekil 7.4.	Uyku evreleme işleminde, 21 PPG özelliği için ROC eğrisi.....	75
Şekil 7.5.	Uyku evreleme işleminde, 14 HRV özelliği için ROC eğrisi.....	76
Şekil 7.6.	Uyku evreleme işleminde, 34 PPG (18) ve HRV (16) özelliği için ROC eğrisi.....	76
Şekil 7.7.	Uyku evreleme işleminde, 6 PPG özelliği için ROC eğrisi.....	77
Şekil 7.8.	Uyku evreleme işleminde, 6 HRV özelliği için ROC eğrisi.....	77
Şekil 7.9.	Uyku evreleme işleminde, 11 PPG (4) ve HRV (7) özelliği için ROC eğrisi.....	78
Şekil 7.10.	Solunum skarlama işleminde, tüm PPG özellikleri (46) için ROC eğrisi.....	95
Şekil 7.11.	Solunum skarlama işleminde, tüm HRV özellikleri (40) için ROC eğrisi.....	95
Şekil 7.12.	Solunum skarlama işleminde, tüm PPG ve HRV (86) için ROC eğrisi.....	96
Şekil 7.13.	Solunum skarlama işleminde, 16 PPG özelliği için ROC eğrisi.....	96
Şekil 7.14.	Solunum skarlama işleminde, 11 HRV özelliği için ROC eğrisi.....	97
Şekil 7.15.	Solunum skarlama işleminde, 28 PPG (13) ve HRV (15) özelliği için ROC eğrisi.....	97
Şekil 7.16.	Solunum skarlama işleminde, 4 PPG özelliği için ROC eğrisi.....	98
Şekil 7.17.	Solunum skarlama işleminde, 4 HRV özelliği için ROC eğrisi.....	98
Şekil 7.18.	Solunum skarlama işleminde, 11 PPG (3) ve HRV (8) özelliği için ROC eğrisi.....	99
Şekil 7.19.	Sınıflandırma sonuçları için genel değerlendirme grafiği.....	100

TABLolar LİSTESİ

Tablo 2.1.	Uyku evreleme için kullanılan sinyaller ve özellikleri.....	14
Tablo 2.2.	PAP tedavi yöntemini kullanan cihazlar.....	21
Tablo 4.1.	Bireylere ait demografik bilgiler.....	32
Tablo 4.2.	Bireylere ait demografik bilgilerin standart sapma ve ortalama cinsinden (std±ort) gösterilmesi.....	32
Tablo 4.3.	Uyku evreleri ve solunum skorlama veri sayıları.....	33
Tablo 4.4.	Verilerin erkek ve kadınlara göre dağılımları.....	34
Tablo 4.5.	Anormal solunum olaylarının süreleri.....	35
Tablo 5.1.	PPG sinyali ve HRV için istatistiksel zaman domeni özellikleri....	40
Tablo 5.2.	PPG ve HRV sinyallerinin alt frekans bantları aralıkları.....	41
Tablo 5.3.	PPG sinyali ve HRV için frekans domeni özellikleri.....	42
Tablo 6.1.	Tez çalışmasında kullanılan bilgisayarın özellikleri.....	43
Tablo 6.2.	kNN için kullanılabilecek parametreler.....	48
Tablo 6.3.	MLFFNN çalışma parametreleri.....	50
Tablo 6.4.	PNN çalışma parametreleri.....	51
Tablo 6.5.	SMVs çalışma parametreleri.....	52
Tablo 6.6.	Sınıflandırıcılarda eğitim ve test aşamalarında veri dağılımı.....	54
Tablo 6.7.	Doğruluk, özgüllük ve duyarlılık için karşılaştırma matrisi.....	55
Tablo 6.8.	Kappa katsayıları sınır aralıkları.....	56
Tablo 7.1.	Uyku evreleme için istatistiksel analiz sonuçları.....	58
Tablo 7.2.	Uyku evreleme için F-score ile özellik seçme sonuçları.....	63
Tablo 7.3.	Uyku evreleme için PPG özelliklerine ait sınıflandırıcı sonuçları..	65
Tablo 7.4.	Uyku evreleme için HRV özelliklerine ait sınıflandırıcı sonuçları.	68
Tablo 7.5.	Uyku evreleme için PPG ve HRV özelliklerine için sınıflandırıcı sonuçları.....	71
Tablo 7.6.	Solunum skorlama için istatistiksel analiz sonuçları.....	79

Tablo 7.7.	Solunum skarlama için f-score ile özellik seçme sonuçları.....	84
Tablo 7.8.	Solunum skarlama için PPG özelliklerine ait sınıflandırıcı sonuçları.....	86
Tablo 7.9.	Solunum skarlama için HRV özelliklerine ait sınıflandırıcı sonuçları.....	89
Tablo 7.10.	Solunum skarlama için PPG ve HRV özelliklerine için sınıflandırıcı sonuçları.....	92
Tablo 7.11.	Sınıflandırma sonuçları için genel değerlendirme tablosu.....	99



ÖZET

Anahtar kelimeler: Obstrüktif Uyku Apnesi, Uyku Evreleme, Solunum Skorlama, Fotopletismografi, Kalp Hızı Değişkeni, Mann-Whitney U Test, Eta Korelasyon Katsayısı, k – En Yakın Komşuluk Sınıflandırma Algoritması, Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağları, Olasılıksal Yapay Sinir Ağları, Destek Vektör Makinaları, Topluluk Sınıflandırıcısı

Obstrüktif Uyku Apne (OSA) uykuda solunumun durmasına bağlı olarak ortaya çıkan bir hastalıktır. Hastalığın teşhisi polisomnografi (PSG) cihazı kullanılarak uyku evreleme ve solunum skorlama adımları ile gerçekleştirilir. Sistem yapısı gereği teşhis sırasında hastaya birçok rahatsızlık vermektedir. Verilen rahatsızlıklara çözüm olabilecek, PSG cihazına alternatif sistemlere ihtiyaç duyulmaktadır. Bu tez çalışmasında, PSG cihazına alternatif yeni bir yaklaşım geliştirilmiştir. Bu yaklaşım ile PSG'ye alternatif, hastaya daha az rahatsızlık veren ve PSG kadar güvenilir bir cihazın oluşturulabileceği ispatlanmıştır. Çalışmada, 10 bireyden alınan Fotopletismografi (PPG) sinyali kullanılmıştır. Teşhis için PPG sinyali ve bu sinyalden türetilen Kalp Hızı Değişkeni (HRV) kullanılarak yapay zeka tabanlı teşhis algoritması tasarlanmıştır. Çalışma için PPG'den 46, HRV'den 40 adet olmak üzere toplam 86 özellik çıkarılmıştır. Çıkarılan özelliklerin, Mann-Whitney U Testi yöntemiyle, istatistiksel olarak, uyku uyanıklık ve anormal solunumsal olaylar (apne var - yok) için ayırt edici olup olmadığı tespit edilmeye çalışılmıştır. Ayrıca, özellikler, F-score özellik seçme yöntemleriyle 2 defa azaltılmış ve sınıflandırılmıştır. İstatistiksel sonuçlara göre, uyku evreleme işlemi için, 86 özellikten 75'inin uyku uyanıklık için anlamlı olduğu ($p < 0,05$), solunum skorlamada ise 58 özelliğin anlamlı olduğu ($p < 0,05$) tespit edilmiştir. Sınıflandırma sonuçlarına göre uyku evreleme 11 özellik ile, %84,93 duyarlılık, %97,40 özgüllük ve %91,09 sınıflandırma doğruluk oranı ile topluluk sınıflandırıcısı yardımıyla başarı ile sınıflandırılmıştır. Solunum skorlama işlemi, 86 özellik ile, %87,78 duyarlılık, %95,46 özgüllük ve %92,54 doğruluk oranı ile başarıyla gerçekleştirilmiştir. Bu çalışmada elde edilen sonuçlara göre, PPG sinyali ve bu sinyalden türetilen HRV özelliklerinin uyku evreleme ve solunum skorlama işleminde kullanılabileceği ve anlamlı sonuçlar vereceği kanısına varılmıştır. PPG sinyalinin kolay elde edilebilmesi ve HRV'nin PPG sinyalinden türetilmesi tek sinyal ile uyku evreleme ve solunum skorlama işleminin yapılabilmesinin önünü açmaktadır. Gerçek zamanlı çalışabilecek sistemlerde sinyalin kolay ölçülebilir ve kolay işlenebilir olması sistemlerin pratikliğini arttıracaktır.

DEVELOPING A NEW METHOD FOR OBSTRUCTIVE SLEEP APNEA DIAGNOSIS BASED ON MACHINE LEARNING

SUMMARY

Keywords: Obstructive Sleep Apnea, Sleep Staging, Respiratory Scoring, Photoplethysmography, Heart Rate Variability, Mann-Whitney U Test, Eta Correlation Coefficient, k - Nearest Neighbor Classification Algorithm, Multilayer Artificial Neural Networks, Probabilistic Neural Networks, Support Vector Machines, Ensemble Classifier

Obstructive Sleep Apnea (OSA) is a disease caused by breathlessness in sleep. Diagnosis of the disease is performed by polysomnography (PSG) device with sleep staging and respiratory scoring steps. The system structure causes many discomfort to the patient during diagnosis. Alternative systems are needed for the PSG device, which can be a solution to the inconveniences. In this thesis study, a new approach was developed to PSG device. This approach has been proven that an alternative to PSG is to create a device that is less disturbing to the patient and as reliable as PSG. In the study, a Photoplethysmography (PPG) signal from 10 individuals was used. For diagnosis, an artificial intelligence-based diagnostic algorithm is designed using PPG signal and Heart Rate Variable (HRV) derived from PPG. For the study, 86 features were extracted, 46 of PPG and 40 of HRV. Statistically, the Mann-Whitney U test was used to determine whether the extracted features were discriminatory for sleep – wakefulness and abnormal respiratory events (apnea present - absent). In addition, features are reduced by F-score property selection methods 2 times and classified. According to the statistical results, 75 of the 86 features were significant for sleep awake ($p < 0,05$) and 58 for respiratory scoring ($p < 0,05$). According to the classification results, the sleep classification was successfully classified with the help of ensemble classifier with 11 features, 84,93% sensitivity, 97,40% specificity and 91,09% classification accuracy. Respiratory scoring was successfully performed with 86 features with 87,78% sensitivity, 95.46% specificity and 92.54% classification accuracy. According to the results obtained in this study, it was concluded that features of the PPG signal and the HRV derived from PPG can be used in the sleep staging and respiratory scoring process and have meaningful results. The easy acquisition of the PPG signal and the derivation of the HRV from the PPG signal opens up the possibility of performing sleep staging and respiratory scoring with a single signal. In systems that can operate in real time, easy measurement and easy handling of the signal will increase the practicality of the systems.

BÖLÜM 1. GİRİŞ

Bir toplumun en önemli zenginliği sağlıklı ve iyi yetişmiş insan gücüdür. Bu nedenle tıbbi teknolojiler, gelişmiş ülkelerin öncelikli yatırım alanları içerisinde yer almaktadır. Tıp dünyasındaki teknolojik gelişmeler birçok hastalığın erken teşhis ve tedavisine yardımcı olmaktadır. Tıbbi görüntüleme ve sinyal işleme, teknolojik gelişmelerin başında gelir. Sinyal işleme oldukça karmaşık bir yapıya sahip olup, çoğunlukla matematiksel modellere dayanılarak kullanılan teşhis yöntemlerinin temelidir.

Uyku, insan hayatının yaklaşık üçte birini kapsayan ve hayatın vazgeçilmez bir parçası olarak günlük yaşam kalitesini etkileyen en önemli unsurlardan biridir. Kaliteli uyku, kişinin yorgunluğunu atması ve sağlıklı yaşaması için gereklidir. Kaliteli bir uyku bedeni ve zihni yeniler. Uyku rahatsızlığı ise bireyde gündüz aşırı uyku hali ve konsantrasyon bozukluğu gibi çeşitli rahatsızlıklara yol açabilir. Uykusuzluk ve kalitesiz bir uyku psikolojik problemlere de yol açabilir. Bu uyku rahatsızlıkları uyku sırasında ani ölümlere kadar ilerleyebilmektedir [1]. Uyku ilişkili bu problemler pek çok hastalığın habercisi olabilir. Bu yüzden uyku kalitesini izlemek olası sağlık problemlerini keşfetmeye yardımcı olabilir [2, 3].

Uyku ile ilişkili 80'den fazla hastalık vardır [4]. Uykuda meydana gelen solunum bozukluğu hastalıkları, uyku bozukluğu hastalıkları içerisinde en sık görülen hastalık gruplarından biridir [5]. Ayrıca bu hastalık grubu, uyku tıbbi ile ilgilenenlerin en çok tanı ve tedavi uyguladıkları hastalıkları içerir. Uyku ile ilişkili solunum bozuklukları arasında en sık rastlanılan hastalık Obstrüktif Uyku Apnesi (OSA)'dır.

OSA, uykuda tekrarlayan üst solunum yolu tıkanmalarına bağlı olarak, hava akımının azalması ya da solunumun durmasıyla karakterize olan ve sıklıkla oksijen saturasyonunda azalmayla birlikte görülen bir hastalıktır [6, 7]. OSA teşhisi, American

Academia of Sleep Medicine (AASM) derneğinin yayınladığı uyku olaylarının tespit edilmesi ve uyku sırasında ortaya çıkan anormal solunumsal olayların standart ölçüm yöntemlerine ait kılavuza göre, hastanın uyku süresince meydana gelen anormal solunum olaylarının tespiti ile yapılır [8]. Anormal solunum olayları, solunumun çeşitli sebeplere bağlı olarak düzensiz hal alması ya da durmasını ifade etmektedir. OSA teşhisi, Polisomnografi (PSG) yöntemi kullanan cihazlar ile yapılabilmektedir [9]. Bu yöntemi kullanan cihaza PSG cihazı denilmektedir. PSG, uyku ile ilişkili çeşitli hastalıkları laboratuvar ortamında kayıt yapılarak tespit etmeye yarayan pahalı, zaman alıcı ve özel ekip gerektiren aynı zamanda “altın standart” yöntemdir. Standart bir PSG cihazı; Elektroensefalogram (EEG), Elektromyogram (EMG), Elektrookülogram (EOG) ve Elektrokardiyogram (ECG) ile birlikte, oral-nazal hava akımını, kan oksijen saturasyonunu, toraks-abdominal solunum hareketlerini ve vücut pozisyonunu kaydeder. Kayıtlar, hastanın uyku laboratuvarında ancak bir tam gece yatması ile alınır. Hasta, uyku teknisyeni tarafından PSG cihazına bağlanarak tüm gece boyunca kayıtların alınması sağlanır. Alınan kayıtlar AASM'in yayınladığı kılavuza göre uzman doktor tarafından incelenir. İnceleme iki aşamada gerçekleşir. Bunlar "Uyku Evreleme" ve "Solunum Skorlama" aşamalarıdır. İnceleme sonrası teşhis konur.

Uyku evreleme hastanın uykusunun analizi için kullanılan bir yöntemdir ve AASM'in yayınlamış olduğu kılavuza göre yapılır [8]. Bu analiz için EEG, EOG ve Çene EMG'si kayıtları kullanılır [8]. Alınan kayıtlar 30 saniyelik parçalara ayrılır. Ayrılan her parçaya epok adı verilir. Her epok EEG, EOG ve Çene EMG sinyallerinin karakteristik özelliklerine göre Uyanık (Wake - W), Evre 1 (Stage 1 - N1), Evre 2 (Stage 2 - N2), Evre 3 (Stage 3 - N3) veya Hızlı Göz Hareketleri (Rapid Eye Movement - REM) olarak etiketlenir [8]. Uyku evreleri etiketlendikten sonra hastanın uykuda ve uyanık olarak geçen epokları birbirinden ayrılmış olur. Uyku evrelemede amaç, uyku ve uyanıklık evrelerinin tespit edilebilmesidir. Bu işlemler tamamlandıktan sonra solunum skorlaması aşamasına geçilir.

Solunum skorlamasının amacı, uyku sırasında ortaya çıkan anormal solunumsal olayları tespit edebilmektir. Bunun için uyku evreleme sonrası belirlenen uyku evreleri üzerinde işlem yapılır. Uyanıklık kısmında herhangi bir solunumsal olay incelenmez [8]. Çünkü OSA uykuda meydana gelen bir solunum bozukluğudur. Bu yüzden

hastanın sadece uykuda geçen zamanı analiz edilir. Solunum skorlama işlemi için en az 4 adet sinyal kullanılır. Bunlar oral-nazal hava akımı sinyali, kan oksijen satürasyonu, toraks ve abdominal solunum hareketleri sinyali. Bu sinyallere göre Apne, Hipopne, Santral Apne ve Miskit Apne olarak adlandırılan anormal solunum olayları tespit edilir. Tespit edilen anormal solunum olaylarının sayıları da kaydedilir. Uykuda en sık karşılaşılan solunum olayları Apne ve Hipopne'dir [8]. Apne, ağız ve burunda en az 10 saniye süreyle hava akımının olmaması olarak tanımlanır. Hipopne ise hava akımı genliğinde 10 saniye ve daha fazla süreyle en az %50 azalma ile birlikte oksijen satürasyonunda %3'lük düşme ve arousal gelişimi olarak tanımlanmaktadır [8]. Arousal, uyku sırasında daha hafif uyku evresine veya uyanıklık durumuna ani geçişlerdir [8].

Solunum skorlama işlemi sonrasında uzman doktor tarafından rapor oluşturulur. Rapor sonucunda Apne/Hipopne İndeksi (AHI) hesaplanır ve AHI'ye göre OSA teşhisi konur. AHI, uykuda görülen apne ve hipopne sayıları toplamının uyku saatine bölünmesi ile elde edilen değerdir. Örneğin, yatakta geçen 9 saatin 6 saati uyuyabilen ve bu süre zarfında toplam 216 defa solunumu duran hastanın AHI değeri $216/6=36$, $AHI=36$ olarak hesaplanır. Hastalığın teşhisi için AHI'nin eşik değeri 5'tir. $AHI<5$ ise birey normaldir. $5\leq AHI<15$ ise hafif, $15\leq AHI<30$ ise orta ve $30\leq AHI$ ise birey ağır OSA'dır [8]. Solunum skorlama işlemi yalnız uykuda geçen süre zarfında yapılır. Uyku evreleme ile hastanın uyumadan geçen süresi hesaplanarak işlem dışı bırakılır. Hastanın uyku uyanıklık durumunun tespit edilmesi yeterlidir. Diğer evrelerin ayrıca tespiti gerekmez. Eğer uyku evreleme yapılmaz ise AHI değeri $216/9=24$ olarak hesaplanacaktı. Hesaplanan bu iki değer teşhisin durumunu ve uygulanacak tedavinin aciliyetini değiştirmektedir. Bu yüzden solunum skorlama işlemi öncesinde yapılan uyku evreleme işlemi hayati derecede önemlidir.

OSA teşhisi ancak özel ekipmanlar yardımıyla yapılabilir. Ayrıca teşhis süreci zahmetli ve pahalıdır. Bu süreç, hastanın uyku laboratuvarında tam gece kayıtlarının alınması ile başlar. Ancak dünyadaki uyku laboratuvarı ve uyku teknisyeni sayısının yetersizliğinden dolayı, hastalara verilen randevu tarihleri on iki ay kadar ileri bir tarihte olabilmektedir. On iki ay sonra teşhisi konulabilirse, bu sefer tedavi cihazının belirlenebilmesi için bir gece daha uyku laboratuvarında yatması gerekmektedir.

Laboratuvarların yoğunluğundan dolayı ikinci yatış da gecikebilmektedir. Teşhis süresinin uzaması hastalığın ilerlemesine sebep olmaktadır. Tedavisi ömür boyu devam edecek olan OSA'nın erken teşhisi OSA'nın vücuda vereceği yan etkileri azaltacaktır. OSA tedavi edilmez ise 10 yıl içerisinde ölüm riskini arttıran bir hastalıktır [10].

Uyku laboratuvarında kayıtlar PSG cihazı ile alınır. PSG cihazının da birçok dezavantajları bulunmaktadır [11, 12]. Evde kullanıma uygun değildir. Cihazın kullanımı için uzman teknisyen gerekli ve uygulamanın hastane ya da laboratuvar ortamında gerçekleştirilmesi gerekmektedir [11, 12]. Ayrıca cihaz çok fazla elektrotun kullanılmasını zorunlu kılmaktadır [11, 12]. Uyku evreleme ve solunum skorlama işlemlerinin yapılabilmesi için en az yedi sinyal ve on dört elektrota ihtiyaç vardır. Bu zorunluluk cihazın teknik bilgi olmaksızın kullanılabilmesini engellemektedir. Diğer bir deyişle, uzman teknisyen olmadan bu cihazın kullanımı mümkün değildir. PSG cihazının kullandığı elektrotların on bir tanesi baş kısmında bulunmaktadır. Bu elektrotların fazlalığı hastanın uykuya dalmasını geciktirmekte ve hastayı doğal uyku ortamından uzaklaştırmaktadır. Hastanın alışkın olmadığı ortamda uyuması alınacak sonuçların güvenilirliğini azaltacaktır [12]. Cihazın maliyeti 40000 - 60000 TL arasında değişmektedir. Cihazın yüksek maliyetli olması ve kalifiye eleman yetersizliği nedeniyle dünya genelinde uyku laboratuvarı sayısı azdır. Bu sebeplerden dolayı, uyku rahatsızlığı çeken hastalar, uyku laboratuvarlarından aylar hatta yıllar sonrasına zor randevu alabilmektedir [11, 12]. Özel hastanelerde ise bu cihazın kullanımı hastalar için ekonomik açıdan zorlayıcı olmaktadır [11, 12].

OSA teşhis sürecinin ve PSG cihazının dezavantajları göz önüne alındığında, PSG cihazına alternatif bir sistem tasarımına ihtiyaç duyulmaktadır. Bu dezavantajlara karşı sistem, en az sensör ve aparat ile gömülü yazılımlı, evde kullanılabilen, uyku evreleme ve solunum skorlama yapabilen özelliklere sahip olmalıdır.

Bu çalışmada, uyku evreleri ve solunum etiketlerinin en verimli ve en pratik bir şekilde yazılımsal olarak belirlenebilmesi amaçlanmaktadır. Yani PSG cihazı ile yapılan uyku evreleme ve solunum skorlama işleminin, bu tez kapsamında hazırlanan en az sensör ve sinyal kullanan yapay zeka tabanlı yazılımla otomatik olarak yapılabilmesi

sağlanacaktır. Ayrıca PSG cihazının eksiklikleri giderilerek yeni bir sistem için ön hazırlık yapılmış olacaktır.

Çalışmada, Fotopletismografi (PPG) sinyali ve bu sinyalden elde edilen Kalp Hızı Değişkeni (Heart Rate Variability – HRV) ile uyku evreleme işlemi ve solunum skorlama işlemi gerçekleştirilecektir. Uyku evreleme işlemi ile hastanın uyku uyanıklık hali tespit edilecektir. Solunum skorlama işlemi ile hastanın uykuda meydana gelen anormal solunumsal olayları (apne) tespit edilecektir.

PPG sinyali, vücudun cilde yakın bir test bölgesinde akan kanın hacmi hakkında bilgi veren noninvaziv, elektrooptik bir metottur. PPG sinyali literatürde yeni çalışılmaya başlanan içerisinde vücuda ait geniş bilgi bulunduran bir sinyaldir [13, 14]. HRV, kalp vurularının zaman aralıklarının analizidir. 24 saatlik bir süre boyunca kalp hızı otonom sinir sistemi tarafından stres, dinlenme, rahatlama ve uyku gibi iç ve dış tetikleyicilere cevap olarak sürekli ayarlanır. HRV'nin bu değişimi ile uyku kalitesi, OSA ilişkili hipertansiyon, uyku/OSA ilgili kardiyak aritmiler gibi durumların teşhisinde yaygın olarak kullanılmaktadır [15]. Literatürde HRV ile yapılmış pek çok uyku evreleme çalışması mevcuttur [16–21]. Ancak bu çalışmaların ortak özelliği HRV'nin ECG'den türetilmiş olmasıdır. HRV'nin, ECG sinyalinden elde edilişi PPG sinyalinden elde edilmesine göre daha zahmetlidir. Bu yüzden bu çalışmada kullanılan HRV, PPG sinyalinden türetilmiştir. Bu yönüyle literatürde yapılan çalışmalardan bir adım öndedir.

Uyku evreleme EEG, EOG ve Çene EMG'si kullanılarak yapılır. Ancak literatürde farklı sinyaller kullanılarak daha pratik bir şekilde yapılması amaçlanmış birçok çalışma vardır [16, 19]. Literatürde HRV ile yapılmış otomatik uyku evreleme sistemi mevcuttur [17, 19]. HRV, ECG'nin yanı sıra PPG sinyalinden de türetilbildiğinden, PPG ve HRV ile uyku evreleri arasında bir ilişki olabileceği düşünülmektedir. Çalışmada 2 uyku evresi kullanılmıştır. Bunlar uyku ve uyanıklıktır. Hastanın sadece uykuda olup olmadığının tespiti yeterli olduğundan sadece iki evre kullanılmıştır.

2015 yılında yapılan bir çalışmada ECG ile OSA teşhisi yapılmaya çalışılmıştır [22]. Çalışmada veriler PSG ile elde edilmiştir. Her hasta için alınan ortalama 8 saatlik ECG

kayıtları üzerinden özellik çıkarımı yapılmış ve hastanın OSA olup olmadığı tespit edilmeye çalışılmıştır. ECG özellikleri epoklara bölünmeden, 8 saatlik kayıtlar üzerinden yapılmıştır. Çalışmada bireylerin OSA olup olmadığı tespit edilmiş ancak OSA seviyesi belirlenmemiştir. Ayrıca hastanın uykuya dalmadığı süreler çalışmaya dâhil edilmemesi gerekirken göz ardı edilmiştir. Ayrıca apneler tespit edilirken, solunum durmalarının olduğu bölümlerin ayrıca incelenmesi gerekir. Yapılışı bakımıyla temelde birçok teorik hata barındıran yüzeysel yapılmış bir çalışmadır. Bu tez çalışmasında, OSA teşhisi için hayati öneme sahip olan uyku evrelerinin doğru bir şekilde tespit edilebilmesine çalışılmıştır.

2015 yılında yapılan başka bir çalışmada ECG ile OSA teşhisi yapılmaya çalışılmıştır [12]. Çalışmada ECG sinyali 60 saniyelik epoklara bölünmüş ve özellik çıkarılmıştır. 60 saniyeye bölünen her epok apne ya da normal olarak etiketlenmiştir. Daha sonra ECG den çıkarılan özellikler ile sınıflandırma işlemi yapılmıştır. Sınıflandırma işleminin ardından 60 saniyelik epokların apneli olup olmadığı tespit edilmeye çalışılmıştır. Çalışma çözmeye çalıştığı problem bakımından oldukça iyi durmaktadır. Ancak yapılan işlemlerin geliştirilmesi gerekmektedir. OSA teşhisi yapılırken uykuda meydana gelen toplam solunum durmaları hesaplanır. Ancak çalışmada kaydedilen tüm ECG sinyali kullanılmıştır. Çalışmanın sağlıklı olabilmesi için uykuda geçmeyen sürenin çalışma dışı bırakılması gerekirdi. Çünkü uyku dışında hesaplanan apneler hastalığın durumunu olduğundan farklı gösterebilir. Bu durum çalışmanın güvenilirliğini azaltacaktır. Bu çalışmada, bu hataların önüne geçebilmek ve etkin bir uyku evreleme işlemi için sinyal işleme ve makine öğrenmesi teknikleriyle yeni bir yaklaşım geliştirilmesi sağlanmıştır.

PSG yöntemi, zahmetli ve pahalı olması nedeni ile daha ucuz alternatifler arayışına gidilmiştir. Bu nedenle, özellikle OSA tanısında poligrafik yöntemler giderek artan sıklıkta kullanılmaktadır. Poligrafi yöntemi kullanan cihazlara Poligrafi cihazları denir. Poligrafi cihazları da PSG cihazları gibi vücuttan sinyal alarak çalışır. Ancak bu cihazlar EEG, EOG ve EMG sinyallerini kaydetmez. Pratik kullanılabilir olması için bu sinyalleri kullanmadan PSG cihazının yaptığı işlemleri yapmaya çalışır [23]. Amerikan Uyku Bozuklukları Birliği (American Sleep Disorders Association – ASDA)’nın kategori III sistem olarak sınıflandırdığı, 8 kanallı POLY-MESAM ünitesi

(Poligrafi Cihazı) ile EEG içermeyen ve poligrafi olarak adlandırılan kardiopulmoner uyku çalışmaları yapılmıştır [24]. Fakat EEG içeren daha pratik cihazlara gereksinim vardır.

Solunum skorlama işlemi OSA teşhisinde çok önemlidir. Bu işlemin pratik ve hızlı bir şekilde hastaya rahatsızlık vermeden yapılması gerekir. Literatürdeki pek çok çalışma bu yönde hazırlanmış ve farklı yöntemler kullanılmıştır [12, 15–17, 19, 22, 25–27]. Bu tez kapsamında uykuda solunum durmasının PPG sinyali üzerindeki etkileri incelenmiş olup, OSA teşhisinde solunum skorlama için PPG sinyali ve HRV değişkeninin kullanımı önerilmiştir.

Literatürde PPG ile apne durumları ilişkilendirme çalışmaları son zamanlarda artmaktadır ancak mevcut yayın sayısı oldukça azdır. 2006 – 2014 yılları arasında çocuklar üzerinde yapılan bazı çalışmalarda uyku apne durumu ile PPG sinyali arasındaki ilişki incelenmiştir. Çalışma sonucunda elde edilen bilgilere göre OSA teşhisinde PPG sinyalinin kullanılabileceği kaydedilmiştir [26]. Yapılan diğer çalışmalarda PPG sinyali ile hastanın uykuda apne durumunun tespit edilebildiği gösterilmiştir [25]. PPG'nin arousal tespiti için yapılan çalışmada da PPG'nin basit bir sistem yardımıyla arousalları tespit etmede yardımcı olabileceği vurgulanmıştır [28]. Bu çalışmalarda genel PPG sinyalinin genliği kullanılmıştır. Yani PPG sinyaline ait tek bir özellik kullanılmıştır. Herhangi bir sistem tasarımında sinyale ait tek bir özelliğin kullanımı sistemin güvenilirliğini düşürecektir. Bu tez çalışmasında ise PPG sinyalinden 46 özellik çıkartılarak sistemin güvenilirliğinin artırılması amaçlanmıştır.

Bu çalışmada amaç, OSA teşhisini en güvenilir yöntemle tespit etmeye yardımcı olmaktır. Çalışma tamamen AASM kriterlerine uygun bir şekilde PPG sinyali kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Literatürdeki çoğu çalışmadaki eksiklik OSA teşhisi için AASM kriterlerinin kullanılmayışıdır [8, 12, 25, 26]. Her yazar kendi belirlediği kriteri kullanmaktadır. Fakat OSA teşhisi için standart değerler göz önüne alınmadığında elde edilen sonuçların bilimsel geçerliliği tartışmalıdır.

Tez çalışmasının amacına uygun olarak işleyişi Şekil 1.1.'de özetlenmiştir. Bu işleyişe göre tez bölümleri şu şekilde yazılmıştır. Bu tez kitabı 8 bölümden oluşmuştur. Bölüm

1’de problemin tanımı yapılmış, ilgili literatür taraması verilmiştir. Bölüm 2’de OSA’nın belirtileri, teşhis aşamaları olan “Uyku Evreleme” ve “Solunum Skarlama” adımları ve Sürekli Pozitif Havayolu Basıncı – CPAP ve İki Seviyeli Pozitif Hava Yolu Basıncı – BPAP metotlarıyla gerçekleştirilen tedavi yöntemleri anlatılmıştır. Bu bölüme kadar yazılmış olanlar genel literatür taramasını ihtiva etmektedir.

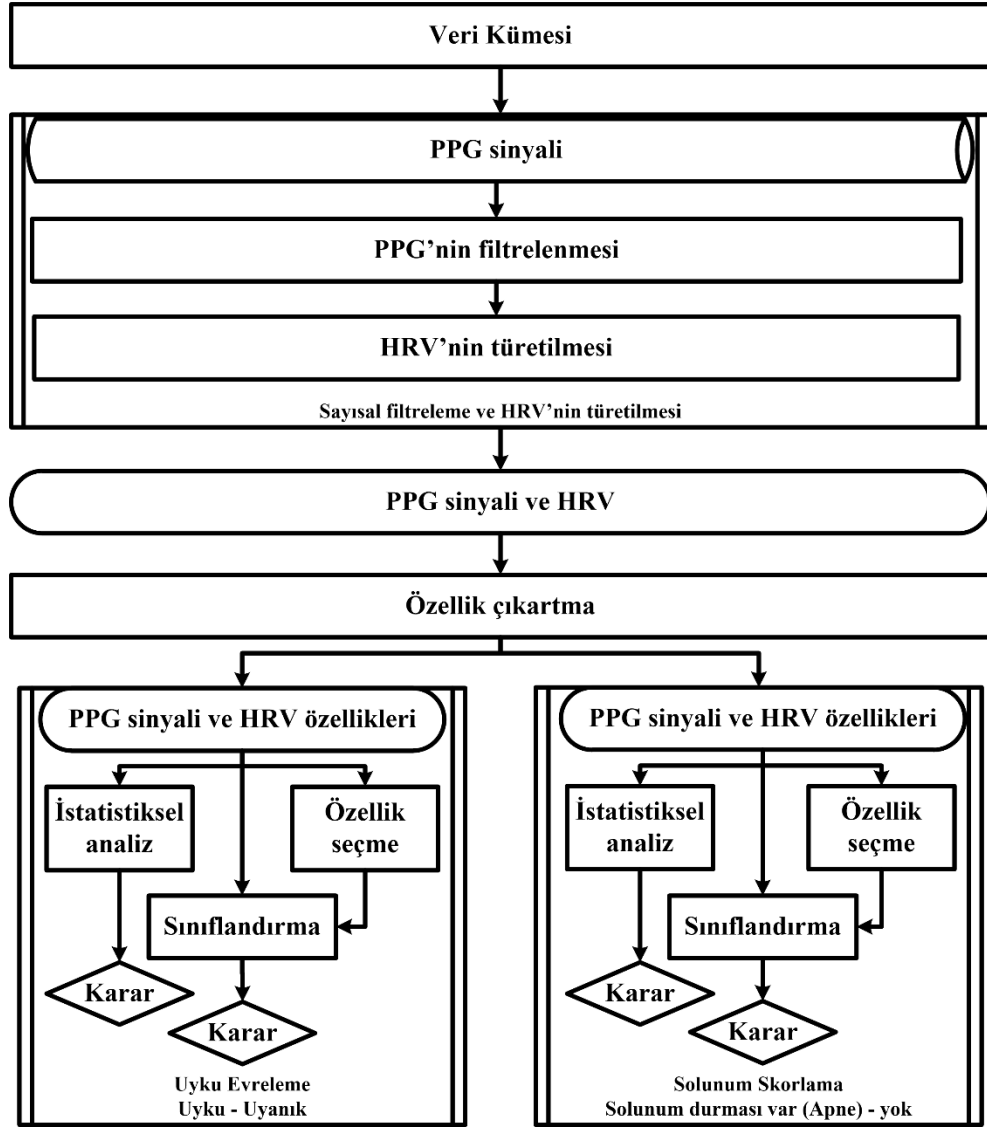
Bölüm 3’te PPG sinyali ve HRV özellikleri, oluşumu, ölçülmesi, ön işlenmesi, incelenmesi metotlarıyla birlikte literatür taraması verilmiştir. Bu bölüm Şekil 1.1.’deki akış diyagramında “Sayısal filtreleme ve HRV’nin türetilmesi” başlığı ile verilmiştir. Sinyal ön işleme aşamasında yapılan filtreleme işlemleri, HRV’nin PPG sinyalinden türetilmesi adımları da burada anlatılmıştır.

Bölüm 4’te, Şekil 1.1.’deki akış diyagramında “Veri Kümesi” adındaki yapının açıklanması için hazırlanmıştır. Burada tez çalışmasında kullanılan verilerin toplanması ve sinyal ön işlenmesi adımları anlatılmıştır.

Bölüm 5’te, PPG sinyali ve HRV’den çıkarılan karakteristik, istatistiksel ve enerji seviyelerine ait özellikler anlatılmıştır. Ayrıca PPG sinyali ve HRV’ye ait alt frekans bantlarının belirlenmesi işlemleri detaylı bir şekilde anlatılmıştır. PPG sinyali ve HRV’nin alt frekans bantlarının tespiti özellik çıkarma işlemi için gerçekleştirilmiştir. Bu nedenle bu bölüm özellik çıkarma işleminin temeli olarak çalışmada yer almıştır.

Çalışmada “Uyku Evreleme” ve “Solunum Skarlama” işlemleri için aynı iş prensibi izlenmiştir. İlk olarak sinyallerden çıkarılan özellikler sınıf etiketleri ile ilişkilendirilmiş ve daha sonra Şekil 1.1.’de gösterilen “Uyku Evreleme” ve “Solunum Skarlama” adımları gerçekleştirilmiştir. Bu adımlar istatistiksel sinyal işleme, özellik seçerek ve seçmeyerek sınıflandırma işlemleridir. Bu işlemler de Bölüm 6’da ayrıntılı bir şekilde anlatılmıştır. İstatistiksel yöntemler olarak Mann-Whitney U testi ve Eta korelasyon katsayısı, sınıflandırma algoritmaları olarak k – en yakın komşuluk sınıflandırma algoritması (k – Nearest Neighbors Classification Algorithm – kNN), çok katmanlı ileri beslemeli yapay sinir ağları (Multi-Layer Feed Forward Neural Network – MLFFNN), olasılıksal yapay sinir ağları (Probabilistic Neural Network –

PNN), destek vektör makinaları (Support Vector Machines – SVMs) ve topluluk sınıflandırıcısı anlatılmıştır.



Şekil 1.1. Tez genel akış diyagramı

Bölüm 7’de tasarlanan OSA teşhis modeline ait sonuçlar “Uyku Evreleme” ve “Solunum Skorlama” aşamaları için ayrı ayrı analiz edilmiş ve verilmiştir.

Bu tez çalışması kapsamında OSA teşhisinde yeni biyolojik sinyaller olarak PPG sinyali ve HRV kullanımı önerilmiştir. Bölüm 7’de verilen sonuçların, PPG sinyali ve HRV’nin OSA teşhisinde yüksek güvenilirlikle kullanılabileceğinin anlatıldığı ve sonuçların tartışılarak yorumlandığı 8. bölüm ile tez sonlandırılmıştır.

BÖLÜM 2. OBSTRÜKTİF UYKU APNESİ

2.1. Giriş

OSA, uykuda solunum durmalarına bağlı olarak bireyin uyku kalitesini düşüren, gün içerisinde uyku yoksunluğundan dolayı bireyin performansında oldukça düşüşe sebep olan bir hastalıktır. Çoğu hastalıkta olduğu gibi geç yapılan veya yapılmayan tedaviler hastada kalıcı hasarlara yol açabilir. Nitekim OSA tedavi edilmez ise 10 yıl içerisinde ölüm riskini arttıran bir hastalıktır [10, 29, 30]. Ayrıca OSA hastalığının sebep olduğu birçok hastalık ve sorunlar vardır [10, 29]. Bunlar: kardiyovasküler hastalıklar, pulmoner hastalıklar, nörolojik hastalıklar, psikiyatrik hastalıklar, endokrin sistem hastalıkları, nefrolojik hastalıklar, gastrointestinal hastalıklar, hematolojik hastalıklar, ölüm ve sosyoekonomik sorunlardır [30].

OSA prevalansına ilişkin yapılan çalışmalar büyük oranda, yetişkin toplumlarda gerçekleştirilen kesitsel çalışmaları kapsamaktadır. Prevelans oranları hastalıkların tanımlarına göre değişmekte olup, AHI değeri 5 ve üzeri olan hastalar alındığında, OSA prevalansı erkeklerde %24 kadınlarda ise %9 olarak belirtilmiştir [31].

2.2. Belirtiler

OSA'nın birçok belirtisi vardır. Ancak bunlar arasında en çok rastlanılanları aşağıdaki gibidir [31].

- Horlama
- Tanıklı apne
- Gündüz aşırı uyku hali
- Boğulma hissi ile uyanma
- Uykusuzluk

- Bilişsel bozukluklar
- Karakter ve kişilik değişiklikleri

Bu belirtilerin dışında organ sistemlerinde meydana gelen belirtiler de bulunmaktadır [31]. Bunlarda aşağıdaki gibi özetlenebilir.

- Kardiyak aritmiler
- Sistemik hipertansiyon
- Miyokard infarktüsü
- Serebrovasküler olay
- Pulmoner hipertansiyon
- Polisitemi

2.3. Teşhis

OSA teşhisi, PSG cihazları ile, uyku laboratuvarlarında özel ekipman ve teknisyen yardımıyla yapılabilir. PSG, OSA dâhil uyku ile ilişkili 80'den fazla hastalığın teşhisinde de kullanılabilen ve OSA teşhisinde altın standart bir yöntemdir [31]. Hastalığın tedavi masraflarının devlet tarafından karşılanabilmesi için teşhisin PSG cihazı ile konulmuş olması gerekmektedir [31]. Bu nedenle, PSG OSA tanısı ve tedavi masraflarının değerlendirmesinde de kullanılan bir yöntemdir.

PSG cihazı, standart olarak aşağıda adları verilen birçok sinyali kaydeder. Bu sinyaller dışında cihaz marka modele göre farklılık göstererek farklı sinyaller de ölçebilir.

- EEG
- EMG
- EOG
- ECG
- Oral-nazal hava akımı
- Kan oksijen satürasyonu
- Toraks-abdominal solunum hareketleri
- Vücut pozisyonu

Kayıtlar uyku laboratuvarında hastaya bağlanan PSG cihazı ile alınır. Kayıtlar “AASM Manual for the Scoring of Sleep and Associated Events” isimli kılavuza göre incelenir. İnceleme, uzman doktor tarafından 2 aşamalı olarak gerçekleştirilir. İlk aşama uyku ve uyanıklığın belirlendiği "Uyku Evreleme"’dir. İkinci aşama anormal solunum olaylarının belirlendiği "Solunum Skorlama"’dır. Her bir aşama tanıda hayati önem taşımaktadır.

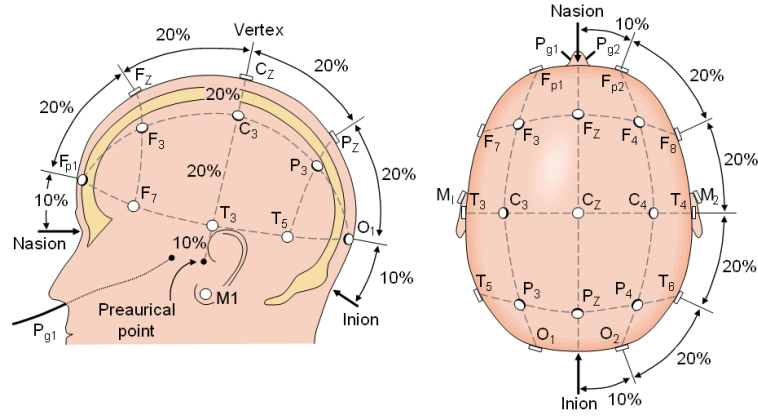
2.3.1. Uyku evreleme

Uyku evrelemede amaç OSA hastasının uykuda geçen süresinin tespit edilebilmesidir. Yanlış tespit hastalığın yanlış düzeyde teşhisine yol açabilir. Bu nedenle OSA teşhisinde uyku evreleme önemli yer tutar.

Uykunun evrenmesinde Rechtschaffen ve Kales’in 1968’de geliştirdikleri kriterler kullanılır [32]. Buna göre normal uyku 2 ana bölüm ve 5 evreden oluşmaktadır. Bunlar NonREM ve REM uykusudur. REM uykusu uykunun %20-25’ini oluşturur. NonREM uykusu ise 4 bölümde incelenir. Evre 1 (N1): Uykunun %2-5’ini oluşturur. Evre 2 (N2): uykunun %45-55’ini oluşturur. Evre 3 (N3) ve 4 (N4): uykunun %20-25’ini oluşturur. N1 ve N2 yüzeysel uyku, N3 ve N4 ise derin uyku evreleridir. Tüm uyku süresince uyku evreleri bir döngü şeklinde birbiri ardı gelerek gerçekleşir [33, 34].

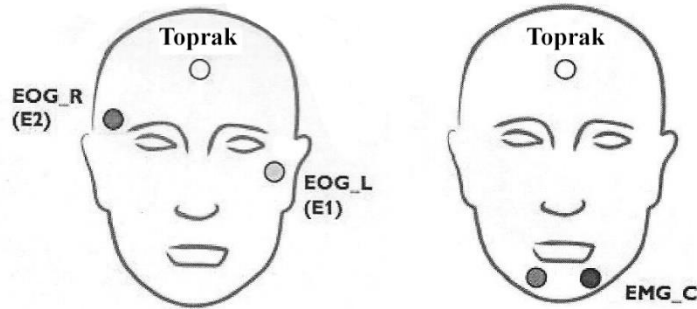
2007 yılına kadar uyku evreleme Rechtschaffen ve Kales’in belirlediği prensiplere göre yapılmaktaydı. AASM bu kuralların güncellenmesi için çalışma grubu oluşturmuştur. Grup çalışması ile 2007 yılında “AASM Manual for the Scoring of Sleep and Associated Events” adı altında güncel kurallar belirlenmiştir [35]. Güncel kurallara göre uyku evreleri W, N1, N2, N3 ve REM olmak üzere 5 bölümden oluşur. NREM ve N4 ise kurallardan kaldırılmıştır.

Uyku evrelemede temel olarak 3 sinyal kullanılır. Bunlar EEG, EOG ve çene EMG’sidir. Bu sinyaller kullanılarak, uyku evreleri W, REM, N1, N2 veya N3 olarak skorlanır.



Şekil 2.1. Uluslararası 10-20 standart elektrot düzeni için anatomik noktalar [36, 37]

Uyku evrelerini skorlayabilmek için, Şekil 2.1.'de görüldüğü üzere, EEG elektrotları uluslararası 10-20 sistemine göre yerleştirilir. Frontal, santral ve oksipital bölgelerden aktivitelerin kaydedilebilmesi için en az 3 EEG derivasyonu gereklidir. Sağ ve sol mastoid bölgeler referans (M1, M2) olarak kullanılır. (Eski terminolojideki auricula A1 ve A2 yerine M1 ve M2 terimleri kullanılmaktadır). Bunun dışında sağ ve sol EOG için üç, çene EMG için üç elektrot yerleştirilmesi önerilmektedir. Bu sinyallerin yerleşim düzenleri Şekil 2.2.'de gösterilmiştir.



Şekil 2.2. EOG ve çene EMG elektrotlarının yerleşim düzeni [38]

Uyku evreleme için toplam uyku kayıtları 30 saniyelik parçalara bölünür. Bölünen her bir parçaya bir epok adı verilir. Her epok, içerisindeki sinyallerin karakteristiklerine göre isimlendirilir [35]. Evrelere göre sinyallere ait karakteristik özellikleri Tablo 2.1.'de gösterilmiştir. Örneğin 30 saniyelik bir kayıta EEG sinyali içerisinde delta dalgaları baskın ve uyku içcikleri görünüyorsa bu evreye N3 denilebilir. Bazı

durumlarda iki evrenin özellikleri aynı epokta yer alabilir. Bu durumda, epogra yarisından fazlası hangi evre özelliklerini kapsıyor ise epoga o evre adı verilir.

Tablo 2.1. Uyku evreleme için kullanılan sinyaller ve özellikleri

Evre	EEG					EOG	EMG
	Delta (< 4 Hz)	Teta (4-7 Hz)	Alfa (8-13 Hz)	Beta (>13 Hz)	Diğer EEG Şekilleri	-	-
W			X	X	-	0,5-2 Hz, yavaş göz hareketleri	Uyku evrelerindeki genlikten daha büyük çeşitli genliklere sahip W evresinden daha düşük genlikli EMG işareti ve tonusu
N1		X			Verteks Dalgaları	Yavaş göz hareketleri	
N2		X	X		K kompleksi uyku içcikleri	Yavaş göz hareketleri, bazen hiç hareket görülmez	N1 evresinden daha düşük tonuslu EMG
N3	X				Uyku içcikleri	Göz hareketleri genelde görülmez	N2 evresinden daha düşük ve bazen REM kadar düşük genlikli işaret
REM		X	X		Testere dişi dalgalar	Hızlı göz hareketleri	Düşük çene tonusu

2.3.2. Solunum skortlama

Anormal solunumsal olaylar ve solunum hızı değışiklikleri fizyolojik bozuklukların en önemli göstergesidir [31]. Çoğu durumda fizyolojik bozuklukların başında gelir. Bu nedenle, hastanın durumunun bir göstergesi olarak solunum hızını izlemek çok önemlidir. Solunum hızı düzenli olarak izlendiğinde çeşitli riskli hastalıkların teşhisine yardımcı olabilir. Solunum hızı kardiyavasküler hastalıklarda, hastalığın en belirgin belirleyicisidir [31].

Solunum sistemindeki değışiklikler sinir sistemi, kalp-damar sistemi ve boşaltım sistemi de dâhil olmak üzere organ sistemlerini etkileyebilir [31]. Solunum bozukluğu hem bu sistemlerdeki hastalıkların hem de solunum yolu hastalıklarının göstergesi olabilir [31].

Solunum sayısı deęişiklikleri, sepsis, sistemik inflamasyon, düşük kan hacmi, boşaltım sistemi, kafa içi basıncı, nörojenik, ağrı ve opioid kaynaklı solunum depresyonu dâhil olmak üzere pek çok merkezi sinir sistemi bozukluklarının göstergesi olabilir [31]. Solunum hızı literatürde, kritik hastalıklarda en önemli hayati bulgulardan biri olarak gösterilir [31]. Solunum hızı gibi Kronik Obstrüktif Akciğer Hastalığı (KOAH) (Chronic Obstructive Pulmonary Disease (COPD)) ve Konjestif Kalp Yetmezliği (CHF) (Congestive Heart Failure (CHF)) gibi kronik hastalıklarda deęişiklikleri tespit etmek için kullanılabilir [31].

Solunum skorlamada amaç OSA hastasının uykuda geçen süre zarfında hastada meydana gelen anormal solunumsal olayları tespit edebilmektir. Solunum skorlama işlemi oral-nazal hava akımı, kan oksijen satürasyonu, toraks-abdominal solunum hareketleri ve vücut pozisyonu sensörleri ile alınan kayıtlar ile yapılır.

Solunum skorlama işlemi için ilk yıllarda sadece hava akımının tam yokluğu, yani apneler önemsenirken zaman içinde hava akımında azalmanın da olabildiği fark edilmiştir. Bu farkındalığın ardından 1999 yılında, AASM, uyku sırasında ortaya çıkan anormal solunumsal olaylar ve bunlarla ilişkili sendromların standart ölçüm yöntemlerini saptamak amacıyla bir toplantı düzenlenmiştir [39]. “Chiago kriteri” adı ile anılan ve konsensüs toplantısı sonucunda, uykuya baęlı solunum bozuklukların ve anormal solunumsal olayların farklı ölçüm tekniklerine göre ayrı ayrı incelenmesi gerektiği bildirilmiştir. Hava akımındaki azalmaya arousal ya da desatürasyonun eşlik etmesi yine bu toplantıda gündeme gelmiş ve arousal skorlama, siklik alternan patern (CAP) kullanılarak saptanan uyku stabilitesinin önemi gibi konular yer almıştır. 2001’de yenilenen AASM kriterlerine göre hipopne; hava akımında en az %30’luk azalmaya SaO₂ (oksijen satürasyonu)’de 4 birimlik düşmenin eşlik etmesi olarak tanımlanmaktadır [39].

2007 yılında AASM, “Manual for Scoring Sleep” adı altında, uyku ve ilişkili olayları skorlama kılavuzu yayınlanmış ve hipopne için hava akımında en az %50’lik azalma olmasına ve buna SaO₂’de 3 birimlik düşmenin eşlik etmesini alternatif hipopne kriteri olarak tanımlamıştır [35].

Skorlama kuralları AASM tarafından olarak 2012 yılında revize edilerek “Manual for Scoring Sleep-Version 2” adı ile yayınlanmıştır [8]. Son güncelleme versiyon 2.3 ise Ekim 2016’da yapılmıştır, ancak ücretli olduğu için ulaşımı kısıtlıdır.

Uykudaki anormal solunumsal olaylar, apne, hipopne, solunumsal çabayla ilişkili arousal, hipoventilasyon ve cheyne-stokes solunum olarak beş farklı şekilde görülmektedir.

Solunumsal olayları saptamak için AASM tarafından önerilen yöntemler aşağıdaki gibidir:

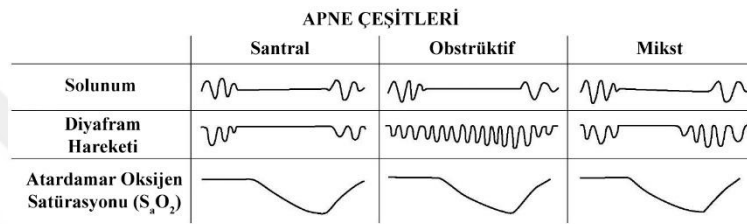
- Apne için, ora-nazal termal sensör
- Hipopne için, nazal basınç ölçer
- Solunum çabası için, ösefagus manometresi ya da respiratuar indüktans pletismografi
- Oksijen satürasyonu için, pulse-oksimetre
- Horlama için mikrofön, piezoelektrik sensör ya da nazal basınç ölçer
- Hipoventilasyon için arteriyel PCO₂ (Kandaki parsiyel oksijen basınç), transkütanöz PCO₂ veya end-tidal PCO₂

Solunum skorlama işleminde anormal solunum olayına ait tanımlar önemlidir. Gece boyunca meydana gelen bu olaylar hastalığın seviyesini belirler. Tanımlar genellikle birden çok koşul ile açıklanır.

Apne burun ve ağızdan hava akımının en az 10 sn boyunca kesilmesi olarak tanımlanır. Ancak detaylı tanım yapılması gerekir [8].

- Ora-nazal sensör ile alınan hava akımına ait sinyalin genliğinde en az %90’lık bir düşüş olmalıdır.
- Olay en az 10 sn sürmelidir.
- Genlik azalması olayın en az %90’ında meydana gelmelidir.

Yukarıdaki şartları sağlayan solunumsal olaylar apne olarak skorlanabilir. Ancak apneler kendi içerisinde solunumsal çabaya göre sınıflandırılır. Solunum çabanın türü Toraks-Abdomel kemerlerinden alınan sinyaller ile belirlenir. Kemerler göğüs hareketlerine bağlı olarak sinusoidal bir sinyal üretir. Apne süresince solunum çabası var ise obstrüktif apne, solunum çabası yok ise santral apne, başlangıçta solunum çabası yok iken daha sonra solunum çabası ortaya çıkıyor ise mikst apne olarak skorlanır [40]. Tanımları yapılan apne çeşitlerine ait örnekleri Şekil 2.3.'de gösterilmiştir.



Şekil 2.3. Apne çeşitleri [41]

Bir solunumsal olayı Hipopne olarak skorlanabilmek için aşağıdaki şartları sağlamalıdır [8]. Tanımı yapılan hipopne örneği Şekil 2.4.'de gösterilmiştir.

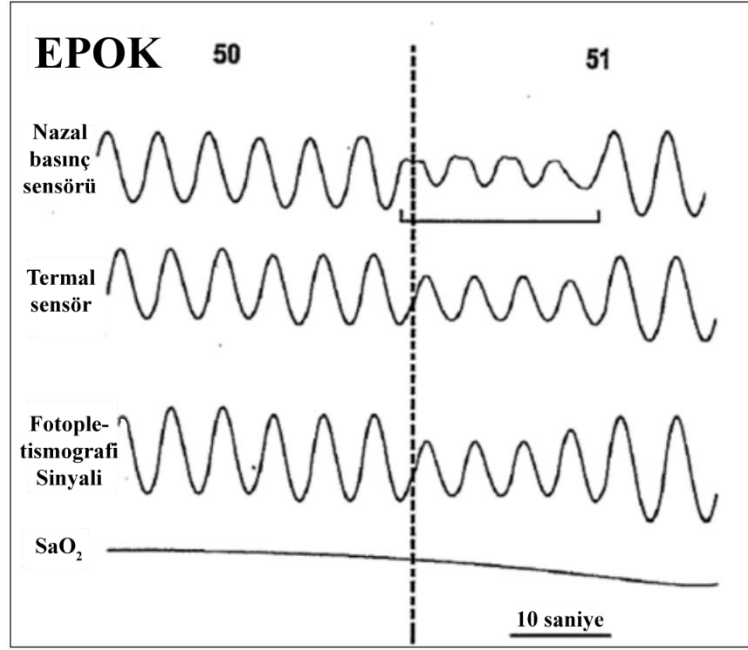
- Ağız veya burundan alınan hava akımı sinyaline ait genlikte en az %30'luk bir düşme meydana gelmelidir.
- Olay en az 10 saniye boyunca devam etmelidir.
- Oksijen satürasyonunda, olay öncesine göre en az %3'lük bir düşüş olması gerekmektedir.

Solunum skortlama işlemi için kayıtlar 120 saniyelik epoklara ayrılır ve bu işlem sadece uykuda geçen süre zarfında yapılır. Her epokta meydana gelen anormal solunumsal olaylar işaretlenir. Uykuda görülen apne ve hipopne sayıları hesaplandıktan sonra toplam uyku saatine oranı elde edilir. Bu değere AHI denir ve 5'ten küçük ise normal, 5-15 arası ise hafif, 16-30 arası ise orta, 30'dan büyük ise bireyin ağır OSA olduğunu göstermektedir [31].

Bu tez çalışmasında solunum skorlama etiketleri olarak sadece apne (obstrüktif, santral ve mikst) ve hipopne etiketleri kullanılmıştır. Çünkü OSA teşhisinde uykuda anormal solunum olayları tespit edilirken apne ve hipopnelerin belirlenmesi yeterlidir.

2.4. Tedavi

OSA tedavisinde ağız içi araç uygulamaları, cerrahi tedavi, CPAP ve diğer Pozitif Havayolu Basıncı Tedavileri (PAP) uygulamaları kullanılır [31]. Bu tedavi yöntemleri arasında en etkili yöntem OSA seviyesini ($AHI < 5$) düşüren PAP uygulamasıdır. Ancak hastaların bu uygulamaya uyum sağlaması oldukça güçtür. Bu nedenle yeni teşhis yöntemleri olarak ilaç tedavisi araştırmaları sürmektedir [42].



Şekil 2.4. Hipopne örneği [8]

OSA tedavisinde hastalığın seviyesine bakılmaksızın hastalığa karşı genel tedbir amaçlı bazı uygulamalar ile hastalığın ilerlemesi önlenabilir [31]. Bu yüzden tedavide ilk adım kapsamında kilo verme, sigara ve alkolü bırakmak gibi genel tedbirler alınır. İkinci adım olarak kulak burun boğaz kliniğinden rapor istenir. Üst solunum yollarının çalışmasını engelleyen durumların belirlenmesi istenir. Eğer varsa apnelere sebep olan dokunun cerrahi olarak nasıl temizlenebileceği rapor edilir.

OSA’da PAP altın standart tedavi yöntemidir [31]. Bu tedavi yönteminin orta ve ağır OSA’lı hastalarda ($AHI > 15$) kullanımı önerilir. Ayrıca, kardiyovasküler veya serebrovasküler risk faktörleri olan hafif OSA’lı hastalarda da ($5 < AHI < 15$) PAP tedavisinin kullanılması önerilir [31].

Ağız içi araç tedavisi veya cerrahi tedavi hafif OSA’lı hastalarda kullanılır. Ancak orta veya ağır OSA’lı hastalar PAP tedavisine uyum sağlayamıyor ise bu hasta gruplarında da kullanılır. Burada amaç tam tedavi olmayıp, hastalığın verdiği zararı en aza indirebilmektir.

Tedavinin son aşamasında ise tüm hastalar izlenmeli ve hastalığın seyri hakkında bilgi edinilmelidir. Bu sayede tedavi yanıtı izlenebilir ve OSA sonuçları ortaya çıkmadan müdahale edilebilir [43, 44].

2.4.1. İlaç tedavisi ve davranışsal değişiklikler

OSA tedavisinde PAP tedavi yöntemleri doktorların ilk tercihidir. Ancak hastaların %80’i bu tedavi yöntemini kabul eder [31]. Tedaviye başlayan hastaların ise %50’si tedaviyi bırakır. Bu cihazların kullanımı oldukça zordur. Bu yüzden hastalar tarafından rahatsızlık verdiği gerekçesiyle reddedilir. PAP tedavi yöntemlerinin bu dezavantajlarından dolayı alternatif tedavi araştırmaları artmaktadır [31].

OSA tedavisinde, PAP tedavi yöntemlerine alternatif ilaç tedavisi araştırma çalışmaları yapılmıştır [45, 46]. İlaç tedavisi 2 grupta incelenebilir. İlk grupta OSA’yı tetikleyen veya arttıran, ikinci grupta ise OSA’yı azaltan ilaçlar sayılabilir [42, 43, 45–48].

Gündüz aşırı uyku hali bulunan OSA’lı bir hastanın normale göre 7 kat daha fazla trafik kazası yapma riski vardır [31, 49]. Böyle bir hastanın tedaviye başlamadan günlük hayatında değişiklik yapması gerekmektedir. Hasta öncelikle kaliteli bir uyku uyumasını engelleyen davranışlardan vazgeçmelidir. Sigarayı ve alkolü bırakmalı, bırakmıyor ise yatmadan önce bunları kullanmamalıdır [31].

Beden kitle indeksi yüksek olan OSA'lı hastalarda yatış pozisyonuna bağlı olarak apneler meydana gelebilir. Sırt üstü yatış pozisyonu, dil ve yumuşak dokunun geriye doğru kayarak solunum yolunu daraltmasına yol açar [31]. Bu yüzden yan yatış pozisyonunda oluşan apneler sırt üstü yatış pozisyonuna göre %50-60 daha azdır [31]. Yatış pozisyonuna bağlı olarak oluşan apnelerin önlenmesi için pozisyon tedavisi uygulanabilir. Şekil 2.5'de pozisyon tedavisi için üretilen özel bir kuşak gösterilmiştir. Ancak bu özel kuşağın yerine en basit çözüm tenis topu tekniğidir [31]. Hasta kıyafetinin sırt kısmına bir cep dikerek ya da cep olan bir kuşak sararak içerisine bir adet tenis topu yerleştirir. Bu sayede, top sırt üstü yatış durumunda rahatsızlık meydana getireceği için sırt üstü yatma engellenmiş olur. Bu yöntem, PAP tedavi yöntemleri kadar etkili ve kalıcı tedavi uygulayamaz [31].



Şekil 2.5. Pozisyon tedavisi [31]

Obezite, OSA için en önemli risk faktörüdür [31]. Kiloda meydana gelen %10 artış AHI'da %30 artışa, kiloda %10-15 azalma ise AHI'da %50 azalmaya neden olur [31]. Kilo durumunun OSA'ya bu denli etkisi olması sebebiyle kilolu OSA hastalarının tedavi programlarına diyetisyen tarafından yazılacak diyet programları eklenmelidir. OSA tedavisi için farmakolog, cerrah, endokrinolog, nörolog, diyetisyen ve daha birçok uzmanlık dalını bir araya getiren multidisipliner bir yaklaşım gereklidir [31, 50].

2.4.2. Pozitif havayolu basıncı tedavisi

PAP tedavisi 1981 yılında keşfedilmiştir [51]. Bu tedavi yöntemini kullanan cihaza ise CPAP cihazı adı verilir [31, 51]. CPAP cihazı, OSA tedavisinde genel önerilerin dışında halen temel tedavi yöntemidir.

PAP tedavi tekniklerinde temel amaç, üst solunum yolunun uyku boyunca açık kalmasını sağlayarak, hastanın nefes alışverişini düzenli hale getirmektir. Bu yöntem dokularda onarıcı etki yapmadığı için tedavi edici bir özelliği yoktur [52, 53]. Bu yüzden, hasta kaliteli bir uyku uyumak için cihazı ömür boyu kullanmalıdır. Hastanın cihazdan fayda görebilmesi için, bir gecede minimum 4 saat, haftalık uyku saatinin ise %70'inde cihazı kullanmış olması gerekmektedir [31].

PAP tedavi yöntemini kullanan birçok cihaz vardır. Bunlar Tablo 2.2.'de isimleri ve kısaltmaları olarak gösterilmiştir.

CPAP ve PAP yöntemini kullanan cihazlar, OSA tedavisinde standart, etkin ve en etkili cihazlardır [31, 54, 55]. İlk kez 1981 yılında icat edildiğinde bir soba büyüklüğünde olan cihaz, günümüz teknolojisi ile cep telefonu boyutlarına kadar indirilmiştir [51].

Tablo 2.2. PAP tedavi yöntemini kullanan cihazlar

- CPAP	Sürekli Pozitif Havayolu Basıncı tedavisi	- BPAP-ST	Zamanlanmış Bifazik sürekli Pozitif Havayolu Basıncı
- APAP	Otomatik CPAP	- AVAPS	Otomatik hacim garantili basınç desteği
- BPAP	Bifazik sürekli Pozitif Havayolu Basıncı	- Servo Ventilatör	
- Otomatik BPAP	Otomatik Bifazik sürekli Pozitif Havayolu Basıncı		

CPAP cihazı, uykuda hastaya solunum için gerekli olan havayı istenilen ve sabit basınçta düşük dirençli bir hortum ve maske aracılığıyla veren, içerisindeki güçlü motoru ile sürekli pozitif basınç vererek üst solunum yolunu açık tutan ve bu sayede hastada uyku kalitesini arttırmaya yarayan bir tedavi cihazıdır [31, 51]. Bu yöntemde soluk alış ve veriş sırasında sadece aynı sabit basınç uygulanabilir. Cihazlar, 4-20

cmH₂O basınç aralığında sabit hava basıncı verecek şekilde ayarlanabilir. Cihaz özelliklerine göre basınç hassasiyeti 0,1 ile 0,5 cmH₂O arasında değişebilir.

Otomatik sürekli pozitif havayolu basıncı (APAP) yöntemi kullanan cihazlar, hava akımı genliğinde meydana gelen değişikliklerde, horlama varlığında veya üst solunum yolunda doku sarkmalarına bağlı olarak solunum yolu daralmalarında hava akımı basıncını otomatik olarak ayarlayarak solunumu kolaylaştırır [31, 56, 57]. Cihaz önceden ayarlanmış alt ve üst basınç limitlerinde çalışır. Cihaz otomatik olarak çalıştığı için maske veya başka sebeplerle oluşan hava kaçakları basıncın değişmesine sebep olur. Bu yüzden cihaz kullanılmadan önce kaçaklar varsa önlenmelidir.

Bifazik sürekli pozitif havayolu basıncı (BPAP) yöntemi, 1990 yılında CPAP'a alternatif olarak Sanders ve Kern tarafından geliştirilmiştir [58]. CPAP cihazından en önemli farkı soluk alışveriş sırasında farklı hava basınçları uygulayabilmesidir. Bu yöntem ile hastanın pozitif basınca olan hassasiyetini tolere edilebilir düzeye indirmesi amaçlanmıştır. Ancak yapılan çalışmalarda BPAP ve CPAP cihazlarının farklı etki oluşturmadığı belirlenmiştir [55, 59–62].

Otomatik BPAP cihazı, BPAP cihazı kullanan ancak hava basıncına dayanamayan hastaların hava basıncına olan hassasiyetlerini düzenlemek için kullanılır [31]. Diğer PAP yöntemlerine karşı üstünlüğü henüz ispatlanamamıştır [31].

BPAP-ST cihazı, BPAP cihazının zamanlanmış solunum (spontaneous timed) özelliğini içeren çeşididir [31]. BPAP ile solunumu düzene girmeyen hastalarda kullanılması önerilir [44].

Otomatik hacim garantili basınç desteği (AVAPS – Automatic Volume Assured Pressure Support) yöntemi hastanın soluk alışveriş sırasındaki ihtiyacına göre sabit bir hacim desteği sağlamak için geliştirilmiştir [31]. Servo ventilatörler ise BPAP çalışma prensibine dayanır [31]. Ancak başlangıçta cihaza minimum ve maksimum basınç değerlerinin girilmesi gereklidir.

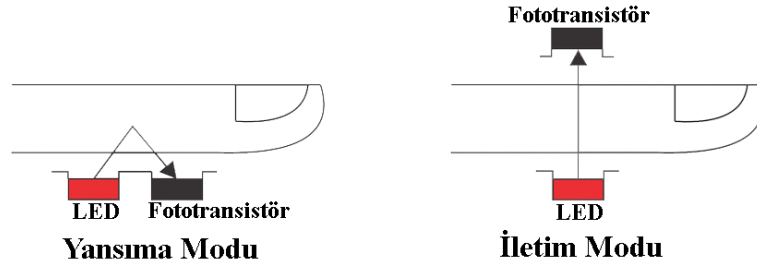
BÖLÜM 3. FOTOPLETİSMOGRAFİ SİNYALİ VE KALP HIZI DEĞİŞKENİNİN İNCELENMESİ

3.1. Giriş

PPG sinyali, vücudun cilde yakın bir bölgesinde akan kanın hacimsel değişimine bağlı olarak nabız, kan oksijen saturasyonu kan basıncı gibi parametreler hakkında bilgi veren noninvaziv, elektrooptik bir metottür [63]. HRV, kalp vurularının zaman aralıklarının analizidir. 24 saatlik bir süre boyunca kalp hızı otonom sinir sistemi tarafından stres, dinlenme, rahatlama ve uyku gibi iç ve dış tetikleyicilere cevap olarak devamlı olarak ayarlanır. HRV'nin bu değişimi ile uyku kalitesi, OSA ilişkili hipertansiyon, uyku / OSA ilgili kardiyak aritmiler gibi durumların teşhisinde yaygın olarak kullanılmaktadır [15]. Bu bölümde PPG sinyalinin oluşumu ve ölçülmesi, HRV'nin PPG sinyalinden türetilmesi aşamaları ile birlikte bu parametreleri inceleme metodları anlatılacaktır.

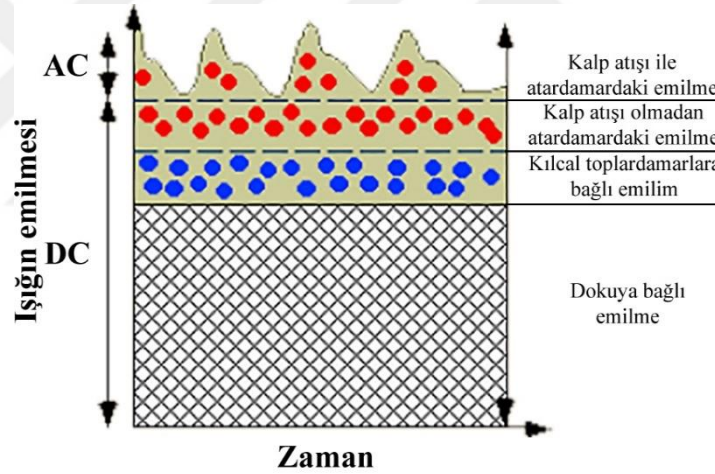
3.2. Fotopletismografi Sinyalinin Oluşumu ve Ölçülmesi

PPG, vücudun herhangi bir yerinden ölçülebilen bir sinyaldir. Ancak parmaktan ölçüm düzenekleri yaygın olarak kullanılır. PPG sinyali, “pulse oksimetre” teknolojisinin temelidir [64]. PPG ölçüm düzeneği temelde iki parçadan oluşur. Düzenek, dalga boyu (λ) bilinen bir ışık göndermeye yarayan Led ve dokuların ışığı soğurmasından sonra kalan ışığı toplamak için tasarlanmış olan fototransistörden oluşur. PPG sinyalinin ölçümü için tasarlanan örnek düzenek Şekil 3.1.'de gösterilmiştir. LED ve fototransistör bulundukları konum itibari ile ölçüm modunun adını belirler. İki parça aynı tarafta ise bu düzeneğe yansıma ile ölçüm modu, farklı tarafta ise iletim ile ölçüm modu denir. PPG sinyalinden kan oksijen saturasyonu ölçümü Şekil 3.1.'deki LED yerine kırmızı ve kızılötesi LED'ler yerleştirilerek yapılabilir [65].



Şekil 3.1. PPG sinyali ölçümü için Yansıma ve İletim Modu

PPG sinyali, alternatif (AC) ve doğru akım (DC) bileşenlerinden oluşur. DC bileşen ışığın deri, kas ve kemiklerden yansıyan kısmıdır. AC bileşen ise, kan damarlarındaki yansımalar sonucunda oluşur. PPG sinyalinin %99'u deri, kas ve kemikten, %0,9'u toplardamardan, %0,1'i ise atardamarlardan gelir [66]. Şekil 3.2.'de PPG sinyalinin AC ve DC bileşenlerinin grafiksel gösterimi verilmiştir.



Şekil 3.2. Işığın, doku ve kan damarlarındaki emilimi [67]

Bu tez kapsamında PPG sinyalleri Şekil 3.3.'de gösterilen SOMNOscreen Plus marka PSG cihazıyla kaydedilmiştir. Sinyalin örnekleme frekansı 128 Hz'dir.

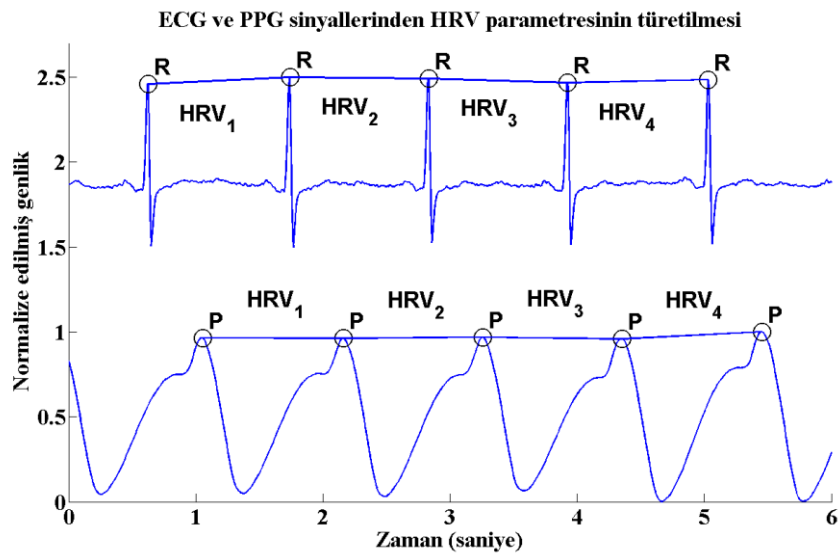
3.3. Kalp Hızı Değişkeni

HRV, kalp atışları arasındaki zamanın incelenmesi sonucu elde edilen bir parametredir. Bu parametre otonom sinir sistemi tarafından stres, dinlenme, rahatlama ve uyku gibi iç ve dış tetikleyicilere bağlı olarak sürekli ayarlanır.



Şekil 3.3. 33 kanal SOMNOscreen Plus PSG cihazı [68]

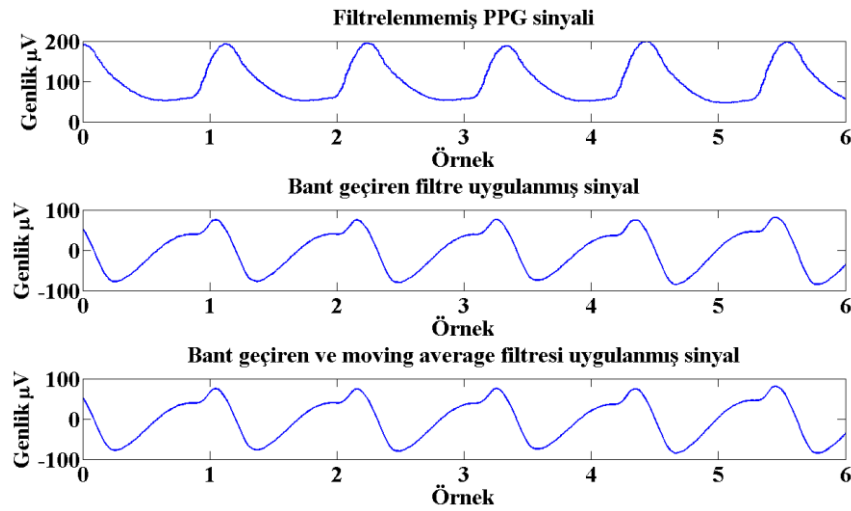
HRV, sıklıkla ECG sinyalinin türetilmesi olmasına rağmen PPG sinyalinin de türetilmesi ispatlanmıştır [69]. Şekil 3.4.'de ECG ve PPG sinyallerinin tepe noktaları gösterilmiştir. HRV, bu tepe noktaları arasında geçen sürenin karşılığıdır. Her tepe arasında hesaplanan parametre HRV dizisinin bir bileşenini oluşturur. HRV'nin birimi saniyedir.



Şekil 3.4. ECG ve PPG sinyallerinden HRV parametresinin türetilmesi

3.4. Sayısal Filtreleme

Bu çalışmada sayısal filtreleme işlemleri için MATLAB “fdatool” kullanılmıştır. PPG sinyali üzerinde oluşan artefakt ve gürültülerin temizlenmesi amacıyla sayısal filtre tasarlanmış ve uygulanmıştır. PPG sinyaline 0,1 – 20 Hz arası Chebyshev Type II bant geçiren filtre ve daha sonra moving average filtre uygulanmıştır. Filtreleme öncesi ve sonrası Şekil 3.5.’te 3 aşamalı olarak gösterilmiştir. Grafikte ilk aşamada filtrelenmemiş sinyal gösterilmiştir. 2. aşamada sinyale sadece 0,1 – 20 Hz arası Chebyshev Type II bant geçiren filtre uygulanarak gösterilmiştir. 3. aşamada ise 0,1 – 20 Hz arası Chebyshev Type II bant geçiren filtre ve moving average filtre uygulanarak gösterilmiştir.



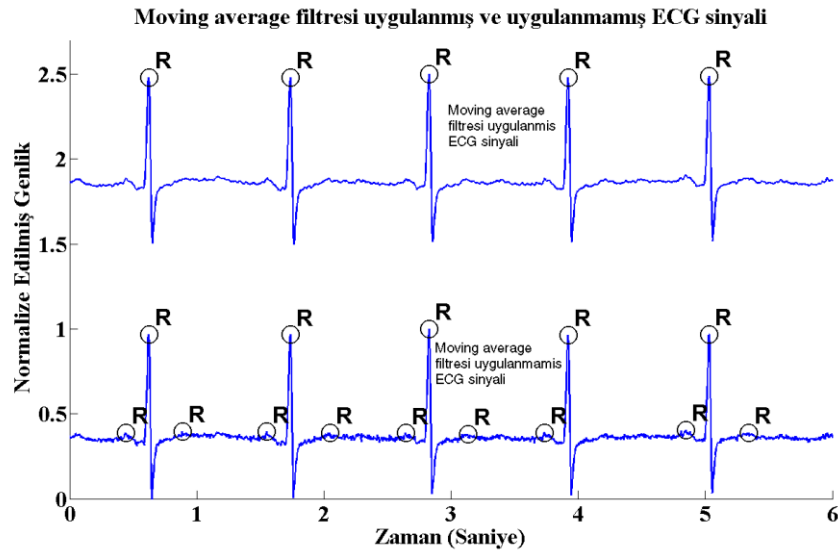
Şekil 3.5. Fotopletismografi sinyaline filtre uygulanması örnekleri

Filtreleme işleminin 0,1 Hz ile başlamasının sebebi, sinyal üzerinde bulunan DC bileşenleri yok etmektir. Bu sayede dokuya bağlı emilme, kılcal toplardamarlara bağlı emilim ve kalp atışları olmadan atardamardaki emilme sebebiyle oluşan DC bileşenler yok edilmiş olacaktır.

MATLAB fdatool ile 7 tane IR (sonsuz dürtü yanıtı), 11 tane FIR (sonlu dürtü yanıtı) filtre tasarımı yapılabilmektedir. Bu filtreleme yöntemleri içerisinde Chebyshev Type II seçilmiştir. Chebyshev filtreleri söndürme bandında dik inişleri sayesinde frekans

geçişlerine hızlı tepki verebilir. Geçiş bandının düz olması ile istenmeyen frekansları daha iyi bastırabilir. Diğer filtrelemlere göre söndürme bandındaki başlangıç inişleri daha keskindir. Bu avantajları sebebiyle bu filtre tasarımı kullanılmıştır [70, 71].

Moving average filtresi, sinyal içerisinde bulunan küçük genliklerin yumuşatılarak temizlenmesi için yapılan basit bir filtreleme yöntemidir. PPG ve PPG'ye benzer şekilde tepe noktalarının bulunması gereken sinyallerde küçük genlikli işaretler yanlış tepe noktalarının bulunmasına sebep olmaktadır. Bu çalışmada bu problemi çözmek için PPG sinyaline moving average filtresi uygulanmıştır. Şekil 3.6.'da moving average filtre uygulaması gösterilmiştir. ECG sinyaline moving average filtresi uygulanmadan R tepeleri bulunmaya çalışıldığında hatalı tepelerin bulunduğu tespit edilmiştir. Ancak moving average filtresi ile bu hatalar giderilmiştir.

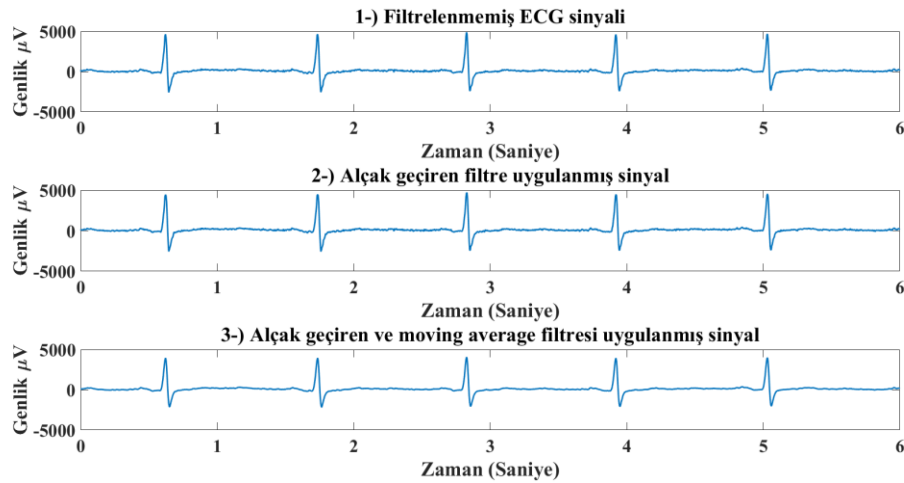


Şekil 3.6. Moving average filtre uygulaması

Şekil 3.7.'de ECG sinyaline uygulanmış farklı filtre uygulamaları gösterilmektedir. 1 numaralı grafikte filtrelenmemiş ECG sinyali, 2 numaralı grafikte alçak geçiren filtre uygulanmış ECG sinyali ve 3 numaralı grafikte alçak geçiren ve moving average filtre uygulanmış ECG sinyali yer almaktadır. 1 numaralı ECG grafiğinde bulunan küçük genliklerin yumuşatıldığı 3 numaralı ECG grafiğinde net bir şekilde gösterilmiştir.

3.5. Kalp Hızı Değişkeninin Türetilmesi

Şekil 3.8’de, 1 numaralı grafikte 5 saniyelik PPG sinyali ve 2 numaralı grafikte bu sinyalden türetilmiş HRV parametreleri gösterilmektedir. PPG sinyalinin örnekleme frekansı $f_s=128$ Hz olmak üzere, sinyalin toplam örnek sayısı $128 \times 5 = 640$ ’dır. HRV’yi türetebilmek için, PPG sinyalinin yerel maksimum noktaları tespit edilmiştir. Tespit edilen 4 yerel maksimum noktaları A_{P1} , A_{P2} , A_{P3} ve A_{P4} Şekil 3.8.’de “*” ile işaretlenmiştir. Bu noktalar kullanılarak hesaplanan HRV dizisinin elemanları olan A_{H1} , A_{H2} ve A_{H3} değerleri de Şekil 3.8.’de 2 numaralı grafikte “*” ile işaretlenmiştir. İşaretlenen bu noktalar işaretlendiği noktanın x eksenindeki karşılığı olan örnek numarasıdır. Örneğin A_{P1} ’in bulunduğu noktanın koordinatları $[105 \ 79,8726]$ iken $A_{P1}=105$ ’dir. A_{P2} ’in bulunduğu noktanın koordinatları ise $[246 \ 80,5023]$ iken $A_{P2}=246$ ’dır.

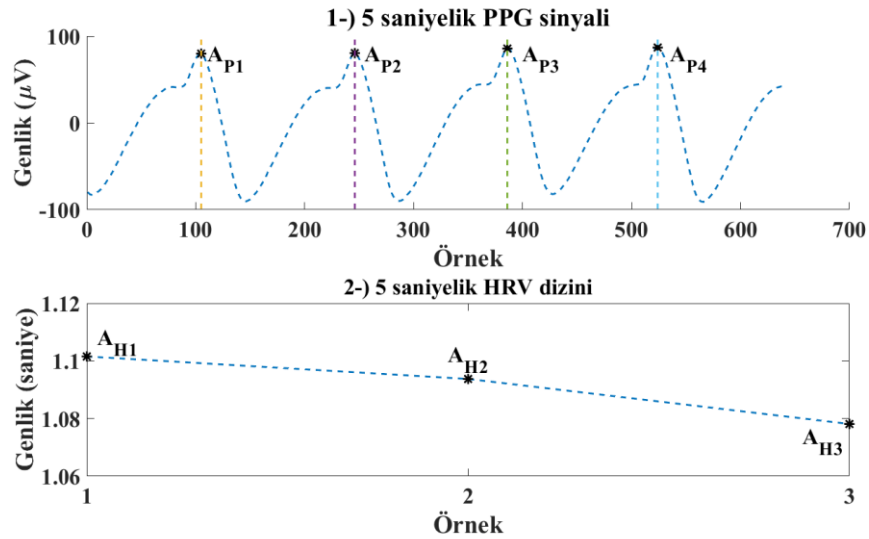


Şekil 3.7. ECG sinyaline uygulanan farklı filtre uygulamaları

N , PPG sinyalinin yerel maksimum noktalarının sayısı ve $i=1,2,3,\dots,(N-1)$ olmak üzere HRV’nin A_H katsayıları Denklem 3.1’deki gibi hesaplanmıştır. Oluşan HRV dizinin katsayıları A_H serisidir. A_H ’ın eleman sayısı $N-1$ adettir. A_{H1} için örnek bir hesaplama Denklem 3.1’de gösterilmiştir.

3.6. Fotopletismografi Sinyalini ve Kalp Hızı Değişkenini İnceleme Metotları

Her biyolojik sinyalde olduğu gibi PPG sinyali de karakteristik ve istatistiki özelliklerine göre incelenebilir. Bu özellikler kullanılarak vücuda ait belirli durumların tespiti yapılabilir. Örneğin PPG sinyalinin genliklerine bakılarak solunumda meydana gelen anormal olaylar tespit edilebilir [72]. Literatürde PPG sinyaline ait 20’den fazla karakteristik özellik vardır [64]. Şekil 3.9.’da PPG sinyaline ait, literatürde en sık kullanılan karakteristik özellikler gösterilmiştir. Bu özelliklere ek olarak sinyalin bazı istatistiki özellikleri inceleme sırasında kullanılır.

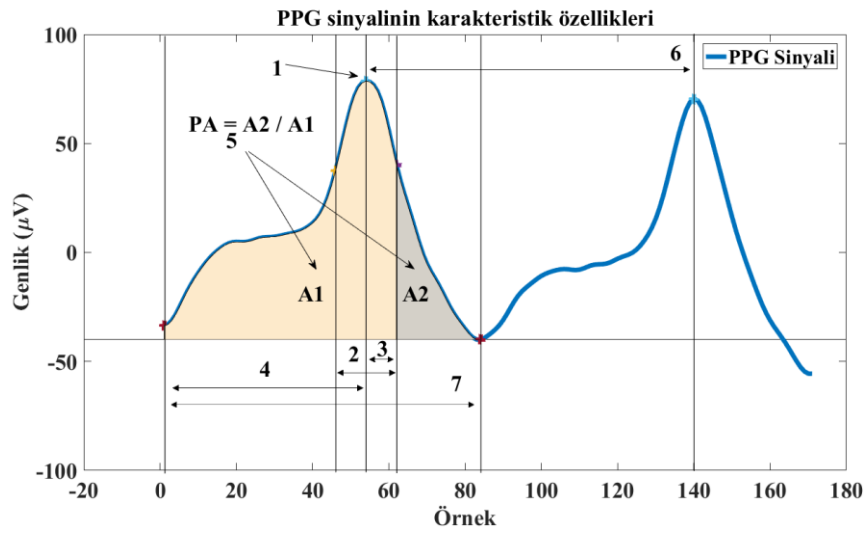


Şekil 3.8. PPG sinyalinden HRV parametrelerinin türetilmesi

$$A_{H(i)} = \frac{A_{P(i+1)} - A_{P(i)}}{fs} \rightarrow A_{H1} = \frac{A_{P2} - A_{P1}}{fs} = \frac{246 - 105}{128} = 1,1016 \text{ saniye} \quad (3.1)$$

Şekil 3.9.’daki numaralı özellikler şu şekilde açıklanabilir. 1 numaralı özellik PPG sinyalinin karakteristik özelliklerinden biri olan Systolic peak değeridir. Dicrotic notch, PPG sinyalinin diğer bir karakteristik özelliğidir. Ancak her sinyalde bulunmayabilir. Gerçek zamanlı çalışan sistemlerde bu özelliği bulmak için çalışan kodlar hataya neden olabilir. Bu sebeple, çalışmaya dahil edilmemiştir. 2 numaralı özellik Systolic peak genliğinin yarıya indiği andaki bant genişliğinin saniye cinsinden

değerini temsil etmektedir. 3 numaralı özellik Systolic peak genliğinden Systolic peak genliğinin yarıya indiği noktaya kadar geçen sürenin saniye cinsinden değeridir. 4 numaralı özellik bir PPG sinyalinin başlangıcından Systolic peak genliğine kadar geçen süreyi temsil eder. 5 numaralı özellik A1 ve A2 alanlarının birbirlerine oranıdır. Bu değer $PA=A2/A1$ olarak hesaplanır. 6 numaralı özellik iki Systolic peak arasında geçen süreyi temsil eder. 7 numaralı özellik bir PPG sinyalinin başlangıç ve bitişi arasında geçen süreyi temsil eder. Tüm süreler saniye cinsinden hesaplanmıştır.



Şekil 3.9. PPG sinyalinin karakteristik özellikleri

PPG sinyalinin Şekil 3.9.'daki özelliklerine ek olarak her periyodun istatistiksel özellikleri incelenebilir. Sinyale ait ortalama, standart sapma, varyans, minimum ve maksimum gibi değerler istatistiksel özellikler sayılabilir. Bu özelliklerin sayısını arttırmak mümkündür.

HRV parametreleri çıkarıldıktan sonra inceleme yöntemleri biyolojik sinyallerle benzerlik gösterir. Her sinyalde olduğu gibi özellik çıkarımı yapılır. Ancak HRV'ye ait karakteristik özellikler pek fazla olmadığı için istatistiksel özellikler tercih edilir. Bu tez çalışması kapsamında da HRV'ye ait istatistiksel özellikler kullanılmıştır. HRV'den çıkarılan istatistiksel özellikler ilerleyen bölümlerde detaylı olarak anlatılmıştır.

BÖLÜM 4. KULLANILAN VERİ KÜMESİ

4.1. Giriş

Bu bölümde tez çalışması kapsamında kullanılan veri seti, hastalara ait demografik bilgiler, uyku evreleme ve solunum skora işlemi için ayrılan veri setleri anlatılacaktır.

4.2. Verilerin Toplanması

Çalışmada kullanılan veri tabanı Sakarya Hendek Devlet Hastanesi Göğüs Hastalıkları Uyku Laboratuvarında oluşturulmuştur. Çalışmanın yapılabilmesi için Sakarya Üniversitesi Tıp Fakültesi Dekanlığından 16214662/050.01.04/70 sayılı etik kurulu raporu ve T.C. Sağlık Bakanlığı Türkiye Kamu Hastaneleri Kurumu Sakarya İli Kamu Hastaneleri Birliği Genel Sekreterliğinden 94556916/904/151.5815 sayılı veri kullanım izni alınmıştır.

Veri tabanı 10 bireyin tüm gece boyunca, SOMNOscreen Plus marka PSG cihazı ile kaydı alınarak elde edilen 33 kanal veriden oluşmaktadır. Ancak çalışma sadece PPG sinyalleri ile gerçekleştirilmiştir. PPG verileri karın bölgesine yerleştirilen transdüser yardımıyla alınmıştır. PPG sinyali için örnekleme frekansı 128 Hz'dir. Veriler alınırken hastanın uyuyabileceği laboratuvar ortamı sağlanmış ve hastalar yaklaşık 7 – 8 saat boyunca uyumuştur. Çalışmada yer alan bireylere ait demografik bilgiler Tablo 4.1.'de gösterilmiştir. Tablo 4.2.'de ise demografik bilgiler standart sapma ve ortalama cinsinden gösterilmiştir.

Tez çalışmasında PPG sinyali ve HRV kullanılmıştır. HRV'nin PPG sinyalinden nasıl türetilmesi gerektiği adımları bölüm 3'te detaylı bir şekilde anlatılmıştır. PPG sinyali ve HRV'ye ait özelliklerin çıkarılması bölüm 5'te detaylı bir şekilde anlatılacaktır.

Çıkarılan özelliklerin en verimli olanlarının kullanılması için özellik seçme algoritması kullanılmıştır. Kullanılan bu algoritma yine bölüm 5’te detaylı bir şekilde anlatılacaktır. Çıkarılan özellikler ile uyku evreleri ve solunum skorları arasında ilişkilendirme yapılacaktır. İlişkilendirme hem istatistiksel olarak hem de sınıflandırma algoritmaları ile gerçekleştirilmiştir. İstatistiksel sinyal işleme ve sınıflandırma algoritmaları bölüm 6’da detaylı bir şekilde anlatılacaktır.

Tablo 4.1. Bireylere ait demografik bilgiler

Birey Numarası	Cinsiyet	Yaş (Yıl)	Ağırlık (kg)	Boy (cm)	Vücut Kitle İndeksi (kg/m ²)	Apne Hipopne İndeksi (AHI)
1	Kadın	61	101	163	38,0	18
2	Erkek	58	107	174	35,3	35,6
3	Erkek	55	92	174	30,4	30,1
4	Erkek	34	108	168	38,3	35,7
5	Erkek	64	98,1	175	32	12,7
6	Erkek	54	105	174	34,7	7,8
7	Kadın	58	117	167	42	10,9
12	Kadın	51	100	160	39,1	11,7
19	Kadın	62	90	160	35,2	5,8
27	Kadın	63	110	160	43	1,2

Tablo 4.2. Bireylere ait demografik bilgilerin standart sapma ve ortalama cinsinden (std±ort) gösterilmesi

Bilgiler	Erkek n ₁ =5			Kadın n ₂ =5			Tüm Bireyler n=n ₁ +n ₂ =10		
	std	±	ort	std	±	ort	std	±	ort
Yaş (Yıl)	53	±	11,31	59	±	5	56	±	8,79
Ağırlık (kg)	102	±	6,80	104	±	10	103	±	8,28
Boy (cm)	173	±	2,83	162	±	3	168	±	6,43
Vücut Kitle İndeksi (kg/m ²)	34	±	3,06	39	±	3	37	±	4,05
Apne Hipopne İndeksi (AHI)	24	±	13,21	10	±	6	17	±	12,52

std: standart sapma, ort: ortalama

4.2.1. Uyku evreleme veri seti

Uyku evreleme işleminin nasıl yapıldığı Bölüm 2.3.1’de detaylı bir şekilde anlatılmıştır. Anlatılan uyku evreleme kurallarına göre mevcut kayıtlar uzman doktor Cahit BİLGİN tarafından etiketlenmiştir. Kullanılan uyku etiketleri W, N1, N2, N3 ve REM’dir. Solunum skorlama işlemi için uyku ve uyanıklık hallerinin belirlenmesi yeterli olduğu için N1, N2, N3 ve REM uyku hali (Sleep – S) olarak tek bir etiket ile etiketlenmiştir. Bu sayede toplamda W ve S olmak üzere iki uyku etiketi kullanılmıştır. Tablo 4.3.’te her bir bireyden alınan W ve S evreleri sayıları gösterilmiştir. Her bir evre 30 saniyelik epokları temsil etmektedir. Tüm bireylerden toplam 1482 uyanık epogu, 6953 uyku epogu elde edilmiştir.

Tablo 4.3. Uyku evreleri ve solunum skorlama veri sayıları

Birey Numarası	Cinsiyet	Uyku Evreleme		Solunum Skorlama	
		Uyanık (Epok)	Uyku (Epok)	Apne	Kontrol
1	Kadın	43	835	122	31
2	Erkek	103	749	234	48
3	Erkek	139	680	191	59
4	Erkek	90	751	268	21
5	Erkek	566	256	19	49
6	Erkek	11	838	57	256
7	Kadın	230	606	100	72
12	Kadın	76	767	78	234
19	Kadın	127	659	48	187
27	Kadın	97	812	8	276
Toplam		1482 (1481)	6953 (1481)	1125	1233

Her bir uyku epogu 30 saniyelik kayıt içerir.

Her bir solunum kaydı (Apne, kontrol) en az 10 saniyelik kayıt içerir.

Tablo 4.4.’te uyku evreleme verilerinin erkek ve kadınlara göre dağılımları gösterilmiştir. Buna göre, erkek ve kadınların dağılımları oldukça yakındır. Bu anlamda çalışma her iki grubu da kapsadığı için güvenilirliği yüksek denilebilir.

Tablo 4.3. ve Tablo 4.4.’e bakıldığında uyku uyanıklık verilerinin dengesiz dağılıma sahip olduğu görülmektedir. Bu şekildeki dengesiz verilerin sınıflandırılması için birçok yol vardır. Bunlardan biri fazla olan veriden örnek seçerek az olan veri sayısı ile dengelemektir [73]. Dengesiz veriler ile yapılan sonuçlarda, sonuçların doğruluk

oranı, sayısı yüksek olan gruba doğru kaymakta ve sayısı az olan grupta daha fazla yanlışlar tespit edilmektedir [74, 75]. Bu çalışmada oluşabilecek bu sorunun önüne geçmek için çok olan veri kümesinden sistematik örnekleme teoremine göre örnek seçilmiş ve veri sayısı dengelenmiştir. Ancak, istatistiksel analizde veri dengeleme işlemi yapılmamıştır. Tablo 4.3. ve Tablo 4.4.’de toplam sütununda 1482 (1481) ve 6953 (1481) sayıları yer almaktadır. Parantez içerisindeki veri sayıları sistematik örnekleme sonrasında elde edilen veri sayılarıdır.

Tablo 4.4. Verilerin erkek ve kadınlara göre dağılımları

Uyku Evreleme			
Etiket	Erkek	Kadın	Toplam
Uyanık (Epok)	909	573	1482 (1481)
Uyku (Epok)	3274	3679	6953 (1481)
Toplam	4183	4252	8435
Solunum Skorlama			
Apne	769	356	1125
Kontrol	433	800	1233
Toplam	1202	1156	2358

4.2.1. Solunum skorlama veri seti

Solunum skorlama işlemi, uyku evreleme işlemi sonrasında uzman doktor Cahit BİLGİN tarafından Bölüm 2.3.2’de anlatıldığı üzere yapılmıştır. Solunum skorlamada kullanılan solunum etiketleri; obstrüktif apne, hipopne, mikst apne ve santral apnedir. OSA teşhisi için hesaplanan AHI, apne çeşitlerinin toplam sayısının uyku süresine bölünmesi ile elde edilir. Bu formüle göre apne çeşitlerinin AHI indeksi hesabında etkisi olmadığı söylenebilir. Ayrıca obstrüktif apne ve hipopne kayıtlarının karşılaştırıldığı bir çalışmada apne çeşitleri arasında istatistiksel olarak anlamlı bir fark olmadığı tespit edilmiştir [72]. Bu yüzden bu tez çalışmasında tüm solunum etiketleri genel olarak solunum durması adı altında birleştirilmiştir. Böylece incelenen sinyale verilecek olan solunum etiketi, “solunum durması var” ya da “solunum durma yok” şeklinde güncellenmiştir.

Bir kaydın “solunum durması var” şeklinde etiketlenebilmesi için kaydın en az 10 saniyelik uzunlukta olması gerekmektedir. Çalışmadaki kayıtların süreleri en az 10 saniyedir. Alınan solunum kayıtlarının sürelerine ilişkin özet bilgiye Tablo 4.5.’te yer

verilmiştir. Tabloda apne ve kontrol gruplarından alınan kayıtların süreleri ortalama ve standart sapma cinsinden ifade edilmiş ve veri dağılımları hakkında detaylı bilgi verilmiştir.

Tablo 4.5. Anormal solunum olaylarının süreleri

Solunum Skorlama									
Sınıf	Epok Sayıları ve Süreleri								
		Kadın			Erkek			Tüm Bireyler	
Apne	Epok	356			769			1125	
	Süre (sn)	32,0219	±	14,3459	23,8934	±	10,2011	26,4656	± 12,2641
Kontrol	Epok	800			433			1233	
	Süre (sn)	24,8703	±	11,858	25,987	±	12,6832	25,2625	± 12,1607

Solunum skorlamada her epok en az 10 saniyelik kayıt içerir. sn: saniye.

Çalışmada kullanılan verilerin sayıları ve istatistiksel olarak dağılımları, Tablo 4.3. ve Tablo 4.4.'te gösterilmiştir. Solunum skorlama verileri, erkek (1202) ve kadın (1156) grupları, sayısal dağılımlar bakımından birbirine yakındır. Bu sayede grupların düzgün dağıldığı rahatlıkla görülebilir. Ayrıca apne (1125) ve kontrol (1233) grup verileri de dengeli dağılmıştır.

Çalışmanın sağlıklı bir şekilde gerçekleştirilebilmesi için solunum etiketlerine karşılık kontrol grubu oluşturulmuştur. Kontrol grubunun solunum etiketi “solunum durması yok” şeklindedir. Bu kayıtların sayılarına ilişkin bilgiler Tablo 4.3., Tablo 4.4. ve Tablo 4.5.'de özetlenmiştir. Kontrol grubu için alınan kayıtlar solunum durmalarında olduğu gibi en az 10 saniye uzunluğundadır.

BÖLÜM 5. ÖZELLİK ÇIKARMA

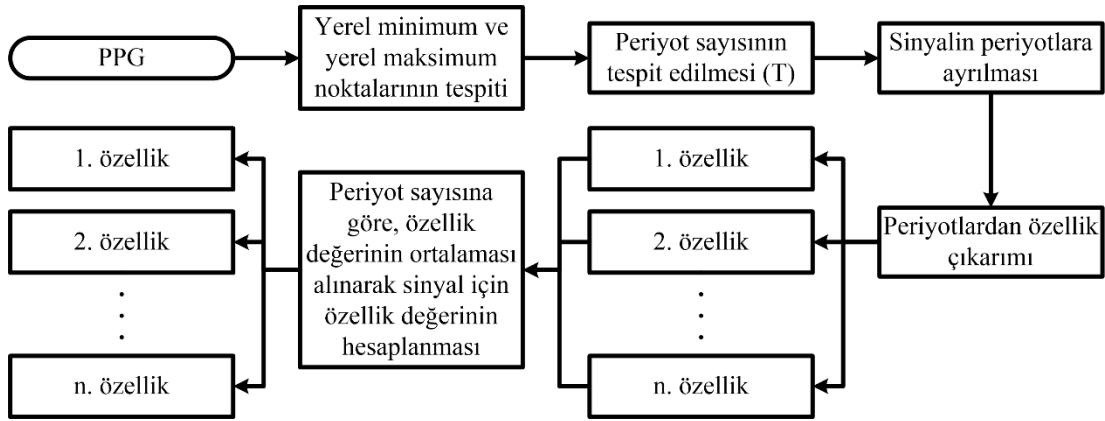
5.1. Giriş

Bu bölümde, çalışmada kullanılan PPG sinyali ve HRV'den çıkarılan özellikler anlatılacaktır. Anlatılacak olan özellik çıkarma işlemleri hem uyku evreleme hem de solunum skorlama işlemleri için ortak olarak gerçekleştirilecektir. İki grup arasında tek fark, özelliği çıkarılan sinyalin uzunluğudur. Uyku evrelemede kayıtlar standart olarak 30 saniyelik parçalara bölünür. Solunum skorlamada ise kayıt süreleri minimum 10 saniyedir. Bu süre 120 saniyeye kadar da çıkabilir. Sürelerin bu farklılığı özellik çıkarma işleminde farklılık oluşturmamaktadır.

5.2. Özellik Çıkarması

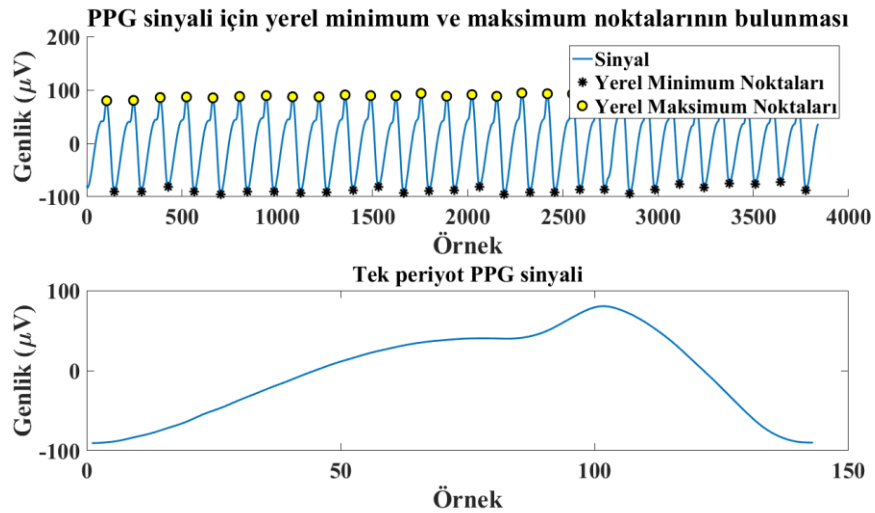
PPG sinyalinden HRV'nin türetilmesi Bölüm 3.5.'de anlatılmıştır. Bu bölümde ise PPG sinyali ve HRV'den çıkarılan özellikler ve özellik çıkarma aşamaları detaylı bir şekilde anlatılacaktır. PPG sinyalinden 36 tanesi zaman domeninde, 10 tanesi frekans domeninde olmak üzere toplam 46; HRV'den 30 tanesi zaman domeninde, 10 tanesi frekans domeninde olmak üzere toplam 40 özellik çıkartımı yapılmıştır. PPG sinyali ve HRV'den çıkarılan özelliklerin bazılarının ortak olması sebebiyle bazı yerlerde ortak anlatım yapılmıştır.

PPG sinyalinden özellik çıkarma işleminin nasıl yapıldığı Şekil 5.1.'deki akış diyagramında ayrıntılı bir biçimde gösterilmiştir. Akış diyagramına göre ilk olarak PPG sinyalinin yerel minimum ve yerel maksimum noktaları tespit edilir. Tespit edilen yerel minimum ve yerel maksimum noktalarına göre sinyal periyotlara ayrılır. Sinyalin yerel minimum noktaları periyotların başlangıç ve bitiş noktaları olarak kabul edilmiştir. Sinyalin periyot sayısı T , yerel minimum sayısı $LOCMIN$ olmak üzere sinyalin periyot sayısı $T=LOCMIN-1$ olarak hesaplanabilir.



Şekil 5.1. PPG sinyalinden özellik çıkartımı için akış diyagramı

Şekil 5.2.'de 30 saniyelik bir PPG sinyalinin yerel minimum ve maksimumlarının tespit edilmesi gösterilmiştir. Yine aynı şekilde tespit edilen yerel minimum noktalarına göre periyotlarına ayrılmış sinyalin ilk periyodu gösterilmiştir. Şekil 5.2.'deki 30 saniyelik PPG sinyalinin periyot sayısı, sinyalin yerel minimum sayısına göre $T = \text{LOCMIN} - 1 = 28 - 1 = 27$ olarak bulunabilir.



Şekil 5.2. PPG sinyalinin yerel minimum ve maksimum noktalarının tespit edilmesi ve tek periyot PPG sinyali

Şekil 5.2.'deki 30 saniyelik PPG sinyali 27 periyoda ayrılmıştır. Bu sinyalden çıkartılacak ilk özellik, Şekil 5.1.'deki akış diyagramına göre, 27 periyottan ayrı ayrı elde edilir ve ortalaması alınarak 30 saniyelik PPG sinyalinin bir özelliği olarak kaydedilir. Bu işlem her özellik çıkartımı için tekrarlanmıştır. Örnek verilecek olursa, PPG sinyalinden çıkarılan özelliklerden bir tanesi sinyalin standart sapmasıdır.

Standart sapma değeri hesaplanırken, elde edilen 27 periyottan ayrı ayrı standart sapma değerleri hesaplanır ve 27 standart sapma değerinin ortalaması alınarak epöğa ait tek standart sapma değeri elde edilmiş olur. PPG sinyalinde çıkarılan her özellik için bu işlem adımları tekrarlanmıştır. Bu işlem sayesinde özelliklerin minimum hata oranıyla elde edilmesi sağlanmış olur.

5.2.1. Fotopletismografi sinyalinin karakteristik özellikleri

Literatürde yapılan çalışmalarda PPG sinyalinde pek çok farklı özellik çıkartımı yapılmıştır [13, 16, 25, 28, 64, 72, 76–78]. Bu özelliklerin bazıları sinyalin şekline bağlı olarak hesaplanan özelliklerdir [13]. Bunlara karakteristik özellikler denir. Bu çalışmada PPG sinyalinde toplam 46 özellik çıkartımı yapılmıştır. Çıkarılan ilk 7 özellik sinyalin karakteristik özelliği olup Şekil 3.9.'da numaralandırılarak gösterilmiş olup özellik detayı Bölüm 3.6.'da verilmiştir.

5.2.2. Fotopletismografi sinyali ve kalp hızı değişkenine ait istatistiksel özellikleri

İstatistiksel özellik, belirli bir uzunluğa sahip sinyale ait tanımlayıcı ölçüler kullanılarak elde edilen genel parametre değerleridir. Örneğin 2 saniyelik ECG sinyalinin ortalaması bu sinyale ait istatistiksel bir özelliktir. Bu çalışmada PPG sinyali ve HRV'ye ait bazı özellikler ortak çıkarılmıştır. Çıkarılan özellikler aynı olması sebebiyle anlatım ortak yapılacaktır.

PPG sinyalinde zaman domeninde 29 tane, HRV'den ise 30 tane istatistiksel özellik çıkartımı yapılmıştır. PPG sinyalinde zaman domeninde çıkarılan 8-36 numaralı özellikler ve HRV'den zaman domeninde çıkarılan 1-30 numaralı özellikler Tablo 5.1.'de hesaplama formülleri ile birlikte verilmiştir. "*" işaretli özellikler hazır MATLAB ile hesaplanmıştır [79]. Formüllerde gösterilen x, sinyali temsil etmektedir. Bazı özellikler "PPG/HRV Özellik Numarası" sütununda "-" şeklinde gösterilmiştir. Örneğin "Normallik Test p" özelliği "PPG Özellik Numarası" sütununda "-" ile, "HRV Özellik Numarası" sütununda "27" ile gösterilmiştir. Bu gösterim, bu özelliğin HRV için hesaplandığı, ancak PPG Sinyali için hesaplanmadığı anlamına gelir.

HRV 26-27 numaralı özellikler Kolmogorov-Smirnov Normallik Testi sonucu elde edilen özelliklerdir. Kolmogorov-Smirnov Normallik Testi, dağılımların normal dağılıp dağılmadığını test etmek amacıyla kullanılan en yaygın test yöntemlerinden biridir [80]. Test sonucunda elde edilen p değeri istatistiki olasılık değeridir. H ise hipotez değeridir. $h=0$ ise H_0 hipotezini, $h=1$ ise H_1 hipotezini temsil etmektedir. $p<0,05$ değerinin altında olması durumunda $h=1$, $p>0,05$ durumunda ise $h=0$ olarak belirlenir.

PPG'ye ait 32-33, HRV'ye ait 28-29 numaralı özellikler işaret testi sonucu elde edilen özelliklerdir. İşaret testi, evren ortalaması önemlilik testinin parametrik olmayan karşılığıdır [80]. Örneklemin çekildiği evrenin normal dağılım göstermediği durumlarda kullanılabilen bir testtir [80]. Tek periyotluk PPG sinyali normal dağılım göstermediği için bu test kullanılmıştır. İşaret testi, evren ortancasının belirli değere eşit olup olmadığını test eder. Elde edilen p değeri istatistiki olasılık değeridir. H ise hipotez değeridir. $h=0$ ise H_0 hipotezini, $h=1$ ise H_1 hipotezini temsil etmektedir. $p<0,05$ değerinin altında olması durumunda $h=1$, $p>0,05$ durumunda ise $h=0$ olarak belirlenir.

Tablo 5.1.'de PPG'nin 13-15 ve HRV'nin 6-8 numaralı özellikleri Hjort metodu ile çıkarılmıştır. Hjorth parametreleri, bir x işaretini zaman domeninde temsil etmek için türetilen üç farklı parametredir. Bu parametreler, Aktivite, Hareketlilik ve Karmaşıklık parametreleridir. Formüllerde S^2 , x sinyalinin varyansını, S_1^2 , x sinyalinin 1. türevinin varyansını, S_2^2 , x sinyalinin 2. türevinin varyansını temsil eder.

5.2.3. Fotopletismografi sinyali ve kalp hızı değişkenine ait enerji seviyesi özellikleri

Çalışmada istatistiksel özelliklere ek olarak PPG sinyali ve HRV'ye ait alt frekans bantlarındaki enerji miktarları belirlenerek frekans domeni özellikleri olarak kullanılmıştır.

Tablo 5.1. PPG sinyali ve HRV için istatistiksel zaman domeni özellikleri

PPG Özellik Numarası	Özellik	Formül	HRV Özellik Numarası
8	Ortalama	$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i = \frac{1}{n} (x_1 + \dots + x_n)$	1
9	Standart sapma	$S = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}$	2
10	Ortalama eğri uzunluğu	$CL = \frac{1}{n} \sum_{i=2}^n x_i - x_{i-1} $	3
11	Ortalama enerji	$E = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2$	4
12	Ortalama Teager enerjisi	$TE = \frac{1}{n} \sum_{i=3}^n (x_{i-1}^2 - x_i x_{i-2})$	5
13	Hjort parametresi - Aktivite	$A = S^2$	6
14	Hjort parametresi - Hareketlilik	$M = S_1^2 / S^2$	7
15	Hjort parametresi - Karmaşıklık	$C = \sqrt{(S_2^2 / S_1^2)^2 - (S_1^2 / S^2)^2}$	8
-	* Maksimum	$x_{max} = \max(x_i)$	9
16	Çarpıklık (Skewness)	$x_{ske} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^3}{(n-1)S^3}$	10
17	Basıklık (Kurtosis)	$x_{kur} = \frac{\sum_{i=1}^n (x(i) - \bar{x})^4}{(n-1)S^4}$	11
18	Şekil faktörü	$SF = X_{rms} / \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sqrt{ x_i } \right)$	12
19	* Minimum	$x_{min} = \min(x_i)$	13
20	Ortalama karakök değeri (Root mean squared value)	$X_{rms} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i ^2}$	14
21	* Tekil değer ayrışımı (Singular value decomposition)	$SVD = \text{svd}(x)$	15
22	Medyan	$\tilde{x} = \begin{cases} \frac{x_{n+1}}{2} & : x \text{ tek} \\ \frac{1}{2} (x_{\frac{n}{2}} + x_{\frac{n}{2}+1}) & : x \text{ çift} \end{cases}$	16
23	Geometrik ortalama	$G = \sqrt[n]{x_1 \times \dots \times x_n}$	17
24	Harmonik ortalama	$H = n / \left(\frac{1}{x_1} + \dots + \frac{1}{x_n} \right)$	18
25	* %25 kırılmış ortalama	$T25 = \text{trimmean}(x, 25)$	19
26	* %50 kırılmış ortalama	$T50 = \text{trimmean}(x, 50)$	20
27	Aralık R	$R = x_n - x_1$	21

Tablo 5.1. (Devamı)

PPG Özellik Numarası	Özellik	Formül	HRV Özellik Numarası
28	* Çeyrekler arası genişlik (Interquartile Range)	$IQR = iqr(x)$	22
29	* Ortalama ya da meydan mutlak sapma (Mean or Median Absolute Deviation)	$MAD = mad(x)$	23
30	* Moment, merkezi moment	$CM = moment(x,10)$	24
31	Değişim katsayısı (Coefficient of Variation)	$DK = (S / \bar{x})100$	25
-	* Normallik testi p	$[p, h] = kstest(x)$	26
-	* Normallik testi $h_{1,0}$		27
32	* İşaret testi p	$[p, h] = signtest(x)$	28
33	* İşaret testi $h_{1,0}$		29
34	Standart hata	$S_{\bar{x}} = S / \sqrt{n}$	30
35	Epok içindeki yerel maksimum sayısı	Y_{Maks}	-
36	Epok içindeki yerel minimum sayısı	Y_{Min}	-

* işaretli özellikler hazır MATLAB kodları ile çıkarılmıştır.

Frekans domeni özellikleri çıkartılırken, ilk olarak sinyallere ait alt frekans bantları çıkartılmıştır. PPG ve HRV sinyallerine ait alt frekans bantları Tablo 5.2.'de gösterildiği gibidir [16, 77].

Çalışmada, PPG sinyali alçak frekans bandı (LF), orta frekans bandı (MF) ve yüksek frekans bandı (HF) olmak üzere 3 farklı alt frekans bandına ayrılmıştır. PPG sinyali PPG ile, LF bandı PPG_{LF} , MF bandı PPG_{MF} ve HF bandı PPG_{HF} ile temsil edilmektedir. HRV ise, çok alçak frekans bandı (VLF), alçak frekans bandı (LF) ve yüksek frekans bandı (HF) olmak üzere 3 farklı alt frekans bandına ayrılmıştır. HRV ile, VLF bandı HRV_{VLF} , LF bandı HRV_{LF} ve HF bandı HRV_{HF} ile temsil edilmektedir.

Tablo 5.2. PPG ve HRV sinyallerinin alt frekans bantları aralıkları

PPG Aralık (Hz)	Frekans Bandı Adı	HRV Aralık (Hz)
-	VLF Çok alçak frekans bandı	0,0033 – 0,04
0,04 – 0,15	LF Alçak frekans bandı	0,04 – 0,15
0,09 – 0,15	MF Orta frekans bandı	-
0,15 – 0,6	HF Yüksek frekans bandı	0,15 – 0,4

PPG ve HRV alt frekans bantlarının elde edilebilmesi için ilgili frekans bant aralıklarına sahip IIR-Chebyshev Type II bant geçiren filtre tasarımı yapılmış ve sinyallere uygulanmıştır. Uygulamanın ardından PPG ve HRV'den 3 alt frekans bandı elde edilmiştir. PPG ve HRV'ye ait 6 alt frekans bandı ile birlikte toplam 8 vektör elde edilmiştir. Frekans özelliklerinin hesaplanması için bu sinyallerin enerjileri hesaplanmıştır. Enerji hesabı Denklem 5.1'e göre yapılmıştır. Burada x , enerjisi hesaplanan sinyali temsil etmektedir.

$$E = \sum_{i=-\infty}^{\infty} |x[i]|^2 \quad (5.1)$$

Hesaplanan enerjiler şu simgeler ile gösterilmiştir. E_{PPG} PPG sinyalinin enerjisini, $E_{PPG_{LF}}$ PPG'nin LF alt frekans bandı enerjisini, $E_{PPG_{MF}}$ PPG'nin MF alt frekans bandı enerjisini, $E_{PPG_{HF}}$ PPG'nin HF alt frekans bandı enerjisini, E_{HRV} HRV'nin enerjisini, $E_{HRV_{VLF}}$ HRV'nin VLF alt frekans bandı enerjisini, $E_{HRV_{LF}}$ HRV'nin LF alt frekans bandı enerjisini, $E_{HRV_{HF}}$ HRV'nin HF alt frekans bandı enerjisini temsil etmektedir. Hesaplanan özellikler numaralandırılarak Tablo 5.3.'de gösterilmiştir.

Tablo 5.3. PPG sinyali ve HRV için frekans domeni özellikleri

PPG Özellik Numarası	Formül	Özellik	Formül	HRV Özellik Numarası
37	E_{PPG}	Sinyal enerjisi	E_{HRV}	31
-	-	VLF alt frekans bandı enerjisi	$E_{HRV_{VLF}}$	32
38	$E_{PPG_{LF}}$	LF alt frekans bandı enerjisi	$E_{HRV_{LF}}$	33
39	$E_{PPG_{MF}}$	MF alt frekans bandı enerjisi	-	-
40	$E_{PPG_{HF}}$	HF alt frekans bandı enerjisi	$E_{HRV_{HF}}$	34
41	$E_{PPG_{LF}} / E_{PPG}$	Alt frekans bandı enerji oranları	$E_{HRV_{VLF}} / E_{HRV}$	35
42	$E_{PPG_{MF}} / E_{PPG}$	Alt frekans bandı enerji oranları	$E_{HRV_{LF}} / E_{HRV}$	36
43	$E_{PPG_{HF}} / E_{PPG}$	Alt frekans bandı enerji oranları	$E_{HRV_{HF}} / E_{HRV}$	37
44	$E_{PPG_{LF}} / E_{PPG_{MF}}$	Alt frekans bandı enerji oranları	$E_{HRV_{VLF}} / E_{HRV_{LF}}$	38
45	$E_{PPG_{LF}} / E_{PPG_{HF}}$	Alt frekans bandı enerji oranları	$E_{HRV_{VLF}} / E_{HRV_{HF}}$	39
46	$E_{PPG_{MF}} / E_{PPG_{HF}}$	Alt frekans bandı enerji oranları	$E_{HRV_{LF}} / E_{HRV_{HF}}$	40

BÖLÜM 6. İSTATİSTİKSEL SINYAL İŞLEME, ÖZELLİK SEÇME VE SINIFLANDIRMA ALGORİTMALARI

6.1. Giriş

Tez çalışmasının bu bölümünde verilerin işlenmesi için kullanılan yöntemlere yer verilmiştir. Verilerin istatistiksel analizi için Mann-Whitney U Testi ve Eta Korelasyon Katsayısı hesabı yapılmıştır. Özellik seçme algoritması olarak F-score özellik seçme algoritması kullanılmıştır. Sınıflandırma işlemleri için ise, kNN, MLFFNN, PNN, SVMs ve topluluk sınıflandırıcısı kullanılmıştır.

Çalışmada kullanılan bilgisayarın özellikleri Tablo 6.1. özetlenmiştir.

Tablo 6.1. Tez çalışmasında kullanılan bilgisayarın özellikleri

İşlemci	Intel® Core™ i5-3570K CPU @ 3,40GHz
Bellek (RAM)	32 GB 1600 MHz
Sistem türü	64 bit İşletim Sistemi, x64 tabanlı işlemci
İşletim sistemi	Windows 10
Ekran Kartı	AMD Radeon HD 6790 GDDR5 1 GB 256 Bit

Özellik çıkarımı yapıldıktan sonra ilk olarak veriler istatistiksel olarak incelenmiştir. Ardından sınıflandırma işlemi yapılmıştır.

6.2. İstatistiksel Yöntemler

Bu başlık altında verilerin istatistiksel olarak incelenmesi anlatılmıştır. Mann-Whitney U Testi ile istatistiksel olarak gruplar ile özellikler arasında ilişki olup olmadığı belirlenmiş, Eta Korelasyon Katsayısı hesabıyla da ilişki düzeyleri tespit edilmiştir.

6.2.1. Mann-Whitney U testi

T testi, hipotez testlerinde en yaygın olarak kullanılan yöntemdir. T testi ile iki grubun ortalamaları karşılaştırılarak, aradaki farkın rastlantısal mı, yoksa istatistiksel olarak anlamlı mı olduğuna karar verilir [75]. Bu testin yapılabilmesi için gerekli parametrik varsayımların sağlanması gerekmektedir. Bir grup için parametrik test varsayımlar sağlanıyor denildiğinde, grubun normal dağılım gösterdiği, varyansının homojen olduğu ifade edilmiş olur. Parametrik test varsayımlar sağlandığında analizlerde "Varyansların homojenlik testi" ve "İki ortalama arasındaki farkın önemlilik testi" yöntemleri kullanılır. Parametrik test varsayımlarının sağlanmadığı durumda ise "Mann-Whitney U Testi" kullanılır [80]. Çalışmada kullanılan veriler, parametrik test varsayımlarını sağlamadığı için "Mann-Whitney U Testi" ile devam edilmiş ve analizler MATLAB 2016b ile yapılmıştır [81].

Hesaplanan p değerine göre iki grup arasında anlamlı fark olup olmadığı kararına varılmaktadır. $p < 0,05$ ise iki grup arasında anlamlı fark vardır ve p değeri hesaplanan özellik iki grup için ayırt edicidir denilebilir. $p > 0,05$ ise iki grup arasında anlamlı fark yoktur ve p değeri hesaplanan özellik iki grup için ayırt edici değildir denilebilir.

Çalışmada bu testin kullanılmasının amacı PPG sinyalinin çıkarılan özelliklerin Apne ve Kontrol grupları aralarındaki ilişkinin rastlantısal mı, yoksa istatistiksel olarak mı anlamlı olduğuna karar verebilmektir.

6.2.2. Eta korelasyon katsayısı

Korelasyon katsayıları değişkenleri arasındaki ilişkinin kuvveti ve yönü hakkında bilgi veren ölçütlerdir. Karşılaştırılan değişkenlerin tipine göre kullanılacak olan korelasyon katsayısı formülü değişmektedir. Bu çalışmada niteliksel (Anormal solunum olayları 1: var 2: yok) ve sürekli sayısal (biyolojik bir sinyale ait ölçümler) değişkenler arasında korelasyon katsayısı hesaplanması yapılmıştır. Çalışmada, bu değişkenler için uygun olan Eta korelasyon katsayısı hesaplaması kullanılarak sonuçlar elde edilmiştir [82].

6.3. F-score Özellik Seçme Algoritması

F-score iki sınıfı birbirinden ayırt eden özellikleri tespit eden basit bir yöntemdir. Özellik seçiminin nasıl yapıldığı Şekil 6.1.'de gösterilmiştir. Bu işlemin gerçekleştirilebilmesi için veri setindeki her özelliğe ait F-score değeri Denklem 6.1'e göre hesaplanır [83]. İki sınıfı ayırt edici özelliklerin belirlenebilmesi için F-score eşik değeri hesaplanır. F-score eşik değeri, hesaplanan F-score değerlerinin ortalamasıdır. Bir özelliğin hesaplanan F-score değeri, F-score eşik değerinden büyük ise o özellik iki sınıfı ayırt edici özellik olarak seçilebilir. Eğer F-score değeri, F-score eşik değerinden küçük ise o özellik iki sınıfı ayırt edici özellik olarak seçilmez. F-score değeri ne kadar büyük ise sınıflar için o kadar ayırt edicidir. Ancak F-score yöntemi özellikler arasında uyumu gösterememektedir.

$$F(i) = \frac{(\bar{x}_i^{(+)} - \bar{x}_i)^2 + (\bar{x}_i^{(-)} - \bar{x}_i)^2}{\frac{1}{n_+ - 1} \sum_{k=1}^{n_+} (x_{k,i}^{(+)} - \bar{x}_i^{(+)})^2 + \frac{1}{n_- - 1} \sum_{k=1}^{n_-} (x_{k,i}^{(-)} - \bar{x}_i^{(-)})^2} \quad (6.1)$$

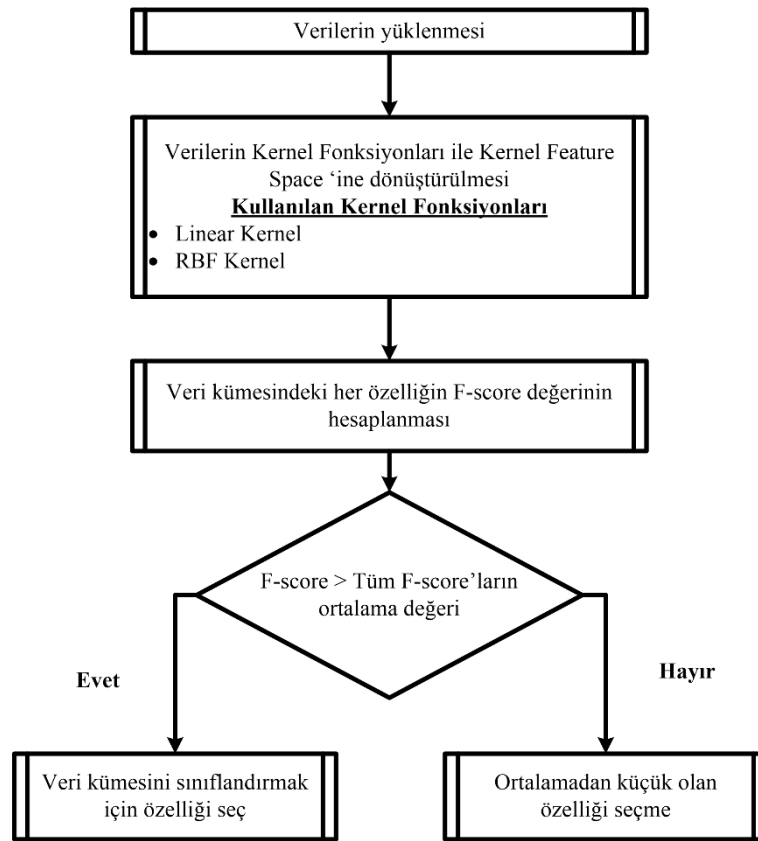
Denklem 6.1'deki $x_{k,i}$ özellik vektörü $k=1,2,...,m$ ve $m=n_+ + n_-$ pozitif (+) ve negatif (-) sınıfların toplam eleman sayısı, i özellik numarasıdır. n_+ ve n_- sırasıyla, pozitif (+) sınıftaki örnek sayısı ve negatif (-) sınıftaki örnek sayısını temsil etmektedir. $\bar{x}_i$, $\bar{x}_i^{(+)}$ ve $\bar{x}_i^{(-)}$ sırasıyla i . özelliğin ortalama değeri, pozitif sınıftaki ortalama değeri ve negatif sınıftaki ortalama değeridir. $x_{k,i}^{(+)}$, i . özelliğin k . pozitif, $x_{k,i}^{(-)}$, i . özelliğin k . negatif örneğini temsil etmektedir.

6.4. Sınıflandırma Algoritmaları

Genel anlamda sınıflandırıcı, farklı grupları birbirinden ayırmak için kullanılan sistem olarak tanımlanabilir. Bu çalışma kapsamında kullanılan sınıflandırıcılar alt başlıklar halinde detaylı bir şekilde anlatılmıştır.

Bu çalışmada, 2 farklı veri kümesi için sınıflandırma işlemi yapılmıştır. İlkinde uyku evreleme işlemi için uyku uyanıklık tespiti, ikincisinde ise solunum durmasının olup

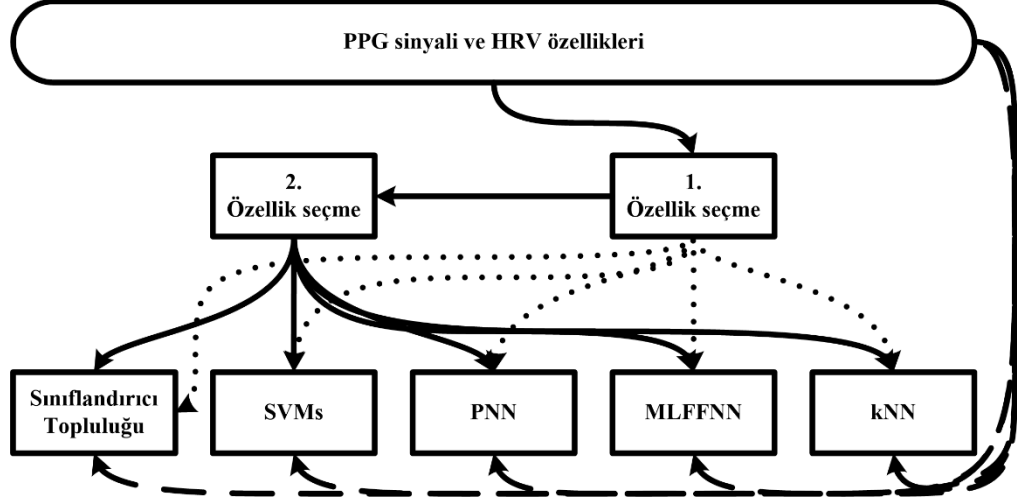
olmadığı sınıflandırma algoritmaları ile tespit edilmeye çalışılmıştır. Çalışmanın amacı OSA teşhisinde yapılan uyku evreleme işlemlerinin noninvaziv bir şekilde kolaylıkla gerçekleştirilebilmesini sağlamaktır. Sınıflandırma işlemi PPG ve HRV'den çıkarılan özellikler kullanılarak yapılmıştır. Çıkarılan özellikler Şekil 1.1.'deki gibi 2 aşamada sınıflandırılmıştır. İlk aşamada özellikler herhangi bir işleme tabi tutulmadan sınıflandırılmıştır. Daha sonra özelliklere F-score özellik seçme algoritması iki defa uygulanmış ve her adımda sınıflandırılmıştır. Tüm sınıflandırıcı kodları MATLAB'ta yazılmıştır.



Şekil 6.1. F-score özellik seçme algoritması için akış diyagramı

Çalışmada kullanılan sınıflandırıcılar gerçek zamanlı mikroişlemci içerisinde çalıştırılabilir potansiyele sahip sınıflandırıcılar arasından seçilmiştir [84–89]. Kullanılan dört farklı sınıflandırıcı şunlardır: kNN, MLFFNN, PNN ve SVMs. Ayrıca tüm bu sınıflandırıcıların ortak kararı ile çalışan topluluk sınıflandırıcısı kullanılmıştır. Çalışmanın işleyişi hakkındaki bilgi Şekil 6.2.'de gösterilmiştir. Özellikler

sınıflandırıcılar ile direk sınıflandırıldığı gibi ayrıca özellik seçme algoritmasına tabi tutularak da sınıflandırılmıştır.



Şekil 6.2. Sınıflandırma akış diyagramı

6.4.1. k - en yakın komşu algoritması

kNN, sınıflandırma problemini çözen denetimli öğrenme yöntemlerinden biridir [90]. Sınıflandırma yapılacak verilerin, öğrenme kümesindeki normal davranış verilerine benzerlikleri hesaplanarak; en yakın olduğu düşünülen k verinin ortalamasıyla, belirlenen eşik değere göre sınıflara atamaları yapılır. Önemli olan, her bir sınıfın özelliklerinin önceden net bir şekilde belirlenmiş olmasıdır. Yöntemin performansını k en yakın komşu sayısı, eşik değeri, benzerlik ölçümü ve öğrenme kümesindeki normal davranışların yeterli sayıda olması kriterleri etkilemektedir.

kNN ile sınıflandırma işlemi için k değeri başlangıçta seçilir. k değerinin büyük seçilmesi birbirine benzemeyen veri gruplarının bir araya toplanmasına neden olabilir. Çalışmalarda genel olarak k değeri 3, 5 veya 7 olarak tercih edilir [91].

kNN sınıflandırıcısı şu şekilde çalışır.

1. k değeri belirlenir. $k = 3, 5, 7$ olarak seçilebilir.

2. Sınıf etiketi bilinmeyen veri ile bilinen veriler arasında mesafe hesaplanır. Uzaklık hesaplama işlemi için i ve j değişkenlerini kullanırsak, uzaklık formülü aşağıdaki gibi olur. Mesafe hesaplamak için çok farklı formüller vardır. Çalışmada 11 farklı uzaklık hesaplama formülü kullanılmıştır. Aşağıda euclidean uzaklık hesaplama formülü verilmiştir.

$$d(i, j) = \sqrt{\sum_{k=1}^p (x_{ij} - x_{jk})^2} \quad (6.2)$$

3. En yakın k adet komşu belirlenir.
4. Tespit edilen k adet komşudan çoğunluk belirlenir. Çoğunluk etiketi, etiketi bilinmeyen verinin yeni etiketi olarak belirlenir.

kNN sınıflandırıcısının çeşitli başlangıç parametreleri vardır. Bu parametreler Tablo 6.2.'de özetlenmiştir. Bunlar: uzaklık hesaplama metodu, k ve k -fold'dur. Çalışmada, kNN için 11 farklı uzaklık hesaplama formülü ve en yakın komşu sayısı ($k=1,2,3,\dots,10$) parametreleri kullanılmıştır. Bu parametreler ile $11 \times 10 = 110$ farklı kNN ağı hazırlanabilir. Bu çalışmada da, her sınıflandırma işlemi için 110 farklı ağ tasarlanmış ve test başarı oranına göre en iyi sonucu veren sınıflandırıcı parametreleri kullanılmıştır. Çalışmada ayrıca kNN için k -fold çapraz doğrulama işlemi yapılmıştır. Bu işlem için $k=5$ olarak alınmıştır.

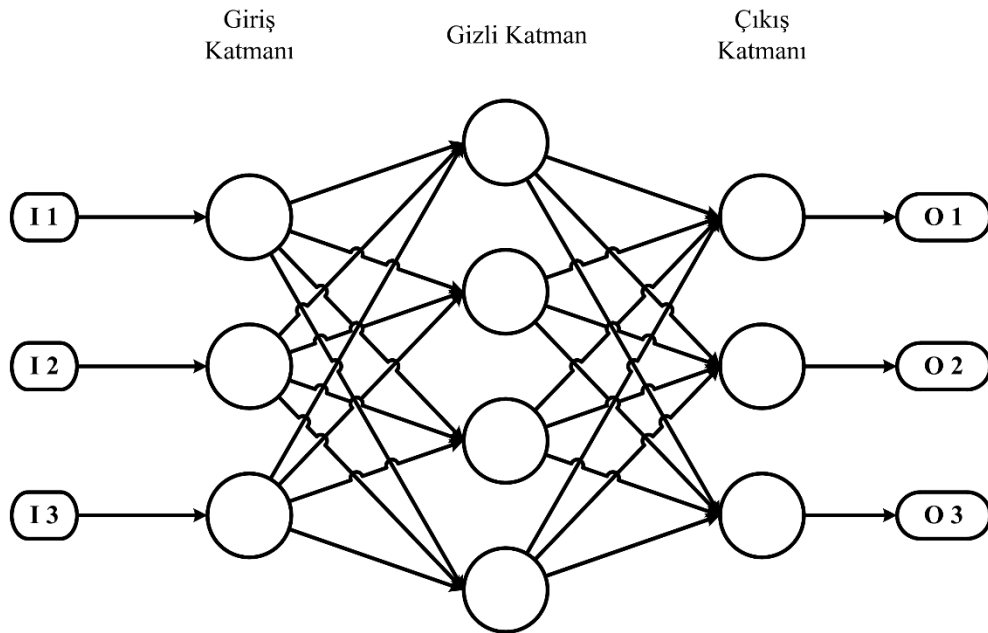
Tablo 6.2. kNN için kullanılabilecek parametreler

Uzaklık Hesaplama Metodu	k	k-fold
Chebychev	1	5
Cityblock	2	
Correlation	3	
Cosine	4	
Euclidean	5	
Hamming	6	
Jaccard	7	
Mahalanobis	8	
Minkowski	9	
Seuclidean	10	
Spearman		

6.4.2. Çok katmanlı ileri beslemeli yapay sinir ağları

En temel biyolojik sinir ağlarından hareketle verileri işlemek için belli sayıda yapay sinir hücresinin bir araya getirilmesiyle oluşturulan mimariye yapay sinir ağı denir [92]. Bu mimari, verilerin işlenmesi için tek yönlü kanallar ile birbirine bağlı elemanlardan oluşur [93]. İleri beslemeli ağ, kaskat bağlantılı ağ ve geri beslemeli ağ olmak üzere üç çeşit ağ vardır.

İleri beslemeli ağ, belli bir görevi yapmak üzere meydana getirilen girdi katmanını, gizli katman ve çıktı katmanını olmak üzere, Şekil 6.3.'de gösterildiği gibi üç temel katmandan oluşur. Veriler girdi katmanından başlayıp sırasıyla girdi, gizli ve çıktı katmanına doğru tek yönlü bir şekilde ilerler.



Şekil 6.3. MLFFNN ve PNN için genel ağ yapısı

MLFFNN sınıflandırıcısı için çeşitli başlangıç parametreleri vardır. Bu parametreler Tablo 6.3.'de özetlenmiştir. Çalışmada MLFFNN için 9 farklı eğitim algoritması ve nöron sayısı (1-100) parametreleri kullanılmıştır. Herhangi bir parametreye sahip MLFFNN ağı tekrar çalıştığında 2 kere üst üste aynı sonucu üretmez. Çalışmada daha iyi sonuçlar elde edebilmek için MLFFNN ağı aynı parametreler ile 10 defa çalıştırılmıştır. Örneğin PPG verilerinin sınıflandırmasında toplamda $9 \times 100 \times 10 = 9000$

farklı ağ çalıştırılmış ve içerisindeki en iyi ağ sonuçları seçilmiştir. 9 farklı veri kümesi olduğunu düşünürsek çalışmada toplamda 81000 farklı MLFFNN ağı oluşturulmuştur.

Tablo 6.3. MLFFNN çalışma parametreleri

Eğim Algoritması		Nöron sayısı	Tekrar
Levenberg-Marquardt	trainlm	1	10
BFGS Quasi-Newton	trainbfg	2	
Resilient Backpropagation	trainrp	3	
Scaled Conjugate Gradient	trainscg	4	
Conjugate Gradient with Powell/Beale Restarts	traincgb	5	
Fletcher-Powell Conjugate Gradient	traincgf	6	
Polak-Ribière Conjugate Gradient	traincgp	7	
One Step Secant	trainoss	...	
Variable Learning Rate Gradient Descent	traingdx	100	

6.4.3. Olasılıksal yapay sinir ağları

PNN, Bayesian veya Kernel analizi olarak bilinen, istatistiksel bir algoritmanın çok katmanlı ileri beslemeli ağlara göre organize edilmiş uygulaması olup ideal sınıflandırma problemleri için genel bir çözüm sağlamayan bir sınıflandırma algoritmasıdır. PNN bir Bayes – Parzen sınıflandırıcıdır [94]. PNN sınıflandırma işlemlerinde, bütün noktaları göz önünde tutarak genelleme üzerine kurulu olan bir ağıdır [95]. Sınıflandırma işlemi için değerlendirilecek olan noktadan her bir diğer nokta için mesafe hesaplanır. Mesafe fonksiyonu kernel fonksiyonu olarak bilinen radyal temelli bir fonksiyondur. Fonksiyonun temelini yarıçap mesafesi oluşturduğundan radyal temelli olarak adlandırılmıştır. Buradaki etki yani ağırlık radyal temelli fonksiyon için mesafeyi ifade etmektedir.

PNN ağ yapısı ileri beslemeli ağ yapılarına benzemektedir. Şekil 6.3.'de genel ağ yapısı gösterilmiştir. Bu ağ yapısında giriş katmanındaki nöron sayısı ağa verilen özellik sayısına eşit olmaktadır. Çalışmada ağ girişi olarak kullanılabilecek özellik sayıları Tablo 7.2.'de özetlenmiştir. Ağ yapısında 2 gizli katman bulunur. İlkindeki nöron sayısı ağa verilen örnek sayısına eşittir, ikincisi ise 2 nörona sahiptir. Son olarak çıkış katmanı, çalışmada 2 farklı çıkış değerine sahip olduğu için, (Apne/Kontrol, Uyku/Uyanıklık) 2 nörona sahiptir.

PNN sınıflandırıcısı için sadece spread başlangıç parametresine müdahale edilebilmektedir. Spread parametresi sıfıra yaklaştıkça ağ en yakın komşu sınıflandırıcı gibi davranmaya başlar [96]. Bu değer sıfırdan uzaklaştıkça, sınıflandırıcı verileri birbirinden ayıran birkaç vektörü dikkate alarak sınıflandırma yapar [96]. Çalışmada bu parametre için alınan değerler Tablo 6.4.'te özetlenmiştir. PNN ağı 0,001-5 arasında 0,001 adım aralığı ile toplamda 5000 farklı spread parametresi ile tasarlanmıştır. Çalışma sonunda en iyi performans veren ağ parametreleri ve performans kriterleri hesaplanmıştır.

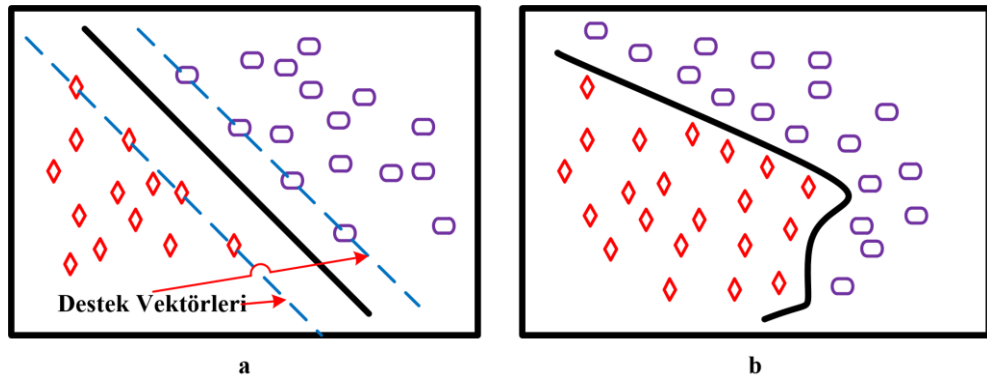
Tablo 6.4. PNN çalışma parametreleri

Spread			
Başlangıç	Bitiş	Adım Aralığı	Toplam
0,001	5	0,001	5000

6.4.4. Destek vektör makinaları

SMVs danışmanlı öğrenme algoritmaları arasında en iyilerden biridir. 1995 yılında Cortes ve Vapnik tarafından önerilmiştir [97]. SVMs sınıflandırma problemlerinin yanı sıra regresyon analizlerinde de etkin bir şekilde kullanılır.

SVMs, temelde iki sınıfı lineer ya da lineer olmayan doğrular ile birbirinden ayırmaya çalışır. Şekil 6.4.'de örnek olarak verilerin (a) lineer ve (b) lineer olmayan olarak gruplara ayrılması gösterilmiştir.



Şekil 6.4. Sınıfların (a) lineer ve (b) lineer olmayan doğrularla olarak ayrılması

SVMs sınıflandırma işlemleri için bir eğitim algoritmasıdır. Algoritmanın amacı, hiperdüzlem üzerinde veri kümelerini en uygun şekilde birbirinden ayırabilmek ve yeni verileri minimum hata oranıyla sınıflandırabilmektir [98]. Hiperdüzleme en yakın öğrenme verileri destek vektörleri olarak adlandırılır. Şekil 6.4. (a)'da destek vektörleri gösterilmiştir. Destek vektörleri arasındaki uzaklığın maksimum olduğu yer tespit edilir ve araya bir eğri uydurulur. Bu eğri, veri kümesini ikiye ayıran genelleştirilmiş çözüm olarak kabul edilir.

Çalışmada tasarlanan SVMs için kullanılan ağ parametreleri Tablo 6.5.'de özetlenmiştir. Kullanılabilecek kernel fonksiyon sayısı 3, 1-100 arasındaki BoxConstraint (kutu sınırlaması) parametresi ve verilerin standartlaştırılması (normalize) yapılıp yapılmaması (2 farklı durum) parametreleri vardır. Bu parametreler göz önüne alındığında çalışmada her veri kümesini sınıflandırabilmek için toplam $3 \times 100 \times 2 = 600$ farklı ağ tasarımı yapılmış ve en iyi performansı veren ağ tespit edilerek ağı ait performans değerlendirme kriterleri hesaplanmıştır.

Tablo 6.5. SMVs çalışma parametreleri

Kernel Fonksiyonu		BoxConstraint	Standardize	
Gaussian or Radial Basis Function (RBF) kernel	rbf	1	1	True
		2		
		3		
Linear kernel	linear	4	0	False
		...		
Polynomial kernel	polynomial	100		

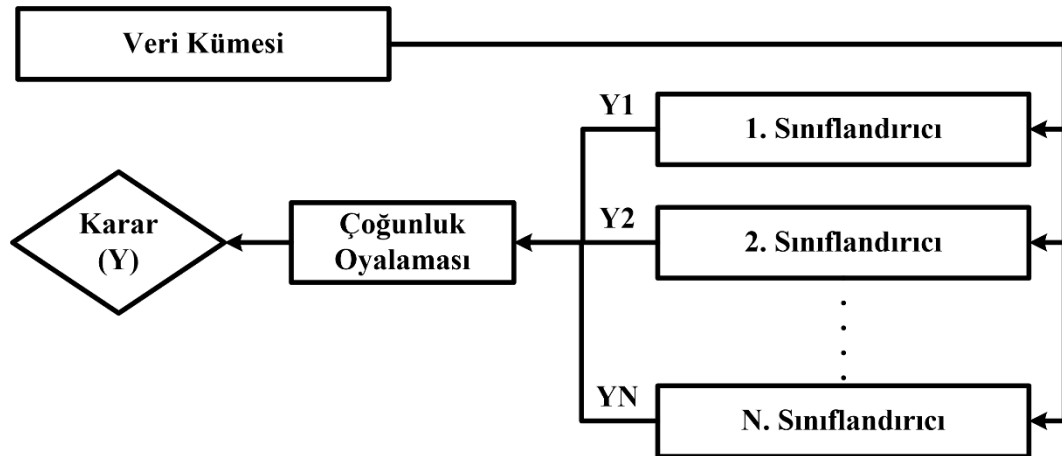
6.4.5. Topluluk sınıflandırıcı

Topluluk sınıflandırıcısı, daha güvenli veya kararlı tahminler üretebilmek için farklı sınıflandırıcıların bir araya getirilmesi ile oluşturulmuş bir sistemdir [99]. Topluluk sınıflandırıcısı çalışma yapısı akış diyagramı olarak Şekil 6.5.'de gösterilmiştir. Sistem N adet sınıflandırıcı ile oluşturulur. N tek yada çift olabilir. Özellikler vektörüne göre sınıflandırma yapılırken, 1. özellik vektörü için her sınıflandırıcı bir çıkış değeri üretir. Üretilen çıkış değerleri sayılır. Akabinde oy çokluğu ile topluluk sınıflandırıcısının kararı belirlenir. Eğer sınıflandırıcı sayısı çift olursa, sınıflandırıcıların karar

değerlerinin ortalaması alınıp yuvarlama yapılarak topluluk sınıflandırıcısının kararı belirlenmiş olur. Bu işlem tüm özellik vektörüne uygulanır.

Dört sınıflandırıcının olduğu bir topluluk sınıflandırıcısında çıkış değerlerinin 1:Normal 2:Apne olduğunu varsayalım. Dört sınıflandırıcı sırasıyla 1 1 2 1 çıkışlarını üretmiş ise topluluk sınıflandırıcısının karar değeri oy çokluğu ile 1 olur. Eğer sınıflandırıcıların çıkış değerleri sırasıyla 1 1 2 2 ise bu durumda aritmetik ortalama alınır. 1 1 2 2 değerlerinin ortalaması 1,5 ve bu sayı yuvarlandığında 2 ye karşılık gelir. Bu durumda topluluk sınıflandırıcısının çıkış değeri 2 olarak belirlenmiş olur.

Topluluk sınıflandırıcısı kNN, MLFFNN, PNN, SVMs olmak üzere 4 farklı sınıflandırıcı kullanılarak MATLAB ortamında hazırlanmıştır [79].



Şekil 6.5. Topluluk sınıflandırıcı çalışma algoritması

Her sınıflandırıcıda, veri tabanı eğitim ve test veri kümesi olarak 2 kısma ayrılmıştır. Gruplar sistematik örnekleme teoremine göre hazırlanmış olup Tablo 6.6.'da eğitim ve test veri setlerinin dağılımları gösterilmiştir [80].

6.5. Performans Değerlendirme Kriterleri

Önerilen sistemlerin doğruluk oranlarının test edilmesi için farklı performans değerlendirme kriterleri kullanılmıştır. Bunlar, doğruluk oranı (accuracy rates), duyarlılık (sensitivity), özgüllük (specificity), kappa katsayısı (kappa value), alıcı

işletim karakteristiği (Receiver Operating Characteric – ROC), ROC eğrisi altındaki alan (Area Under an ROC – AUC) ve k-fold çapraz doğrulama doğruluk oranıdır. Bu performans kriterleri alt başlıklarda detaylı bir şekilde açıklanmıştır.

Tablo 6.6. Sınıflandırıcılarda eğitim ve test aşamalarında veri dağılımı

Sınıf (%)	Uyku Evreleme			Solunum Skorlama		
	Uyanıklık (%)	Uyku (%)	Toplam (%)	Apne (%)	Kontrol (%)	Toplam (%)
Eğitim (50)	740 (49,97)	741 (50,03)	1481 (100)	562 (49,96)	617 (50,04)	1179 (100)
Test (50)	741 (50,03)	740 (49,97)	1481 (100)	563 (50,04)	616 (49,96)	1179 (100)
Toplam (100)	1481 (100)	1481 (100)		1125 (100)	1233 (100)	

6.4.1. k-fold çapraz doğrulama

Çapraz doğrulama işlemi oluşturulan sistemlerin doğruluklarının kontrol edilmesi amacıyla kullanılır. Bu yöntem ile tüm veriler, sistemin eğitim ve test aşamasında kullanılmış olur. Çapraz doğrulama işlemi yapılırken eğitim verisi k alt kümeye ayrılır. $k-1$ alt küme eğitim için kullanırken diğer bir küme test işlemi için kullanılır. Bu işlem çapraz bir şekilde tüm alt kümeler için tekrarlanır. Çalışmada $k=5$ değeri için çapraz doğrulama işlemi yapılmıştır.

6.4.2. Karışıklık matrisi, Kappa katsayısı, F-ölçümü ve karar verici etkinliği

Bu çalışmada performans değerlendirme amacıyla, test setinde, sınıfların doğruluk oranları, her sınıf için duyarlılık, özgüllük değerleri hesaplanmış ve ROC eğrisi analizi yapılmıştır. Bunlara ek olarak AUC, Kappa katsayısı ve F-ölçütü hesaplanmıştır.

Duyarlılık, gerçek hastalar içinde testin hastaları ayırma yeteneğini gösterir. 0 ile 1 arasında değişir. Teşhis amaçlı bir testin duyarlılık değerinin 1 olması istenir. Bir testin duyarlılık değerinin 1 olması, o testin tüm hastaları doğru olarak teşhis edebildiğini gösterir. Özgüllük, testin gerçek sağlıklıları içinde sağlıklıları ayırma yeteneğidir. 0 ile 1 arasında değişir. Hastalığın doğrulanması gereken durumlarda kullanılır. Bir testin özgüllük değerinin 1 olması, o testin tüm sağlıklıları doğru olarak tespit edebildiğini gösterir. Duyarlılık ve özgüllük parametreleri Denklem 6.4 ve 6.5'deki gibi

hesaplanmıştır. Çalışmadaki doğruluk oranları ise Denklem 6.3'deki gibi hesaplanmıştır. Denklem 6.3, 6.4 ve 6.5'de yer alan TP, TN, FP ve FN sırasıyla Gerçek Pozitif (True Positives, TP), Gerçek Negatif (True Negatives, TN), Yanlış Pozitif (False Positives, FP) ve Yanlış Negatif (False Negatives, FN)'dir. Ayrıca Tablo 6.7.'de doğruluk, özgüllük ve duyarlılık için karşılaştırma matrisi verilmiştir.

$$\text{Doğruluk} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100 \quad (6.3)$$

$$\text{Duyarlılık} = \frac{TP}{TP + FN} \times 100 \quad (6.4)$$

$$\text{Özgüllük} = \frac{TN}{FP + TN} \times 100 \quad (6.5)$$

Tablo 6.7. Doğruluk, özgüllük ve duyarlılık için karşılaştırma matrisi

		Tahmin Edilen	
		P	N
Gerçek Durum	P	TP	FN
	N	FP	TN

F-Ölçümü, oluşturulan modelin etkinliğini belirlemek amacıyla kullanılır. Elde edilen değer duyarlılık ve özgüllük değerlerinin ağırlıklı ortalamasıdır. F-ölçümü Denklem 6.6'daki gibi hesaplanır. 0 ile 1 arasında değişen değer alır. 1 oluşturulan modelin mükemmel olduğunu, 0 ise çok kötü olduğunu belirtir.

$$F = 2 \times \frac{\text{Özgüllük} \times \text{Duyarlılık}}{\text{Özgüllük} + \text{Duyarlılık}} \quad (6.6)$$

ROC eğrisi ve AUC değeri bir hastalığa tanı koymada kullanılan tanı testlerinin performanslarının değerlendirilmesi amacıyla kullanılır. ROC eğrisi analiz yapılırken, farklı testlere ait eğriler üst üste çizildikten sonra karşılaştırma yapılır. Sonuçlarda verilen her ROC eğrisinde ayrıca ideal ROC eğrisi de verilmiştir. Bu sayede tasarlanan sistemin ideale ne kadar olduğu görülebilir. ROC eğrisinin sol yada üst eksene yakın olması ilgili yerin teşhisinde daha iyi olduğunun bir göstergesidir [100].

Kappa katsayısı, tamamen şansa bağlı olarak ortaya çıkan "şans uyumu"ları düzelterek güvenilirlik hakkında bilgi veren bir katsayıdır. Uyuşumun derecesi ile ilgili

olarak Kappa katsayısı için literatürde farklı sınır değerleri tanımlanmıştır [82]. Bu çalışmada Tablo 6.8.'deki sınır aralıkları kullanılmıştır.

Tablo 6.8. Kappa katsayıları sınır aralıkları

Kappa katsayısı	Açıklama
0,81 – 1,00	Çok iyi düzeyde uyum
0,61 – 0,80	İyi düzeyde uyum
0,41 – 0,60	Orta düzeyde uyum
0,21 – 0,40	Düşük düzeyde uyum
0,00 – 0,20	Zayıf uyum
<0,00	Çok zayıf uyum

BÖLÜM 7. SONUÇLAR

Bu bölümde tez çalışması kapsamında elde edilen sonuçlar sunulmuştur. Tez kapsamında OSA hastalığının teşhisi için kullanılabilecek, mevcut sisteme alternatif yeni bir yaklaşım geliştirilmiştir. Öncelikle uyku evreleme işlemi için yapılan deneysel sonuçlar verilecek, ardından aynı işlem solunum skorlama işlemi için tekrarlanacaktır.

Uyku evreleme işlemi için yapılan işlemler Şekil 1.1.'deki akış diyagramına göre yapılmış ve sonuçlar elde edilmiştir. PPG ve HRV'den çıkarılan özellikler istatistiksel yöntemlerle analiz edilmiş ve uyku evreleri ile aralarında anlamlı ilişki olup olmadığı araştırılmıştır. Bu analize göre elde edilen sonuçlar Tablo 7.1.'de gösterilmiş ve PPG ile HRV'ye ait 86 özelliğin 75'inin anlamlı olduğu tespit edilmiştir. Anlamlı olmayan özellikler koyu işaretlenmiştir. İstatistiksel analizlerin sonuçları verilirken veri kümesi normal dağılım göstermiyorsa veriyi tanımlayan tanımlayıcı istatistiksel değerler de tabloda verilmelidir. Her biyolojik işaret gibi PPG sinyali de normal dağılım göstermediği için p değerinin yanı sıra dağılımı tanımlayan bazı istatistiksel değerler gösterilmiştir. Bunlar: minimum, maksimum, %95 güven aralığında minimum maksimum, ortalama ve standart sapma değerleridir. Ayrıca tabloda PPG ve HRV özellikleri ile uyku evreleri arasındaki korelasyon katsayısı Eta (R) ve Eta^2 (R^2) gösterilmiştir.

Tablo 7.1. Uyku evreleme için istatistiksel analiz sonuçları

Özellik Numarası	Grup												R (Eta)	R² (Eta kare)	p
	Uyanık						Uyku								
	Min	Maks	Ort	Std	95% CI		Min	Maks	Ort	Std	95% CI				
					LB	UB					LB	UB			
1	10,45263599	852,0774215	220,7119464	127,8441791	214,1955599	227,2283329	10,20355406	634,9306118	209,6606106	120,689858	206,4615584	212,8596628	0,069	0,005	0,000
2	0,110069444	1,267857143	0,20939672	0,074441293	0,205602349	0,213191091	0,102152123	1,166294643	0,189364485	0,06266627	0,187703429	0,191025542	0,161	0,026	0,000
3	0,053819444	0,630580357	0,10126165	0,037171738	0,099366957	0,103156342	0,050707547	0,720052083	0,086924826	0,023888048	0,08629164	0,087558012	0,223	0,05	0,000
4	0,311789773	2,552455357	0,640318826	0,138160295	0,633276613	0,647361038	0,349748884	2,553571429	0,70621801	0,131188818	0,702740668	0,709695352	0,14	0,02	0,000
5	0,25423749	195,045346	2,251820316	8,16952087	1,835409059	2,668231572	0,20356134	884,4813393	2,912278305	18,16487355	2,430793116	3,393763494	0,02	0	0,062
6	0,447836538	4,014322917	0,803370447	0,192816177	0,793542352	0,813198542	0,512834821	4,0484375	0,887013817	0,174301	0,882393727	0,891633907	0,139	0,019	0,000
7	0,446851326	3,921875	0,803729964	0,194588524	0,79381153	0,813648398	0,514939693	4,059895833	0,8871243	0,174142356	0,882508415	0,891740184	0,138	0,019	0,000
8	-47,37935536	23,95778117	0,01008055	5,24763604	-0,257398382	0,277559482	-36,55490474	22,85128648	-0,123719355	3,623663367	-0,219769583	-0,027669127	0,014	0	0,187
9	5,068914527	390,4683611	140,5747489	74,08703417	136,7984351	144,3510628	5,035973289	348,8731277	119,7645431	70,37208416	117,8992334	121,6298529	0,156	0,024	0,000
10	-26,73346463	-0,001990716	-1,931264571	2,23328121	-2,04509786	-1,817431281	-18,61123954	0,001196191	-0,989986101	1,470039331	-1,028951534	-0,951020668	0,265	0,07	0,000
11	55,35409363	294552,2299	37826,89086	36891,64899	35946,47484	39707,30688	45,01242131	246373,6143	25984,56482	29682,64085	25197,78522	26771,34442	0,195	0,038	0,000
12	0,312003143	3235,812036	364,418856	382,578496	344,9183254	383,9193867	0,14882295	4230,527413	247,4484817	289,1174522	239,7850223	255,1119412	0,188	0,036	0,000
13	26,43293253	152547,3116	26428,58546	25155,16364	25146,39359	27710,77734	26,22113006	123516,2973	20076,29493	21658,99538	19502,19319	20650,39667	0,156	0,024	0,000
14	36,34122724	295,6406801	58,40035203	14,82803948	57,6445473	59,15615677	32,25363958	328,6336549	62,70567058	14,91937511	62,31021184	63,10112933	0,061	0,004	0,000
15	0,191411791	71,27352548	1,169095801	3,200014361	1,005986848	1,332204755	0,192264421	66,17597946	1,352423125	2,371980326	1,289550494	1,415295756	0,022	0	0,044
16	-0,734815077	0,868078368	-0,104885143	0,379669118	-0,124237379	-0,085532907	-0,715437066	1,060556963	0,101062762	0,308627689	0,092882157	0,109243367	0,308	0,095	0,000
17	1,531381982	3,945990755	2,052453215	0,19403106	2,042563196	2,062343234	1,64309067	3,156205547	2,110357347	0,254995175	2,103598346	2,117116348	0,088	0,008	0,000
18	1,37323E-05	0,003050696	0,001241653	0,000555021	0,001213362	0,001269943	1,24476E-05	0,00369748	0,000925075	0,000427054	0,000913756	0,000936395	0,258	0,067	0,000

Tablo 7.1. (Devamı)

Özellik Numarası	Grup												R (Eta)	R ² (Eta kare)	p
	Uyanık						Uyku								
	Min	Maks	Ort	Std	95% CI		Min	Maks	Ort	Std	95% CI				
					LB	UB					LB	UB			
19	-644,0012235	-13,1074587	-236,1001739	123,3789313	-242,3889608	-229,811387	-574,0505309	-10,22768336	-195,3168171	114,853807	-198,3611767	-192,2724575	0,191	0,036	0,000
20	5,108543097	390,4529402	143,6674727	73,22076636	139,9353136	147,3996317	5,073013893	355,1144309	121,3259166	69,89675585	119,4732061	123,1786272	0,167	0,028	0,000
21	95,70004133	4233,607062	1405,795754	717,7116534	1369,213045	1442,378464	76,22745027	3637,211098	1274,604239	726,9909568	1255,334334	1293,874143	0,118	0,014	0,000
22	-37,91820597	137,0019853	22,890037	37,32322618	20,98762292	24,79245108	-46,3917776	130,9597312	8,72156455	23,43245417	8,100454824	9,342674275	0,259	0,067	0,000
23	2,733601688	257,590363	93,0484031	49,25520042	90,53780055	95,55900564	2,8533846	241,8156197	76,27396962	46,21046596	75,04909708	77,49884217	0,184	0,034	0,000
24	-103438,5463	83400,26293	56,2875647	4567,995891	-176,5492122	289,1243416	-325901,0171	4180201,999	748,4922064	57043,53313	-763,5258246	2260,510237	0,004	0	0,737
25	-34,84674191	41,44469845	2,491156644	13,48255444	1,803933057	3,17838023	-32,26802073	41,39201112	-1,994613186	8,264130859	-2,213665447	-1,775560926	0,226	0,051	0,000
26	-37,04091239	76,13180223	9,706435376	23,8399461	8,491281873	10,92158888	-46,62789595	72,17212403	1,451924681	14,90980639	1,056719565	1,847129796	0,243	0,059	0,000
27	23,56009469	1467,010606	456,8121203	239,8210381	444,5881256	469,0361149	20,67406079	1165,057412	404,9774277	231,6315464	398,837712	411,1171434	0,133	0,018	0,000
28	6,849301251	667,6085296	228,4180016	124,9412944	222,049579	234,7864242	6,957691315	632,5278578	189,4980825	118,7927085	186,3493169	192,6468482	0,167	0,028	0,000
29	4,103263086	332,1987261	120,2260279	63,86300999	116,970846	123,4812098	4,091838165	304,7420985	101,80067	60,72754989	100,191002	103,410338	0,16	0,025	0,000
30	8021638355	9,59321E+27	9,81383E+25	6,26618E+26	6,61988E+25	1,30078E+26	2486750454	6,13758E+28	4,39216E+25	8,98064E+26	2,01172E+25	6,7726E+25	0,031	0,001	0,004
31	-3432335,843	695897,8366	-1325,24362	98133,10273	-6327,217327	3676,730088	-10380991,91	2174498,115	-871,5582411	151769,5081	-4894,419734	3151,303252	0,002	0	0,823
32	0,028568708	0,947804302	0,342940871	0,221743251	0,331638325	0,354243417	0,030368682	0,945084638	0,419809864	0,212096338	0,414187956	0,425431771	0,129	0,017	0,000
33	0	0,913043478	0,262166096	0,223095676	0,250794615	0,273537577	0	0,923076923	0,186766573	0,225375197	0,180792691	0,192740455	0,119	0,014	0,000
34	0,283942953	42,68783523	14,80693898	8,192618189	14,38935042	15,22452754	0,335584374	41,55125165	11,60487084	7,174209284	11,41470847	11,79503322	0,207	0,043	0,000
35	8	67	38,82376772	6,630855565	38,48578427	39,16175118	8	58	34,90639854	5,44384179	34,76210195	35,05069512	0,198	0,039	0,000
36	8	67	38,45644835	6,634850704	38,11826125	38,79463544	7	58	34,55210238	5,424470179	34,40831926	34,69588549	0,198	0,039	0,000

Tablo 7.1. (Devamı)

Özellik Numarası	Grup												R (Eta)	R ² (Eta kare)	p
	Uyanık						Uyku								
	Min	Maks	Ort	Std	95% CI		Min	Maks	Ort	Std	95% CI				
					LB	UB					LB	UB			
37	95308,84828	588382781,3	100018191,5	92435001,33	95306657,53	104729725,5	80741,77777	472593591,7	76495185,75	79806153,79	74379812,86	78610558,64	0,158	0,025	0,000
38	3,525187205	471670,8136	15700,27075	29662,50015	14188,33399	17212,20752	0,04103052	1188458,341	11779,448	28055,97029	11035,78557	12523,11044	0,082	0,007	0,000
39	0,322981692	91195,85267	2768,0034	5385,586618	2493,492945	3042,513855	0,042571257	212952,2906	2053,189485	4940,186684	1922,242979	2184,135991	0,083	0,007	0,000
40	13934,94928	73451666,3	2681098,269	6488526,004	2350369,539	3011827	3566,688868	125652443,7	1373388,12	3610384,345	1277689,871	1469086,368	0,14	0,02	0,000
41	1,88802E-07	0,011399023	0,000230217	0,000530739	0,000203165	0,00025727	6,06496E-09	0,020830918	0,000217689	0,000607745	0,00020158	0,000233798	0,021	0	0,051
42	1,69582E-08	0,002462166	4,22681E-05	0,000104616	3,69357E-05	4,76005E-05	6,29271E-09	0,004368259	3,95545E-05	0,000117668	3,64355E-05	4,26734E-05	0,022	0	0,046
43	0,000347633	0,864987328	0,057074112	0,106758768	0,051632476	0,062515747	0,000339114	0,905020258	0,046267919	0,092562898	0,04381441	0,048721427	0,068	0,005	0,000
44	2,979668843	20,58558181	5,563149777	1,124238262	5,505845869	5,620453684	0,963808045	33,96815981	5,598339544	1,258929666	5,564969865	5,631709222	0,016	0	0,141
45	1,21895E-06	0,154300691	0,02292623	0,030936121	0,021349376	0,024503085	3,28219E-08	0,156913669	0,022594743	0,030863556	0,021776661	0,023412824	0,02	0	0,070
46	1,17432E-07	0,026051962	0,00394284	0,005226247	0,003676451	0,004209228	3,40544E-08	0,027238269	0,003874094	0,005207321	0,003736067	0,004012121	0,021	0	0,057
47	0,445194129	3,828125	0,803035681	0,195284257	0,793081785	0,812989578	0,513980263	4,006696429	0,8864173	0,172815536	0,881836585	0,890998016	0,138	0,019	0,000
48	0,007455221	2,665008156	0,206419109	0,182973405	0,197092713	0,215745504	0,007582809	2,249520107	0,127953848	0,137390024	0,124312135	0,131595561	0,259	0,067	0,000
49	0,2578125	38,5546875	12,90412939	10,21485732	12,38346464	13,42479414	0,40625	42,9921875	7,011981547	7,124012009	6,82314972	7,200813375	0,34	0,115	0,000
50	0,234534986	27,56139265	1,004315137	1,128820493	0,946777667	1,061852607	0,305389404	32,15987723	1,19944664	1,035882084	1,171989147	1,226904132	0,043	0,002	0,000
51	-0,154463824	2,738330078	0,066788812	0,152680387	0,059006491	0,074571132	-0,09943566	5,843341064	0,048454931	0,14088711	0,044720523	0,05218934	0,082	0,007	0,000
52	5,55803E-05	7,102268473	0,076065509	0,259122854	0,062857676	0,089273343	5,7499E-05	5,060340712	0,035244755	0,131489842	0,031759434	0,038730076	0,119	0,014	0,000
53	2,839205495	151993,8313	4601,632771	12235,30266	3977,983253	5225,282288	1,896065867	143315,4169	6975,084934	11191,9125	6678,427757	7271,742111	0,136	0,018	0,000
54	2,694396354	6216,220009	490,6547761	674,402813	456,279575	525,0299772	2,997904337	4836,008795	704,3861805	672,5258434	686,5599494	722,2124115	0,189	0,036	0,000

Tablo 7.1. (Devamı)

Özellik Numarası	Grup												R (Eta)	R² (Eta kare)	p
	Uyanık						Uyku								
	Min	Maks	Ort	Std	95% CI		Min	Maks	Ort	Std	95% CI				
					LB	UB					LB	UB			
55	0,65625	8,765625	1,132970755	0,505292824	1,107215313	1,158726196	0,625	7,78125	1,087961323	0,339218617	1,078969863	1,096952783	0,099	0,01	0,000
56	-4,731525551	4,562390408	-0,565192739	1,205597582	-0,626643638	-0,50374184	-5,131178198	4,419743382	-0,751715268	1,286477117	-0,78581513	-0,717615406	0,028	0,001	0,010
57	1,010307359	26,71203098	4,016254385	4,457028515	3,789073761	4,243435008	1,010933588	29,65346409	4,916238683	4,647796291	4,79304239	5,039434975	0,074	0,005	0,000
58	0,000170915	0,009593422	0,000550341	0,000429361	0,000528456	0,000572227	0,000244906	0,009867315	0,000611072	0,000370462	0,000601252	0,000620891	0,042	0,002	0,000
59	0,09375	2,7109375	0,437679355	0,26116423	0,42436747	0,45099124	0,0703125	3,6484375	0,592530279	0,296396453	0,584673879	0,600386678	0,241	0,058	0,000
60	0,484288123	3,858301705	0,84195592	0,217286329	0,830880549	0,85303129	0,552620488	4,023364901	0,903929824	0,179945633	0,899160116	0,908699533	0,08	0,006	0,000
61	3,93437531	11,32562742	5,053545271	0,555247883	5,025243554	5,081846988	4,060914655	10,64482296	5,171623744	0,442400412	5,159897307	5,183350181	0,035	0,001	0,001
62	0,3515625	4,0625	0,829728646	0,212238173	0,818910586	0,840546706	0,296875	4,03125	0,905673703	0,17591769	0,901010761	0,910336646	0,11	0,012	0,000
63	0,400153841	3,792484576	0,75628228	0,190898452	0,746551934	0,766012626	0,449335132	3,99110288	0,862516865	0,174260788	0,857897841	0,86713589	0,199	0,039	0,000
64	0,334031255	3,750865009	0,70634208	0,200437791	0,696125502	0,716558659	0,336971086	3,976563561	0,831870952	0,187169192	0,826909773	0,836832131	0,239	0,057	0,000
65	0,445625	3,9796875	0,809764885	0,196512793	0,799748369	0,819781401	0,487827035	3,9640625	0,896474517	0,173521957	0,891875076	0,901073957	0,14	0,02	0,000
66	0,438038793	4,028645833	0,817852518	0,197821167	0,807769313	0,827935724	0,480334052	4,015625	0,90221966	0,173581103	0,897618652	0,906820668	0,132	0,018	0,000
67	0,0234375	8,2890625	0,695291399	0,597201141	0,664851269	0,725731529	0,03125	7,15625	0,495431044	0,475892612	0,48281685	0,508045239	0,211	0,044	0,000
68	0,0078125	2,6640625	0,301418225	0,298273602	0,286214826	0,316621624	0,0078125	3,0859375	0,145362846	0,207223735	0,139870093	0,150855598	0,305	0,093	0,000
69	0,005331404	2,0034375	0,172672544	0,153734137	0,164836513	0,180508576	0,006293403	1,6415625	0,096792052	0,111503205	0,093836505	0,099747599	0,291	0,085	0,000
70	3,72601E-20	8794520,46	6300,136596	228695,7012	-5356,785001	17957,05819	2,62247E-19	1718420,407	492,6461484	26387,28094	-206,7853627	1192,07766	0,023	0,001	0,035
71	1,066844783	118,8562325	26,73063443	19,21801869	25,75106666	27,7102022	0,946669843	121,6803683	15,00669974	14,86381719	14,61271363	15,40068585	0,333	0,111	0,000
72	-4,44089E-16	3,67537E-05	3,87546E-08	9,88471E-07	-1,16291E-08	8,91382E-08	-1,55431E-15	5,1715E-05	2,49457E-08	9,51544E-07	-2,76284E-10	5,01677E-08	0,008	0	0,436
73	1	1	1	0	1	1	1	1	1	0	1	1	X	X	X

Tablo 7.1. (Devamı)

Özellik Numarası	Grup												R (Eta)	R ² (Eta kare)	p
	Uyanık						Uyku								
	Min	Maks	Ort	Std	95% CI		Min	Maks	Ort	Std	95% CI				
					LB	UB					LB	UB			
74	2,71051E-20	0,015625	1,75512E-05	0,000433512	-4,54549E-06	3,96478E-05	1,38778E-17	0,015625	1,27359E-05	0,00038979	2,40392E-06	2,30678E-05	0,008	0	0,468
75	1	1	1	0	1	1	1	1	1	0	1	1	X	X	X
76	0,001099212	0,842749576	0,034662383	0,042077078	0,032517659	0,036807107	0,001263802	0,711360718	0,022403649	0,029575885	0,021619699	0,023187599	0,194	0,038	0,000
77	15,47930908	128,2698364	25,84641185	7,163480899	25,48127978	26,21154392	16,49102783	113,3122559	26,94137449	5,389956973	26,7985062	27,08424279	0,022	0	0,046
78	2,18757E-08	1,22833E-07	9,29412E-08	8,01119E-09	9,25328E-08	9,33495E-08	2,97681E-08	1,18703E-07	9,07973E-08	6,66942E-09	9,06205E-08	9,0974E-08	0,084	0,007	0,000
79	1,09379E-07	4,38269E-07	2,48206E-07	1,64043E-08	2,4737E-07	2,49042E-07	1,54538E-07	3,68369E-07	2,51938E-07	1,2441E-08	2,51608E-07	2,52267E-07	0,082	0,007	0,000
80	2,52864E-07	1,95048E-06	8,95519E-07	2,12989E-07	8,84663E-07	9,06375E-07	3,1542E-07	1,79343E-06	7,68673E-07	1,68194E-07	7,64215E-07	7,73131E-07	0,207	0,043	0,000
81	2,73556E-10	5,79411E-09	3,75209E-09	7,06239E-10	3,71609E-09	3,78808E-09	2,81871E-10	5,97532E-09	3,47656E-09	6,40835E-10	3,45957E-09	3,49355E-09	0,075	0,006	0,000
82	1,36779E-09	1,746E-08	9,91812E-09	1,37848E-09	9,84785E-09	9,98838E-09	1,8036E-09	1,54783E-08	9,55039E-09	1,15487E-09	9,51978E-09	9,581E-09	0,031	0,001	0,005
83	3,16208E-09	1,18703E-07	3,68948E-08	1,30089E-08	3,62318E-08	3,75579E-08	4,3839E-09	9,74911E-08	2,99712E-08	1,02744E-08	2,96989E-08	3,02436E-08	0,155	0,024	0,000
84	0,155466541	0,422606111	0,374960794	0,030445878	0,373408928	0,376512661	0,156278219	0,421393353	0,360966927	0,028727012	0,360205478	0,361728376	0,131	0,017	0,000
85	0,044214207	0,171637083	0,108472521	0,021552107	0,107373981	0,10957106	0,049224347	0,175868919	0,122057819	0,019311594	0,121545938	0,1225697	0,201	0,04	0,000
86	0,147090384	0,643674736	0,295122711	0,082355956	0,290924919	0,299320503	0,148512448	0,672907489	0,344056403	0,080090908	0,341933482	0,346179324	0,174	0,03	0,000

Min minimum, Maks maksimum, Ort Ortalama, Std Standart sapma, CI 95% ortalama için %95 güven aralığı, LB alt güven aralığı, UB üst güven aralığı, R Eta korelasyon katsayısı, R² Eta kare

Uyku evreleme işleminde kullanılabilecek özelliklerin istatistiksel analizlerinden sonra sınıflandırma algoritmaları yardımıyla sınıflandırılmıştır. Bu işleme ek olarak sınıflandırıcıların performanslarını arttırabilmek için PPG ve HRV'den çıkarılan 86 özellik seçilerek tekrar sınıflandırılmıştır. Özellik seçmek için F-score yöntemi kullanılmıştır. Özelliklere 2 kere F-score uygulanmış ve her adımda sınıflandırma yapılarak farklı seviyelerde uygulanan F-score yönteminin etkisi incelenmiştir. Tablo 7.2.'de uyku evreleme işlemi için F-score yöntemi sonrasında seçilen PPG ve HRV özellikleri gösterilmiştir. Tablo 7.2.'de özellik sayısı sütununda PPG ve HRV'den çıkarılan toplam özellik sayıları verilmiştir. "PPG HRV" yazan sütunda çıkarılan özellikler birleştirilerek kullanılmıştır. PPG'den çıkarılan 46 özellik ilk F-score uygulandığında 21 özelliğe indirgenmiştir. Bu 21 özelliğe ait özellik numaraları seçilen özellik numaraları adlı sütunda gösterilmiştir. PPG'ye 2. kez F-score uygulandığında 21 özellik 6'ya kadar indirgenmiştir. Aynı durum HRV içinde geçerlidir. Çıkarılan toplam 40 özellik ilk F-score uygulandığında 14'e, 2. kez uygulandığında ise 6'ya indirgenmiştir. PPG ve HRV birleştirildiğinde meydana gelen toplam 86 özellik ilk F-score ile 34'e, 2.'si ile 11'e kadar indirgenmiştir.

Tablo 7.2. Uyku evreleme için F-score ile özellik seçme sonuçları

Özellik Seçme Sayısı			1. Özellik Seçme							2. Özellik Seçme				
Sinyal	Özellik Sayısı	Seçilen Özellik Sayısı	Seçilen Özellik Numaraları							Seçilen Özellik Sayısı	Seçilen Özellik Numaraları			
PPG	46	21	2	3	9	10	11	12	13	6	10	16		
			16	18	19	20	22	23	25		18	22		
			26	28	29	34	35	36	37		26	34		
HRV	40	14	2	3	8	13	17	18	21	6	2	3	13	
			22	23	25	30	34	39	40		22	23	25	
PPG HRV	86	18+16=34		3	9	10	11	12	16	4+7=11	10	16	18	
			PPG	18	19	20	22	23	25		22			
				26	28	29	34	35	36					
				2	3	7	8	13	17		2	3	13	
			HRV	18	21	22	23	25	28		18	22	23	
			32	35	37	38			25					

Özellik seçme işlemi tamamlandıktan sonra sınıflandırma işlemi yapılmıştır. Sınıflandırma işlemleri PPG ve HRV için ayrı ayrı yapılmış ve daha sonra birleştirilerek yapılmıştır. Bu sayede tüm özellikler kullanılmıştır. PPG özelliklerine ait sınıflandırma sonuçları Tablo 7.3.'de, HRV'ye ait sınıflandırma sonuçları Tablo

7.4.'de, PPG ve HRV'ye sınıflandırma sonuçları Tablo 7.5.'de özetlenmiştir. Tabloda kullanılan her sınıflandırıcı için sonuçlar ayrıntılı şekilde verilmiştir. Sınıflandırma işlemleri sırayla yapılmış olup sıra şu şekildedir. Öncelikle PPG'ye ait 46 özellik herhangi bir özellik seçme algoritmasına tabi tutulmadan sınıflandırılmış ve sınıflandırıcının performansının ölçülmesi için performans parametreleri hesaplanarak ilgili sütuna yazılmıştır. Daha sonra ilk uygulanan özellik seçme algoritması ile 46 özellik 21'e indirgenmiş ve aynı süreç tekrarlanmıştır. Daha sonra 2. kez özellik seçme yöntemi ile 21 özellik 6'ya indirgenmiş ve sınıflandırılmıştır. Daha sonra sınıflandırıcılara ait performans kriterleri hesaplanmıştır. Her F-score uygulandığında elde edilen özellik sayıları da yazılmıştır. Tabloda "Ağ Parametreleri" adlı satırda, ilgili sınıflandırıcı için kullanılan ağ parametresi bilgilerine yer verilmiştir.

Sınıflandırıcıların performanslarının ölçülebilmesi için hesaplanan farklı bir performans belirleme parametresi ROC eğrisidir. Uyku evreleme işleminin performans göstergesi ROC eğrileri Şekil 7.1. ile Şekil 7.9. arasındaki şekillerde gösterilmiştir. Grafik yorumlama işleminin daha kolay gerçekleştirilmesi için, her grafikte ideal ROC eğrisi de verilmiştir. Bu sayede geliştirilen sistemin ideale ne kadar yakın olduğu görsel olarak tespit edilebilmektedir. ROC eğrilerinde eğri sol eksene daha yakınsa uykuyu, üst eksene daha yakınsa sistem uyanıklığı daha iyi teşhis edebiliyor denilebilir.

Tablo 7.3. Uyku evreleme için PPG özelliklerine ait sınıflandırıcı sonuçları

k en yakın komşuluk algoritması (kNN)									
Ağ Parametreleri	k=1, uzaklık fonksiyonu= 'mahalanobis'			k=6, uzaklık fonksiyonu= 'mahalanobis'			k=6, uzaklık fonksiyonu= 'mahalanobis'		
Sınıf	Özellik Seçimi Uygulanmadan			Özellik Seçimi Uygulanarak			Özellik Seçimi Uygulanarak		
	Özellik sayısı = 46			Özellik sayısı = 21			Özellik sayısı = 6		
	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)
Uyanıklık	0,76	0,84	79,81	0,81	0,81	80,96	0,82	0,77	79,61
Uyku	0,84	0,76		0,81	0,81		0,77	0,82	
AUC		0,80			0,81			0,80	
Kappa		0,60			0,62			0,59	
F-ölçümü		0,80			0,81			0,80	
k(10)-fold (%)		73,06			78,33			73,40	
Çok katmanlı ileri beslemeli yapay sinir ağları (MLFFNN)									
Ağ Parametreleri	Nöron sayısı = 27, eğitim algoritması = 'trainlm'			Nöron sayısı = 46, eğitim algoritması = 'trainlm'			Nöron sayısı = 69, eğitim algoritması = 'trainlm'		
Sınıf	Özellik Seçimi Uygulanmadan			Özellik Seçimi Uygulanarak			Özellik Seçimi Uygulanarak		
	Özellik sayısı = 46			Özellik sayısı = 21			Özellik sayısı = 6		
	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)
Uyanıklık	0,75	0,83	79,34	0,73	0,86	79,27	0,71	0,84	77,52
Uyku	0,83	0,75		0,86	0,73		0,84	0,71	
AUC		0,79			0,79			0,78	
Kappa		0,59			0,59			0,55	
F-ölçümü		0,79			0,79			0,77	
k(10)-fold (%)		-			-			-	

Tablo 7.3.'ün devamı

Olasılıksal yap sinir ağıları (PNN)									
Ağ Parametreleri	Spread = 0.3890			Spread = 0.1570			Spread = 0,0580		
Sınıf	Özellik Seçimi Uygulanmadan			Özellik Seçimi Uygulanarak			Özellik Seçimi Uygulanarak		
	Özellik sayısı = 46			Özellik sayısı = 21			Özellik sayısı = 6		
	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)
Uyanıklık	0,63	0,85	74,07157326	0,76	0,78	77,11006077	0,69	0,85	76,7049291
Uyku	0,85	0,63		0,78	0,76		0,85	0,69	
AUC	0,74			0,77			0,77		
Kappa	0,48			0,54			0,53		
F-ölçümü	0,72			0,77			0,76		
k(10)-fold (%)	-			-			-		
Destek vektör makinaları (SMVs)									
Ağ Parametreleri	Kernel='rbf', BoxConstraint=32			Kernel='rbf', BoxConstraint=46			Kernel='rbf', BoxConstraint=2		
Sınıf	Özellik Seçimi Uygulanmadan			Özellik Seçimi Uygulanarak			Özellik Seçimi Uygulanarak		
	Özellik sayısı = 46			Özellik sayısı = 21			Özellik sayısı = 6		
	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)
Uyanıklık	0,79	0,77	78,32545577	0,81	0,81	81,02633356	0,81	0,78	79,13571911
Uyku	0,77	0,79		0,81	0,81		0,78	0,81	
AUC	0,78			0,81			0,79		
Kappa	0,57			0,62			0,58		
F-ölçümü	0,78			0,81			0,79		
k(10)-fold (%)	77,52			78,46			75,83		

Tablo 7.3. (Devamı)

Sınıflandırıcı topluluğu									
Sınıf	Özellik Seçimi Uygulanmadan			Özellik Seçimi Uygulanarak			Özellik Seçimi Uygulanarak		
	Özellik sayısı = 46			Özellik sayısı = 21			Özellik sayısı = 6		
	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)
Uyanıklık	0,77	0,93	85,61782579	0,80	0,94	86,90074274	0,78	0,97	87,17083052
Uyku	0,93	0,77		0,94	0,80		0,97	0,78	
AUC		0,85			0,87			0,88	
Kappa		0,71			0,74			0,75	
F-ölçümü		0,84			0,86			0,87	
k(10)-fold (%)		-			-			-	

Tablo 7.4. Uyku evreleme için HRV özelliklerine ait sınıflandırıcı sonuçları

k en yakın komşuluk algoritması (kNN)									
Ağ Parametreleri	k=10, uzaklık fonksiyonu= 'cityblock'			k=6, uzaklık fonksiyonu= 'cosine'			k=3, uzaklık fonksiyonu= 'cityblock'		
Sınıf	Özellik Seçimi Uygulanmadan			Özellik Seçimi Uygulanarak			Özellik Seçimi Uygulanarak		
	Özellik sayısı = 40			Özellik sayısı = 14			Özellik sayısı = 6		
	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)
Uyanıklık	0,75	0,74	74,54	0,72	0,75	73,87	0,72	0,73	72,65
Uyku	0,74	0,75		0,75	0,72		0,73	0,72	
AUC		0,75			0,74			0,73	
Kappa		0,49			0,48			0,45	
F-ölçümü		0,75			0,74			0,73	
k(10)-fold (%)		68,94			70,83			69,07	
Çok katmanlı ileri beslemeli yapay sinir ağları (MLFFNN)									
Ağ Parametreleri	Nöron sayısı = 47, eğitim algoritması = 'trainlm'			Nöron sayısı = 38, eğitim algoritması = 'trainlm'			Nöron sayısı = 51, eğitim algoritması = 'trainlm'		
Sınıf	Özellik Seçimi Uygulanmadan			Özellik Seçimi Uygulanarak			Özellik Seçimi Uygulanarak		
	Özellik sayısı = 40			Özellik sayısı = 14			Özellik sayısı = 6		
	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)
Uyanıklık	0,70	0,83	76,30	0,68	0,78	72,72	0,63	0,80	71,24
Uyku	0,83	0,70		0,78	0,68		0,80	0,63	
AUC		0,76			0,73			0,71	
Kappa		0,53			0,45			0,42	
F-ölçümü		0,76			0,72			0,70	
k(10)-fold (%)		-			-			-	

Tablo 7.4. (Devamı)

Olasılıksal yap sinir ağıları (PNN)									
Ağ Parametreleri	Spread = 0.2460			Spread = 0.0980			Spread = 0.0290		
Sınıf	Özellik Seçimi Uygulanmadan			Özellik Seçimi Uygulanarak			Özellik Seçimi Uygulanarak		
	Özellik sayısı = 40			Özellik sayısı = 14			Özellik sayısı = 6		
	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)
Uyanıklık	0,65	0,78	71,30	0,69	0,78	73,19	0,72	0,73	72,59
Uyku	0,78	0,65		0,78	0,69		0,73	0,72	
AUC		0,71			0,73			0,73	
Kappa		0,43			0,46			0,45	
F-ölçümü		0,71			0,73			0,73	
k(10)-fold (%)		-			-			-	
Destek vektör makinaları (SMVs)									
Ağ Parametreleri	Kernel='rbf', BoxConstraint=10			Kernel='rbf', BoxConstraint=4			Kernel='rbf', BoxConstraint=82		
Sınıf	Özellik Seçimi Uygulanmadan			Özellik Seçimi Uygulanarak			Özellik Seçimi Uygulanarak		
	Özellik sayısı = 40			Özellik sayısı = 14			Özellik sayısı = 6		
	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)
Uyanıklık	0,74	0,76	75,02	0,73	0,74	73,60	0,77	0,71	74,27
Uyku	0,76	0,74		0,74	0,73		0,71	0,77	
AUC		0,75			0,74			0,74	
Kappa		0,50			0,47			0,49	
F-ölçümü		0,75			0,74			0,74	
k(10)-fold (%)		71,84			70,56			71,37	

Tablo 7.4. (Devamı)

Sınıflandırıcı topluluğu									
Sınıf	Özellik Seçimi Uygulanmadan			Özellik Seçimi Uygulanarak			Özellik Seçimi Uygulanarak		
	Özellik sayısı = 40			Özellik sayısı = 14			Özellik sayısı = 6		
	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)
Uyanıklık	0,78	0,97	87,24	0,82	0,97	90,01	0,79	0,95	87,24
Uyku	0,97	0,78		0,97	0,82		0,95	0,79	
AUC		0,87			0,90			0,87	
Kappa		0,75			0,80			0,74	
F-ölçümü		0,86			0,89			0,86	
k(10)-fold (%)		-			-			-	

Tablo 7.5. Uyku evreleme için PPG ve HRV özelliklerine için sınıflandırıcı sonuçları

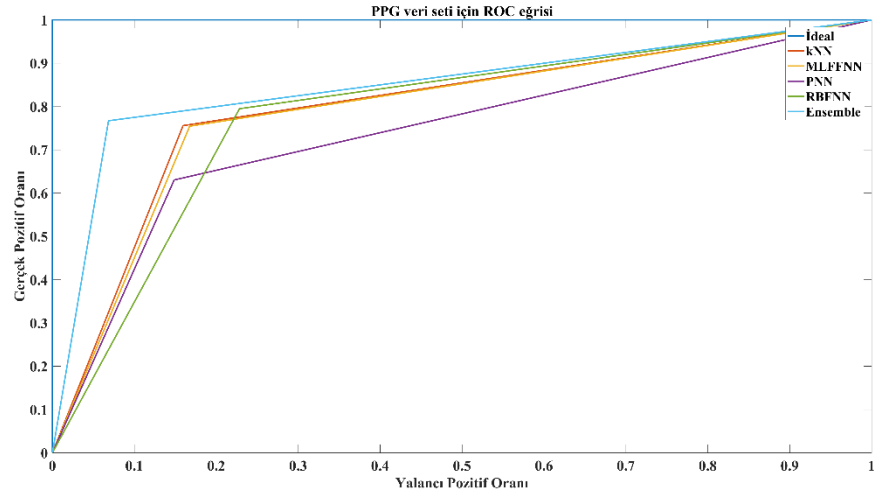
k en yakın komşuluk algoritması (kNN)									
Ağ Parametreleri	k=7, uzaklık fonksiyonu= 'cityblock'			k=5, uzaklık fonksiyonu= 'mahalanobis'			k=10, uzaklık fonksiyonu= 'mahalanobis'		
Sınıf	Özellik Seçimi Uygulanmadan			Özellik Seçimi Uygulanarak			Özellik Seçimi Uygulanarak		
	Özellik sayısı = 86			Özellik sayısı = 34			Özellik sayısı = 11		
	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)
Uyanıklık	0,75	0,84	79,68	0,77	0,84	80,96	0,81	0,80	80,49
Uyku	0,84	0,75		0,84	0,77		0,80	0,81	
AUC		0,80			0,81			0,80	
Kappa		0,59			0,62			0,61	
F-ölçümü		0,79			0,81			0,80	
k(10)-fold (%)		74,88			77,65			75,83	
Çok katmanlı ileri beslemeli yapay sinir ağları (MLFFNN)									
Ağ Parametreleri	Nöron sayısı = 23, eğitim algoritması = 'trainlm'			Nöron sayısı = 57, eğitim algoritması = 'trainlm'			Nöron sayısı = 23, eğitim algoritması = 'trainlm'		
Sınıf	Özellik Seçimi Uygulanmadan			Özellik Seçimi Uygulanarak			Özellik Seçimi Uygulanarak		
	Özellik sayısı = 86			Özellik sayısı = 34			Özellik sayısı = 11		
	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)
Uyanıklık	0,79	0,84	81,57	0,78	0,84	81,03	0,73	0,85	79,07
Uyku	0,84	0,79		0,84	0,78		0,85	0,73	
AUC		0,82			0,81			0,79	
Kappa		0,63			0,62			0,58	
F-ölçümü		0,82			0,81			0,79	
k(10)-fold (%)		-			-			-	

Tablo 7.5. (Devamı)

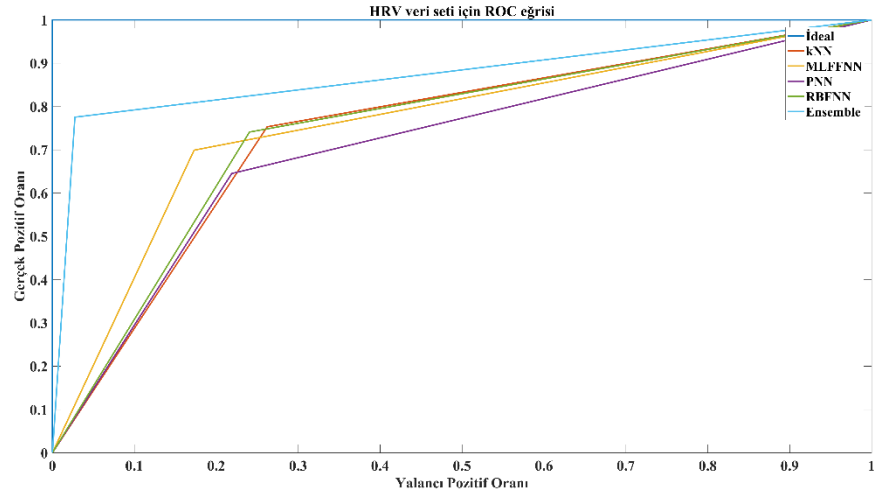
Olasılıksal yap sinir ağıları (PNN)									
Ağ Parametreleri	Spread = 0.3560			Spread = 0.1610			Spread = 0.0950		
Sınıf	Özellik Seçimi Uygulanmadan			Özellik Seçimi Uygulanarak			Özellik Seçimi Uygulanarak		
	Özellik sayısı = 86			Özellik sayısı = 34			Özellik sayısı = 11		
	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)
Uyanıklık	0,72	0,84	77,65	0,81	0,78	79,61	0,72	0,85	78,19
Uyku	0,84	0,72		0,78	0,81		0,85	0,72	
AUC	0,78			0,80			0,78		
Kappa	0,55			0,59			0,56		
F-ölçümü	0,77			0,80			0,78		
k(10)-fold (%)	-			-			-		
Destek vektör makinaları (SMVs)									
Ağ Parametreleri	Kernel='polynomial', BoxConstraint=1			Kernel='rbf', BoxConstraint=2			Kernel='rbf', BoxConstraint=2		
Sınıf	Özellik Seçimi Uygulanmadan			Özellik Seçimi Uygulanarak			Özellik Seçimi Uygulanarak		
	Özellik sayısı = 86			Özellik sayısı = 34			Özellik sayısı = 11		
	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)
Uyanıklık	0,76	0,85	80,49	0,80	0,81	80,42	0,85	0,79	82,11
Uyku	0,85	0,76		0,81	0,80		0,79	0,85	
AUC	0,80			0,80			0,82		
Kappa	0,61			0,61			0,64		
F-ölçümü	0,80			0,80			0,82		
k(10)-fold (%)	78,12			77,79			78,39		

Tablo 7.5. (Devamı)

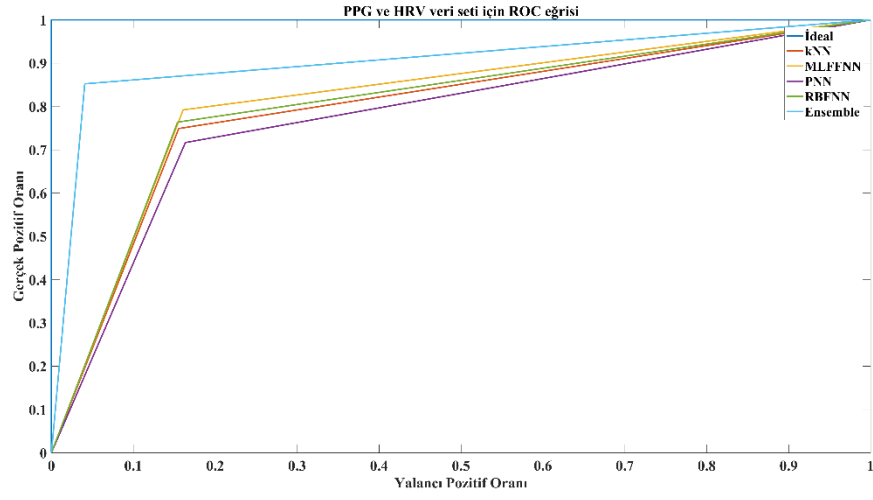
Sınıflandırıcı topluluğu									
Sınıf	Özellik Seçimi Uygulanmadan			Özellik Seçimi Uygulanarak			Özellik Seçimi Uygulanarak		
	Özellik sayısı = 86			Özellik sayısı = 34			Özellik sayısı = 11		
	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)
Uyanıklık	0,85	0,96	91,09	0,84	0,92	88,39	0,85	0,97	91,09
Uyku	0,96	0,85		0,92	0,84		0,97	0,85	
AUC		0,91			0,88			0,91	
Kappa		0,82			0,77			0,82	
F-ölçümü		0,90			0,88			0,91	
k(10)-fold (%)		-			-			-	



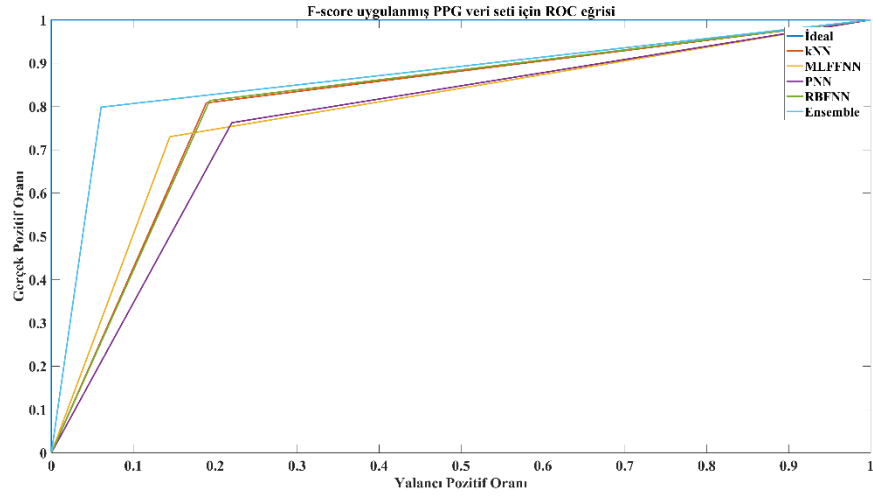
Şekil 7.1. Uyku evreleme işleminde, tüm PPG özellikleri (46) için ROC eğrisi



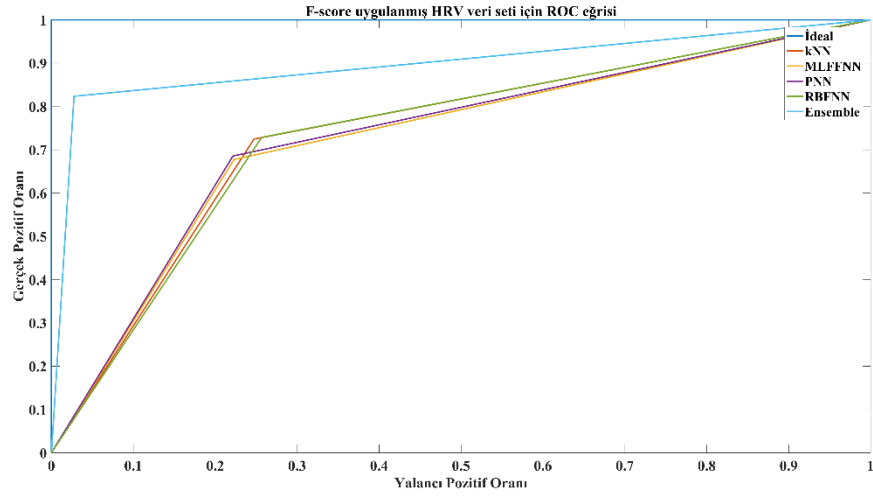
Şekil 7.2. Uyku evreleme işleminde, tüm HRV (40) özellikleri için ROC eğrisi



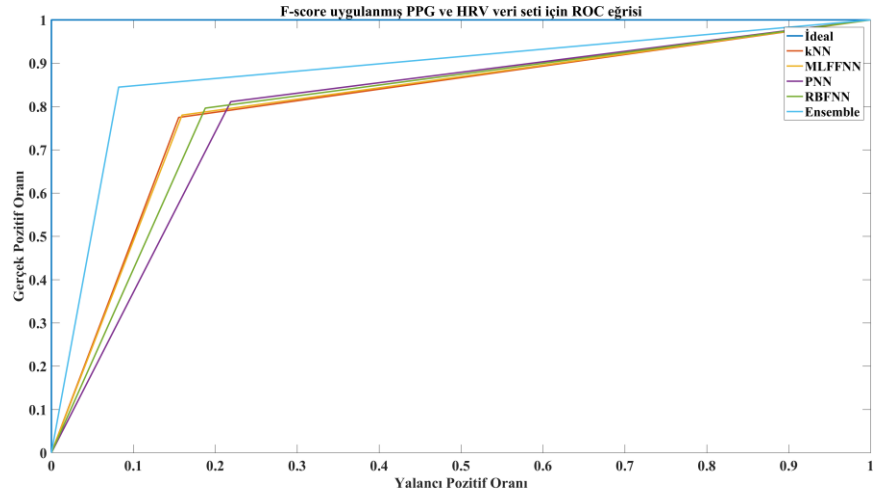
Şekil 7.3. Uyku evreleme işleminde, tüm PPG ve HRV (86) için ROC eğrisi



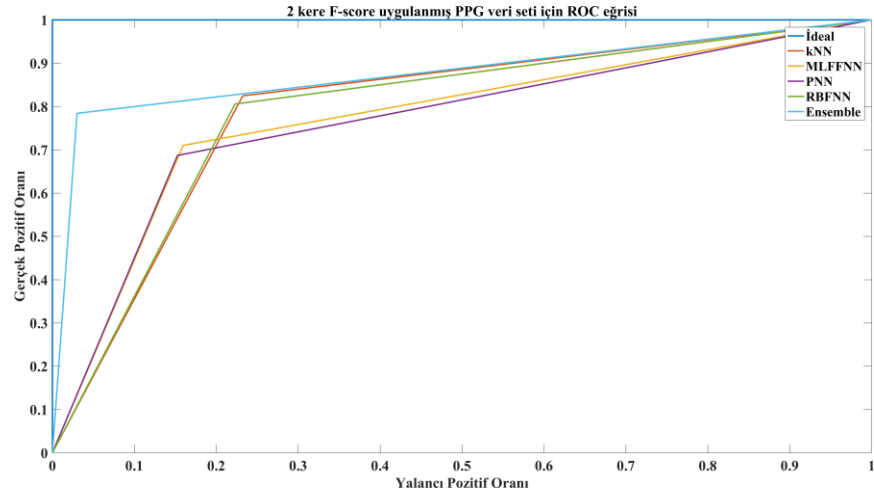
Şekil 7.4. Uyku evreleme işleminde, 21 PPG özelliği için ROC eğrisi



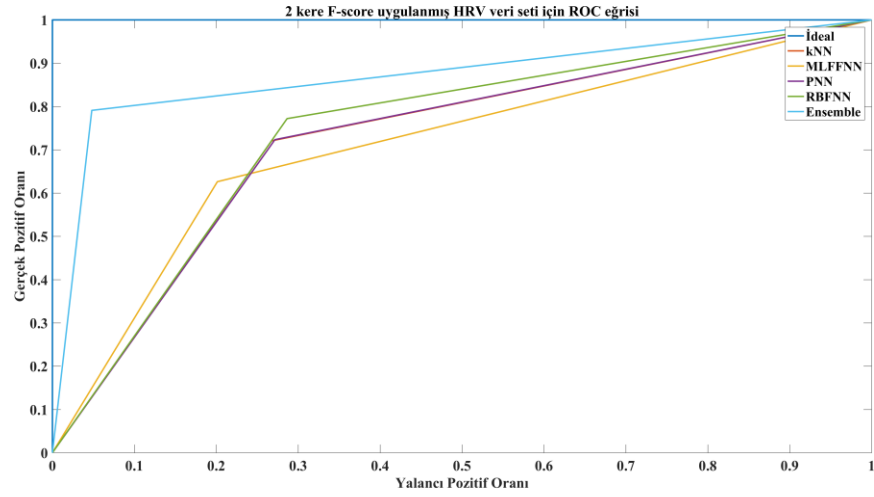
Şekil 7.5. Uyku evreleme işleminde, 14 HRV özelliği için ROC eğrisi



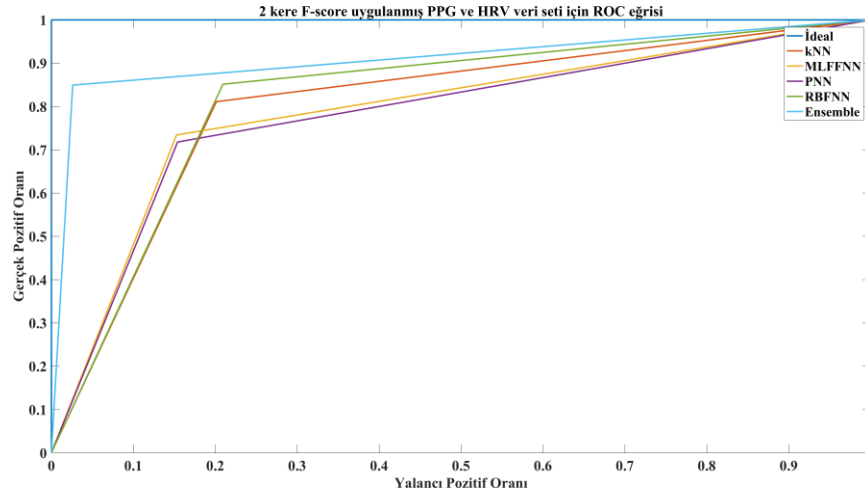
Şekil 7.6. Uyku evreleme işleminde, 34 PPG (18) ve HRV (16) özelliği için ROC eğrisi



Şekil 7.7. Uyku evreleme işleminde, 6 PPG özelliği için ROC eğrisi



Şekil 7.8. Uyku evreleme işleminde, 6 HRV özelliği için ROC eğrisi



Şekil 7.9. Uyku evreleme işleminde, 11 PPG (4) ve HRV (7) özelliği için ROC eğrisi

Buraya kadar uyku evreleme işlemi için elde edilen sonuçlar anlatılmıştır. Bu aşamadan sonra ise solunum skorlama işlemlerine ait sonuçlara yer verilecektir.

Solunum skorlama işlemi için yapılan işlemler Şekil 1.1.'deki akış diyagramına göre yapılmış ve sonuçlar elde edilmiştir. PPG ve HRV'den çıkarılan özellikler istatistiksel yöntemlerle analiz edilmiş ve solunum etiketleri ile aralarında anlamlı ilişki olup olmadığı araştırılmıştır. Bu analize göre elde edilen sonuçlar Tablo 7.6.'da gösterilmiş, PPG ve HRV'ye ait 86 özelliğin 58'inin anlamlı olduğu tespit edilmiştir. Anlamlı olmayan özellikler koyu işaretlenmiştir. Uyku evreleme işleminde yapıldığı gibi burada da PPG sinyali normal dağılım göstermediği için istatistiksel analiz sonuçları verilirken tanımlayıcı bazı parametrelere yer verilmiştir.

Tablo 7.6. Solunum skarlama için istatistiksel analiz sonuçları

Özellik Numarası	Grup												R (Eta)	R ² (Eta kare)	p
	Kontrol						Apne								
	Min	Maks	Ort	Std	95% CI		Min	Maks	Ort	Std	95% CI				
					LB	UB					LB	UB			
1	12,78856544	533,6117322	216,3632939	100,9176463	210,7248335	222,0017543	0	659,6485333	173,8752741	121,6056652	166,7616069	180,9889413	0,1873	0,0351	0,000
2	0,110416667	0,440104167	0,175284957	0,032197413	0,173486026	0,177083887	0	1,220703125	0,190447234	0,077175597	0,18593263	0,194961839	0,1295	0,0168	0,000
3	0,055729167	0,275390625	0,086777752	0,013259584	0,086036914	0,08751859	0	0,591796875	0,086579009	0,033164393	0,084638964	0,088519054	0,0038	0,0000	0,855
4	0,362432065	1,255859375	0,666276596	0,102631747	0,660542365	0,672010826	0	2,5625	0,694624317	0,159222258	0,68531016	0,703938473	0,1065	0,0113	0,000
5	0,252953891	884,4905305	4,834994737	35,35652765	2,859558439	6,810431035	0	128,7782467	2,422643619	5,84164038	2,080920348	2,76436689	0,0465	0,0022	0,024
6	0,544389205	1,919270833	0,839461476	0,121150429	0,832692571	0,84623038	0	3,807291667	0,883349526	0,226568718	0,870095748	0,896603304	0,1217	0,0148	0,000
7	0,544157609	1,837890625	0,839122383	0,12125498	0,832347637	0,845897128	0	3,9140625	0,882628177	0,226092147	0,869402277	0,895854076	0,1209	0,0146	0,000
8	-38,53158803	24,05379883	-0,097768391	3,840938002	-0,312368887	0,116832104	-27,07637793	21,46832622	-0,095233681	3,627251685	-0,307420024	0,116952662	0,0004	0,0000	0,985
9	6,699420755	339,3180938	122,0689628	61,81283866	118,6153622	125,5225634	0	338,8294145	98,61636425	70,05252951	94,51844347	102,714285	0,1750	0,0306	0,000
10	-12,51905795	0,087237009	-0,655572747	1,275177947	-0,726819358	-0,584326135	-9,901188503	0,168665545	-1,049418378	1,38225992	-1,13027758	-0,968559175	0,1470	0,0216	0,000
11	152,8602233	229750,7866	23657,37921	26466,84733	22178,62622	25136,13219	0	233308,9168	20904,77639	29901,55179	19155,60057	22653,95221	0,0485	0,0024	0,018
12	0,645911119	2403,038121	235,0914453	267,0410645	220,1713543	250,0115364	0	2450,747738	191,652966	267,4310457	176,0088308	207,2971012	0,0808	0,0065	0,000
13	47,16329183	117749,3264	19272,56677	19535,14782	18181,10099	20364,03256	0	118318,8467	15280,18121	21133,58917	14043,91216	16516,45027	0,0975	0,0095	0,000
14	38,60263785	139,5045293	58,54343409	10,01130245	57,98408362	59,10278455	0	298,1624541	61,91232338	18,82618372	60,81103253	63,01361422	0,1128	0,0127	0,000
15	0,198501597	21,66507759	0,99665003	1,040689923	0,938504709	1,054795351	0	59,55704614	1,855137864	3,678789758	1,639936655	2,070339072	0,1599	0,0256	0,000
16	-0,724755269	0,996244489	0,19897193	0,28408721	0,183099438	0,214844421	-0,643052719	0,914879568	0,134345618	0,305507283	0,116474105	0,15221713	0,1098	0,0121	0,000
17	1,658954999	2,935528507	2,068726899	0,196248703	2,057762112	2,079691687	0	3,130180239	2,127488541	0,277621135	2,111248308	2,143728775	0,1219	0,0149	0,000
18	5,69545E-05	0,003305995	0,001063281	0,000419959	0,001039817	0,001086745	0	0,002880948	0,000831062	0,00040927	0,00080712	0,000855003	0,2696	0,0727	0,000

Tablo 7.6. (Devamı)

Özellik Numarası	Grup												R (Eta)	R ² (Eta kare)	p
	Kontrol						Apne								
	Min	Maks	Ort	Std	95% CI		Min	Maks	Ort	Std	95% CI				
					LB	UB					LB	UB			
19	-569,4755724	-13,19950623	-193,0130781	105,696727	-198,9185548	-187,1076014	-563,7878221	0	-157,1468116	111,629951	-163,6769212	-150,616702	0,1626	0,0264	0,000
20	7,022957068	346,314321	123,3377333	61,88938632	119,8798558	126,7956107	0	344,6368812	100,594491	69,71603216	96,51625457	104,6727274	0,1701	0,0289	0,000
21	93,35759258	3207,619902	1270,10729	625,7571917	1235,145048	1305,069532	0	3823,548394	1055,96255	740,8755983	1012,622937	1099,302163	0,1545	0,0239	0,000
22	-34,13309867	128,2982186	3,354226864	22,81823034	2,079329032	4,629124697	-35,85026969	125,30742	5,895212212	21,20541493	4,654741508	7,135682917	0,0579	0,0034	0,005
23	4,055249695	235,2436983	76,15263055	40,96462908	73,86385898	78,44140212	0	239,5268173	64,06125169	46,68698411	61,33016455	66,79233883	0,1364	0,0186	0,000
24	-10270,41568	118264,4519	260,7314322	4845,667928	-10,0052309	531,4680953	-46272,05302	58933,44206	104,3936566	3164,160609	-80,70286491	289,490178	0,0189	0,0004	0,359
25	-36,78449812	38,69999824	-3,636170176	8,139030422	-4,090913252	-3,1814271	-29,56403153	37,26088444	-2,22056091	7,22242224	-2,64305692	-1,7980649	0,0917	0,0084	0,000
26	-34,96922021	68,77076737	-2,663267558	14,76911751	-3,488446182	-1,838088934	-31,02984786	67,53187535	0,067701312	13,17571066	-0,703049137	0,838451762	0,0973	0,0095	0,000
27	26,33540851	1062,705103	409,376372	202,5668101	398,0585799	420,6941641	0	1153,729436	331,0220857	230,3618735	317,5464166	344,4977548	0,1779	0,0317	0,000
28	9,903861961	615,5960732	192,6230899	103,4642317	186,8423469	198,4038329	0	613,708721	158,9839821	121,1078932	151,8994335	166,0685308	0,1479	0,0219	0,000
29	5,587312239	297,2526116	103,3952167	53,31169469	100,4165911	106,3738422	0	298,1044702	84,14875231	60,86617336	80,5882134	87,70929122	0,1660	0,0276	0,000
30	69979131015	5,51826E+27	2,39209E+25	2,00309E+26	1,27292E+25	3,51125E+25	0	2,64602E+27	2,28771E+25	1,31422E+26	1,51892E+25	3,0565E+25	0,0030	0,0000	0,885
31	-98990,696	443394,4764	1397,418692	22379,83648	147,0147558	2647,822628	-1075748,455	2865254,848	1571,46313	96010,97434	-4044,970285	7187,896544	0,0013	0,0000	0,950
32	0,00971539	0,950218884	0,465648756	0,212907151	0,453753229	0,477544282	0	0,940371824	0,35325502	0,187492398	0,342287122	0,364222918	0,2686	0,0722	0,000
33	0	1	0,156224398	0,194435425	0,145360922	0,167087874	0	0,916666667	0,262474102	0,244704582	0,248159416	0,276788789	0,2344	0,0549	0,000
34	0,532677498	40,2848542	12,01181224	6,514269205	11,64784766	12,37577682	0	40,60018761	9,598664023	6,941747509	9,192586875	10,00474117	0,1764	0,0311	0,000
35	6	179	30,95863747	15,77857361	30,07705862	31,84021632	3	125	30,74755556	14,46047213	29,90164935	31,59346176	0,0066	0,0000	0,749
36	5	179	30,61962693	15,7835554	29,73776973	31,50148412	2	125	30,38311111	14,48738189	29,53563074	31,23059148	0,0074	0,0001	0,720

Tablo 7.6. (Devamı)

Özellik Numarası	Grup												R (Eta)	R² (Eta kare)	p
	Kontrol						Apne								
	Min	Maks	Ort	Std	95% CI		Min	Maks	Ort	Std	95% CI				
					LB	UB					LB	UB			
37	146557,5843	1249449645	63787217,23	88340413,04	58851470,71	68722963,76	53351,77783	571852657,4	51909279,09	71500130,4	47726676,79	56091881,38	0,0731	0,0053	0,000
38	0,315891341	354778,1186	7107,917592	18178,06401	6092,274658	8123,560527	0,018570792	234924,8234	6896,542607	16869,02389	5909,741358	7883,343857	0,0058	0,0000	0,777
39	0,013707098	112084,198	1562,091347	5864,033765	1234,456652	1889,726042	0,000608334	55735,63844	1256,593219	3553,365583	1048,729053	1464,457386	0,0310	0,0010	0,132
40	1500,959925	45188623,56	1002796,696	2845677,941	843803,2686	1161790,123	884,41826	45096956,5	1026800,72	2308326,094	891768,658	1161832,781	0,0048	0,0000	0,817
41	9,40284E-09	0,009716843	0,0001259	0,000367629	0,00010536	0,00014644	6,50094E-08	0,014471881	0,000244054	0,000738168	0,000200873	0,000287235	0,1023	0,0105	0,000
42	6,2465E-09	0,000596352	1,88678E-05	4,62717E-05	1,62825E-05	2,14531E-05	6,89821E-09	0,004989647	4,31198E-05	0,000214503	3,05719E-05	5,56678E-05	0,0796	0,0063	0,000
43	0,000272566	0,679866527	0,025084174	0,055695342	0,02197237	0,028195979	0,000329603	0,900934308	0,066034769	0,111267917	0,059525838	0,072543701	0,2298	0,0528	0,000
44	1,173975686	119,1050254	26,14344968	24,84679968	24,75521183	27,53168753	1,243909689	122,2075647	23,05019998	23,17358879	21,69459538	24,40580458	0,0643	0,0041	0,002
45	1,49682E-06	0,143005575	0,014243885	0,022559137	0,012983464	0,015504307	2,85297E-06	0,178128007	0,013125576	0,022903025	0,011785799	0,014465353	0,0243	0,0006	0,238
46	2,4961E-07	0,048649637	0,002260813	0,005459992	0,001955753	0,002565873	1,13128E-07	0,084711876	0,002921268	0,007488378	0,002483214	0,003359322	0,0508	0,0026	0,014
47	0,552408854	1,7984375	0,838015672	0,121076052	0,831250924	0,844780421	0,543174342	4,20703125	0,893122988	0,2619361	0,877800296	0,908445681	0,1361	0,0185	0,000
48	0,006077343	1,105232562	0,078622666	0,100754128	0,072993342	0,084251991	0,006602768	1,789757598	0,168375219	0,155335769	0,159288414	0,177462024	0,3272	0,1071	0,000
49	0,1171875	110,1484375	7,753567265	18,34000263	6,728876513	8,778258017	0,171875	48,0546875	9,793277778	7,119943684	9,37677654	10,20977902	0,0722	0,0052	0,000
50	0,34829305	13,36351318	2,275858066	1,62373245	2,185137053	2,36657908	0,369716948	65,29016113	2,517752661	3,317792738	2,323668994	2,711836329	0,0472	0,0022	0,022
51	-0,187658691	1,686010742	0,032763775	0,105114113	0,02689085	0,0386367	-3,154846191	3,851501465	0,119800818	0,24747769	0,105323911	0,134277725	0,2267	0,0514	0,000
52	3,69341E-05	1,221539016	0,016324685	0,053755677	0,013321253	0,019328117	4,35965E-05	3,20323226	0,052457967	0,157730788	0,043231059	0,061684876	0,1544	0,0238	0,000
53	5,986907978	195493,2937	11454,7298	16994,2939	10505,22635	12404,23325	0	132467,5207	4085,970668	11778,32166	3396,964439	4774,976897	0,2423	0,0587	0,000
54	4,677282439	7165,855943	954,1441983	932,0783077	902,0672144	1006,221182	0	6328,335717	464,8872567	740,7723542	421,5536834	508,2208301	0,2775	0,0770	0,000

Tablo 7.6. (Devamı)

Özellik Numarası	Grup												R (Eta)	R ² (Eta kare)	p
	Kontrol						Apne								
	Min	Maks	Ort	Std	95% CI		Min	Maks	Ort	Std	95% CI				
					LB	UB					LB	UB			
55	0,6015625	4,0859375	0,949779501	0,193995138	0,938940625	0,960618378	0,6484375	7,78125	1,155909722	0,456894585	1,129182382	1,182637063	0,2862	0,0819	0,000
56	-5,18053004	4,780984437	-0,633275155	1,274202827	-0,704467285	-0,562083025	-5,942442872	4,42216606	-0,652239575	1,299035399	-0,728230324	-0,576248826	0,0080	0,0001	0,699
57	1,006256789	32,95811802	4,69358979	4,601625091	4,436488263	4,950691316	1	43,04539673	4,707139474	4,678717344	4,433444674	4,980834274	0,0016	0,0000	0,940
58	2,87809E-05	0,02163901	0,000714306	0,000931459	0,000662264	0,000766348	5,31534E-05	0,033385439	0,000814548	0,001654965	0,000717736	0,00091136	0,0370	0,0014	0,072
59	0,0859375	1,1875	0,662041261	0,22968221	0,64920848	0,674874042	0,109375	3,6015625	0,532784722	0,335245247	0,513173604	0,552395841	0,2212	0,0489	0,000
60	0,578457464	1,902323697	0,847374865	0,120300472	0,84065345	0,854096281	0,583064962	4,250376965	0,917011308	0,272745367	0,901056296	0,932966319	0,1657	0,0275	0,000
61	2,356501769	10,32377461	4,450207167	1,104857834	4,388476663	4,511937671	2,324727492	12,04168075	4,762445824	1,268824086	4,688222372	4,836669277	0,1311	0,0172	0,000
62	0,34375	1,640625	0,852018704	0,124893896	0,845040645	0,858996763	0,3359375	4,20703125	0,922121528	0,267535898	0,906471259	0,937771797	0,1683	0,0283	0,000
63	0,454748158	1,672136573	0,825415157	0,128961495	0,818209834	0,832620481	0,462301335	4,163234263	0,860160573	0,257012198	0,845125918	0,875195228	0,0865	0,0075	0,000
64	0,342984797	1,53085104	0,810502691	0,143209215	0,802501321	0,818504062	0,348949431	4,119893222	0,817686135	0,262883974	0,802307994	0,833064277	0,0174	0,0003	0,400
65	0,56796875	1,8984375	0,844614716	0,122791178	0,83775414	0,851475293	0,532072368	4,20703125	0,90501966	0,261857369	0,889701573	0,920337747	0,1485	0,0221	0,000
66	0,54296875	1,8984375	0,847813316	0,122886546	0,840947411	0,85467922	0,507211538	4,20703125	0,914821501	0,264996449	0,899319784	0,930323218	0,1628	0,0265	0,000
67	0,015625	3,3046875	0,28773824	0,315450444	0,270113425	0,305363055	0,0234375	7,234375	0,623125	0,514785672	0,593011157	0,653238843	0,3692	0,1363	0,000
68	0	1,962890625	0,094923776	0,164900599	0,085710466	0,104137085	0,0078125	2,23828125	0,193845486	0,243366086	0,179609099	0,208081873	0,2335	0,0545	0,000
69	0,004921875	0,957361111	0,060686605	0,085660115	0,055900612	0,065472598	0,004849138	1,242538927	0,127106609	0,123388753	0,119888635	0,134324583	0,3008	0,0905	0,000
70	2,34738E-21	728,8753691	0,629281389	20,79726914	-0,532701507	1,791264284	3,03764E-20	1318082,566	1187,304629	39299,62795	-1111,638227	3486,247486	0,0219	0,0005	0,289
71	0,780601931	80,778322	9,841711941	13,12876511	9,108182919	10,57524096	0,939060283	89,57988932	19,19056366	14,96364913	18,31522269	20,06590463	0,3162	0,1000	0,000
72	2,38576E-57	0,000742288	2,15761E-06	2,73239E-05	6,30969E-07	3,68425E-06	-1,33227E-15	0,001407106	3,12682E-06	4,49949E-05	4,94715E-07	5,75892E-06	0,0132	0,0002	0,522
73	1	1	1	0	1	1	1	1	1	0	1	1	X	X	X

Tablo 7.6. (Devamı)

Özellik Numarası	Grup												R (Eta)	R ² (Eta kare)	p
	Kontrol						Apne								
	Min	Maks	Ort	Std	95% CI		Min	Maks	Ort	Std	95% CI				
					LB	UB					LB	UB			
74	3,61085E-40	0,0625	0,000307289	0,002281818	0,000179799	0,000434778	2,52435E-29	0,5	0,001476977	0,022741814	0,000146631	0,002807324	0,0370	0,0014	0,072
75	0	1	0,99918897	0,028478589	0,997597817	1,000780123	0	1	0,995555556	0,066547937	0,991662646	0,999448465	0,0361	0,0013	0,080
76	0,000960912	0,310023389	0,015454721	0,022347284	0,014206136	0,016703307	0,001226103	0,753266181	0,035168293	0,046985922	0,032419718	0,037916867	0,2625	0,0689	0,000
77	5,553100586	106,5803223	21,02406463	10,94948006	20,4122964	21,63583286	5,40435791	145,0020752	24,28937375	14,31414973	23,45202709	25,12672041	0,1283	0,0165	0,000
78	2,31917E-09	1,23261E-06	7,84645E-08	9,70031E-08	7,30448E-08	8,38842E-08	6,75363E-10	1,19887E-06	8,47547E-08	1,00601E-07	7,88697E-08	9,06396E-08	0,0321	0,0010	0,119
79	1,45315E-08	2,54104E-05	2,69731E-07	8,87817E-07	2,20127E-07	3,19335E-07	5,4301E-09	9,06777E-06	2,67597E-07	5,46504E-07	2,35628E-07	2,99566E-07	0,0013	0,0000	0,950
80	3,47948E-08	0,000402905	1,71404E-06	1,32455E-05	9,73989E-07	2,4541E-06	3,59001E-08	0,00012411	1,40275E-06	6,85913E-06	1,00151E-06	1,80399E-06	0,0145	0,0002	0,482
81	1,40069E-10	1,44975E-08	2,95674E-09	1,77401E-09	2,85763E-09	3,05586E-09	2,21374E-11	1,16634E-08	2,87922E-09	1,70686E-09	2,77937E-09	2,97906E-09	0,0218	0,0005	0,289
82	9,76896E-10	2,98868E-07	9,4389E-09	1,09926E-08	8,82472E-09	1,00531E-08	1,78395E-10	1,12862E-07	8,91608E-09	7,26529E-09	8,49107E-09	9,34108E-09	0,0276	0,0008	0,180
83	4,01448E-09	4,73883E-06	4,13602E-08	1,6367E-07	3,22156E-08	5,05047E-08	1,18909E-09	1,54985E-06	3,54704E-08	9,36525E-08	2,99919E-08	4,09488E-08	0,0217	0,0005	0,292
84	0,048508041	0,417586253	0,308940428	0,072824361	0,304871592	0,313009263	0,102927649	0,414614971	0,311146086	0,071794729	0,30694625	0,315345922	0,0157	0,0002	0,446
85	0,0030593	0,181590144	0,120534178	0,034004501	0,118634282	0,122434074	0,007422323	0,17334756	0,121449028	0,033235985	0,119504795	0,123393261	0,0133	0,0002	0,520
86	0,063067903	0,662945924	0,414697242	0,155632631	0,406001751	0,423392732	0,072112043	0,673761429	0,415226988	0,15464435	0,406180629	0,424273346	0,0011	0,0000	0,956

Min minimum, Maks maksimum, Ort Ortalama, Std Standart sapma, CI 95% ortalama için %95 güven aralığı, LB alt güven aralığı, UB üst güven aralığı, R Eta korelasyon katsayısı, R² Eta kare

Solunum skorumlama işleminde kullanılabilecek özelliklerin istatistiksel analizlerinden sonra sınıflandırma işlemleri yapılmıştır. Ayrıca sınıflandırıcıların performanslarını arttırabilmek için PPG ve HRV'den çıkarılan 86 özellik F-score yöntemi ile seçilerek kullanılmıştır. Özelliklere 2 kere F-score uygulanmış ve her adımda sınıflandırma yapılarak farklı seviyelerde uygulanan F-score yönteminin etkisi incelenmiştir. Tablo 7.7.'de solunum skorumlama işlemi için f-score yöntemi sonrasında seçilen PPG ve HRV özellikleri gösterilmiştir. Tablo 7.7.'de "Özellik Sayısı" sütununda PPG ve HRV'den çıkarılan toplam özellik sayıları verilmiştir. "PPG HRV" yazan sütunda çıkarılan özellikler birleştirilerek kullanılmıştır. PPG'den çıkarılan 46 özellik ilk F-score uygulandığında 16 özelliğe indirgenmiştir. Bu 16 özelliğe ait özellik numaraları seçilen özellik numaraları adlı sütunda gösterilmiştir. PPG'ye 2. kez F-score uygulandığında 16 özellik 4'e kadar indirgenmiştir. Aynı durum HRV içinde geçerlidir. Çıkarılan toplam 40 özellik ilk F-score uygulamasında 11'e, 2. kez uygulandığında ise 5'e indirgenmiştir. PPG ve HRV birleştirildiğinde meydana gelen toplam 86 özellik ilk F-score ile 28, 2. kez uygulandığında ise 11'e kadar indirgenmiştir.

Tablo 7.7. Solunum skorumlama için F-score ile özellik seçme sonuçları

Özellik Seçme Sayısı			1. Özellik Seçme								2. Özellik Seçme			
Sinyal	Özellik Sayısı	Seçilen Özellik Sayısı	Seçilen Özellik Numaraları								Seçilen Özellik Sayısı	Seçilen Özellik Numaraları		
PPG	46	16	1	9	10	15	18	19	20		4	18	32	33
			21	23	27	28	29	32	33			43		
			34	43										
HRV	40	11	2	5	7	8	9	13	21		5	2	9	21
			22	23	25	30						23	25	
PPG HRV	86	13+15=28	1	9	15	18	19	20			3+8=11	18	32	33
			PPG	21	27	29	32	33	34					
				43										
			2	5	6	7	8	9				2	7	8
			HRV	13	14	16	20	21	22			9	21	23
				23	25	28						25	28	

Özellik seçme işlemi tamamlandıktan sonra sınıflandırma işlemi yapılmıştır. Sınıflandırma işlemleri PPG ve HRV için ayrı ayrı yapılmış ve daha sonra birleştirilerek yapılmıştır. Bu sayede tüm özellikler kullanılmıştır. PPG özelliklerine ait sınıflandırma sonuçları Tablo 7.8.'de, HRV'ye ait sınıflandırma sonuçları Tablo

7.9.'da Tablo 7.4, PPG ve HRV'ye sınıflandırma sonuçları Tablo 7.10.'da özetlenmiştir. Tabloda kullanılan her sınıflandırıcı için sonuçlar ayrıntılı bir biçimde verilmiştir. Sınıflandırma işlemleri sırayla yapılmış olup sıra şu şekildedir. Öncelikle PPG'ye ait 46 özellik herhangi bir özellik seçme algoritmasına tabi tutulmadan sınıflandırılmış ve sınıflandırıcının performansının ölçülmesi için performans parametreleri hesaplanarak ilgili sütuna yazılmıştır. Daha sonra ilk uygulanan özellik seçme algoritması ile 46 özellik 16'ya indirilmiştir ve aynı süreç tekrarlanmıştır. 2. kez özellik seçme yöntemi ile 21 özellik 4'ya indirilmiştir ve tekrar sınıflandırma işlemi yapılmıştır. Sınıflandırıcılara ait performans kriterleri hesaplanarak tabloda gösterilmiştir. Her F-score uygulandığında elde edilen özellik sayıları da yazılmıştır. Her sınıflandırıcıya ait "Ağ Parametreleri" adlı sekmede, bulunduğu sınıflandırıcı için kullanılan ağ parametresi hesaplanmıştır. Ayrıca uyku evrelemede olduğu gibi sınıflandırıcılara ait ROC eğrileri de hazırlanmış ve Şekil 7.10. - Şekil 7.18. arasında gösterilmiştir. ROC eğrisi şu şekilde yorumlanabilir. ROC eğrilerinde eğri sol eksene daha yakınsa apne, üst eksene daha yakınsa sistem kontrol grubunu daha iyi teşhis edebiliyor denilebilir.

Tablo 7.8. Solunum skorlama için PPG özelliklerine ait sınıflandırıcı sonuçları

k en yakın komşuluk algoritması (kNN)									
Ağ Parametreleri	k=3, uzaklık fonksiyonu= 'cosine'			k=5, uzaklık fonksiyonu= 'cityblock'			k=9, uzaklık fonksiyonu= 'seuclidean'		
Sınıf	Özellik Seçimi Uygulanmadan			Özellik Seçimi Uygulanarak			Özellik Seçimi Uygulanarak		
	Özellik sayısı = 46			Özellik sayısı = 16			Özellik sayısı = 4		
	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)
Apne	0,80	0,84	82,27	0,74	0,83	79,13	0,69	0,77	73,11
Kontrol	0,84	0,80		0,83	0,74		0,77	0,69	
AUC		0,82			0,79			0,73	
Kappa		0,64			0,58			0,46	
F-ölçümü		0,82			0,79			0,73	
k(10)-fold (%)		79,30			75,83			68,96	
Çok katmanlı ileri beslemeli yapay sinir ağları (MLFFNN)									
Ağ Parametreleri	Nöron sayısı = 92, eğitim algoritması = 'trainlm'			Nöron sayısı = 92, eğitim algoritması = 'trainlm'			Nöron sayısı = 79, eğitim algoritması = 'trainlm'		
Sınıf	Özellik Seçimi Uygulanmadan			Özellik Seçimi Uygulanarak			Özellik Seçimi Uygulanarak		
	Özellik sayısı = 46			Özellik sayısı = 16			Özellik sayısı = 4		
	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)
Apne	0,80	0,88	83,80	0,80	0,83	82,02	0,68	0,79	73,79
Kontrol	0,88	0,80		0,83	0,80		0,79	0,68	
AUC		0,84			0,82			0,74	
Kappa		0,67			0,64			0,47	
F-ölçümü		0,83			0,82			0,73	
k(10)-fold (%)		-			-			-	

Tablo 7.8. (Devamı)

Olasılıksal yapay sinir ağları (PNN)									
Ağ Parametreleri	Spread = 0,3410			Spread = 0,0910			Spread = 0,0980		
Sınıf	Özellik Seçimi Uygulanmadan			Özellik Seçimi Uygulanarak			Özellik Seçimi Uygulanarak		
	Özellik sayısı = 46			Özellik sayısı = 16			Özellik sayısı = 4		
	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)
Apne	0,71	0,88	80,24	0,73	0,81	77,18	0,67	0,76	71,93
Kontrol	0,88	0,71		0,81	0,73		0,76	0,67	
AUC	0,80			0,77			0,72		
Kappa	0,60			0,54			0,44		
F-ölçümü	0,79			0,77			0,71		
k(10)-fold (%)	-			-			-		
Destek vektör makinaları (SMVs)									
Ağ Parametreleri	Kernel='rbf', BoxConstraint=70			Kernel='rbf', BoxConstraint=1			Kernel='rbf', BoxConstraint=1		
Sınıf	Özellik Seçimi Uygulanmadan			Özellik Seçimi Uygulanarak			Özellik Seçimi Uygulanarak		
	Özellik sayısı = 46			Özellik sayısı = 16			Özellik sayısı = 4		
	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)
Apne	0,82	0,86	83,80	0,79	0,80	79,64	0,73	0,70	71,67
Kontrol	0,86	0,82		0,80	0,79		0,70	0,73	
AUC	0,84			0,80			0,72		
Kappa	0,67			0,59			0,43		
F-ölçümü	0,84			0,80			0,72		
k(10)-fold (%)	76,68			76,84			69,80		

Tablo 7.8. (Devamı)

Sınıflandırıcı Topluluğu									
Sınıf	Özellik Seçimi Uygulanmadan			Özellik Seçimi Uygulanarak			Özellik Seçimi Uygulanarak		
	Özellik sayısı = 46			Özellik sayısı = 16			Özellik sayısı = 4		
	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)
Apne	0,84	0,97	90,67	0,93	0,96	95,00	0,89	0,98	93,81
Kontrol	0,97	0,84		0,96	0,93		0,98	0,89	
AUC		0,90			0,95			0,93	
Kappa		0,81			0,90			0,87	
F-ölçümü		0,90			0,95			0,93	
k(10)-fold (%)		-			-			-	

Tablo 7.9. Solunum skorlama için HRV özelliklerine ait sınıflandırıcı sonuçları

k en yakın komşuluk algoritması (kNN)									
Ağ Parametreleri	k=3, uzaklık fonksiyonu= 'cosine'			k=8, uzaklık fonksiyonu= 'mahalanobis'			k=10, uzaklık fonksiyonu= 'mahalanobis'		
Sınıf	Özellik Seçimi Uygulanmadan			Özellik Seçimi Uygulanarak			Özellik Seçimi Uygulanarak		
	Özellik sayısı = 40			Özellik sayısı = 11			Özellik sayısı = 5		
	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)
Apne	0,75	0,85	80,15	0,77	0,77	76,76	0,74	0,76	75,32
Kontrol	0,85	0,75		0,77	0,77		0,76	0,74	
AUC		0,80			0,77			0,75	
Kappa		0,60			0,53			0,51	
F-ölçümü		0,80			0,77			0,75	
k(10)-fold (%)		79,05			76,34			72,35	
Çok katmanlı ileri beslemeli yapay sinir ağları (MLFFNN)									
Ağ Parametreleri	Nöron sayısı = 3, eğitim algoritması = 'trainlm'			Nöron sayısı = 29, eğitim algoritması = 'trainlm'			Nöron sayısı = 87, eğitim algoritması = 'trainlm'		
Sınıf	Özellik Seçimi Uygulanmadan			Özellik Seçimi Uygulanarak			Özellik Seçimi Uygulanarak		
	Özellik sayısı = 40			Özellik sayısı = 11			Özellik sayısı = 5		
	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)
Apne	0,81	0,84	82,70	0,69	0,84	76,93	0,67	0,79	73,45
Kontrol	0,84	0,81		0,84	0,69		0,79	0,67	
AUC		0,83			0,77			0,73	
Kappa		0,65			0,53			0,47	
F-ölçümü		0,83			0,76			0,73	
k(10)-fold (%)		-			-			-	

Tablo 7.9. (Devamı)

Olasılıksal yap sinir ağıları (PNN)									
Ağ Parametreleri	Spread = 0.1580			Spread = 0.3440			Spread = 0.2450		
Sınıf	Özellik Seçimi Uygulanmadan			Özellik Seçimi Uygulanarak			Özellik Seçimi Uygulanarak		
	Özellik sayısı = 40			Özellik sayısı = 11			Özellik sayısı = 5		
	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)
Apne	0,55	0,86	71,50	0,48	0,84	67,18	0,51	0,85	69,04
Kontrol	0,86	0,55		0,84	0,48		0,85	0,51	
AUC	0,71			0,66			0,68		
Kappa	0,42			0,33			0,37		
F-ölçümü	0,67			0,61			0,64		
k(10)-fold (%)	-			-			-		
Destek vektör makinaları (SMVs)									
Ağ Parametreleri	Kernel='rbf', BoxConstraint=2			Kernel='rbf', BoxConstraint=1			Kernel='rbf', BoxConstraint=1		
Sınıf	Özellik Seçimi Uygulanmadan			Özellik Seçimi Uygulanarak			Özellik Seçimi Uygulanarak		
	Özellik sayısı = 40			Özellik sayısı = 11			Özellik sayısı = 5		
	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)
Apne	0,77	0,85	81,00	0,76	0,81	78,29	0,78	0,73	75,66
Kontrol	0,85	0,77		0,81	0,76		0,73	0,78	
AUC	0,81			0,78			0,76		
Kappa	0,62			0,56			0,51		
F-ölçümü	0,81			0,78			0,76		
k(10)-fold (%)	79,90			79,05			73,71		

Tablo 7.9. (Devamı)

Sınıflandırıcı Topluluğu									
Sınıf	Özellik Seçimi Uygulanmadan			Özellik Seçimi Uygulanarak			Özellik Seçimi Uygulanarak		
	Özellik sayısı = 40			Özellik sayısı = 11			Özellik sayısı = 5		
	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)
Apne	0,86	0,97	92,28	0,78	0,98	88,04	0,82	0,98	90,16
Kontrol	0,97	0,86		0,98	0,78		0,98	0,82	
AUC		0,92			0,88			0,90	
Kappa		0,84			0,76			0,80	
F-ölçümü		0,91			0,87			0,89	
k(10)-fold (%)		-			-			-	

Tablo 7.10. Solunum skorlama için PPG ve HRV özelliklerine için sınıflandırıcı sonuçları

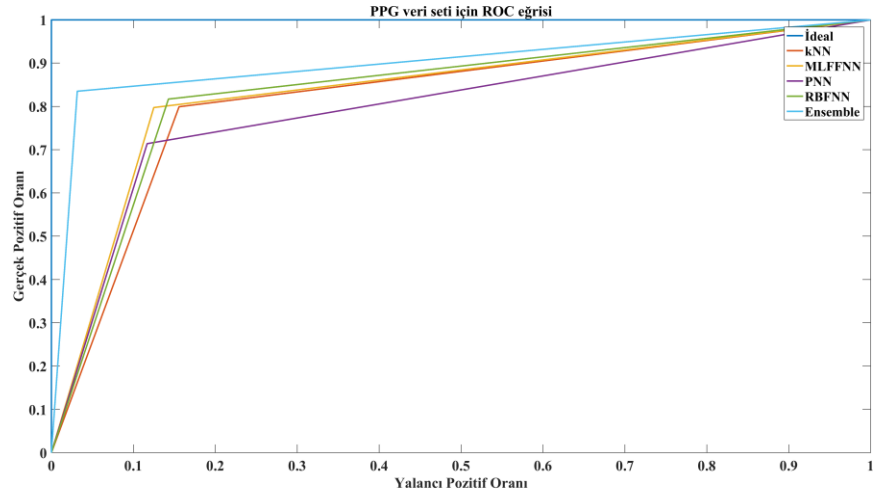
k en yakın komşuluk algoritması (kNN)									
Ağ Parametreleri	k=1, uzaklık fonksiyonu= 'cosine'			k=3, uzaklık fonksiyonu= 'cosine'			k=8, uzaklık fonksiyonu= 'mahalanobis'		
Sınıf	Özellik Seçimi Uygulanmadan			Özellik Seçimi Uygulanarak			Özellik Seçimi Uygulanarak		
	Özellik sayısı = 86			Özellik sayısı = 28			Özellik sayısı = 11		
	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)
Apne	0,80	0,89	84,56	0,80	0,84	82,02	0,78	0,77	77,27
Kontrol	0,89	0,80		0,84	0,80		0,77	0,78	
AUC	0,84			0,82			0,77		
Kappa	0,69			0,64			0,55		
F-ölçümü	0,84			0,82			0,77		
k(10)-fold (%)	81,59			78,88			76,51		
Çok katmanlı ileri beslemeli yapay sinir ağları (MLFFNN)									
Ağ Parametreleri	Nöron sayısı = 14, eğitim algoritması = 'trainlm'			Nöron sayısı = 63, eğitim algoritması = 'trainlm'			Nöron sayısı = 4, eğitim algoritması = 'trainlm'		
Sınıf	Özellik Seçimi Uygulanmadan			Özellik Seçimi Uygulanarak			Özellik Seçimi Uygulanarak		
	Özellik sayısı = 86			Özellik sayısı = 28			Özellik sayısı = 11		
	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)
Apne	0,81	0,90	85,41	0,81	0,84	82,44	0,72	0,83	77,69
Kontrol	0,90	0,81		0,84	0,81		0,83	0,72	
AUC	0,85			0,82			0,77		
Kappa	0,71			0,65			0,55		
F-ölçümü	0,85			0,82			0,77		
k(10)-fold (%)	-			-			-		

Tablo 7.10. (Devamı)

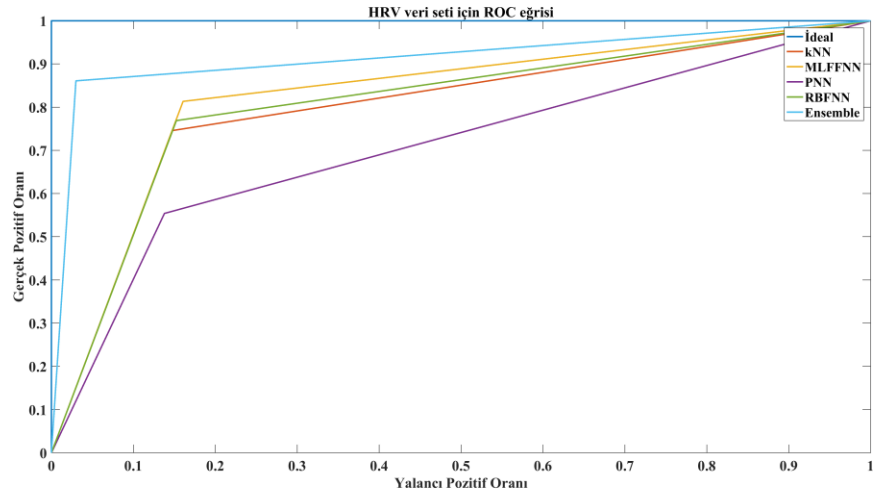
Olasılıksal yap sinir ağıları (PNN)									
Ağ Parametreleri	Spread = 0.4500			Spread = 0.2700			Spread = 0.1030		
Sınıf	Özellik Seçimi Uygulanmadan			Özellik Seçimi Uygulanarak			Özellik Seçimi Uygulanarak		
	Özellik sayısı = 86			Özellik sayısı = 28			Özellik sayısı = 11		
	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)
Apne	0,74	0,89	81,51	0,69	0,86	77,69	0,73	0,80	76,51
Kontrol	0,89	0,74		0,86	0,69		0,80	0,73	
AUC	0,81			0,77			0,76		
Kappa	0,63			0,55			0,53		
F-ölçümü	0,80			0,76			0,76		
k(10)-fold (%)	-			-			-		
Destek vektör makinaları (SMVs)									
Ağ Parametreleri	Kernel='rbf', BoxConstraint=2			Kernel='rbf', BoxConstraint=3			Kernel='rbf', BoxConstraint=2		
Sınıf	Özellik Seçimi Uygulanmadan			Özellik Seçimi Uygulanarak			Özellik Seçimi Uygulanarak		
	Özellik sayısı = 86			Özellik sayısı = 28			Özellik sayısı = 11		
	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)
Apne	0,86	0,88	87,36	0,83	0,84	83,97	0,75	0,80	77,35
Kontrol	0,88	0,86		0,84	0,83		0,80	0,75	
AUC	0,87			0,84			0,77		
Kappa	0,75			0,68			0,55		
F-ölçümü	0,87			0,84			0,77		
k(10)-fold (%)	81,17			81,26			76,42		

Tablo 7.10. (Devamı)

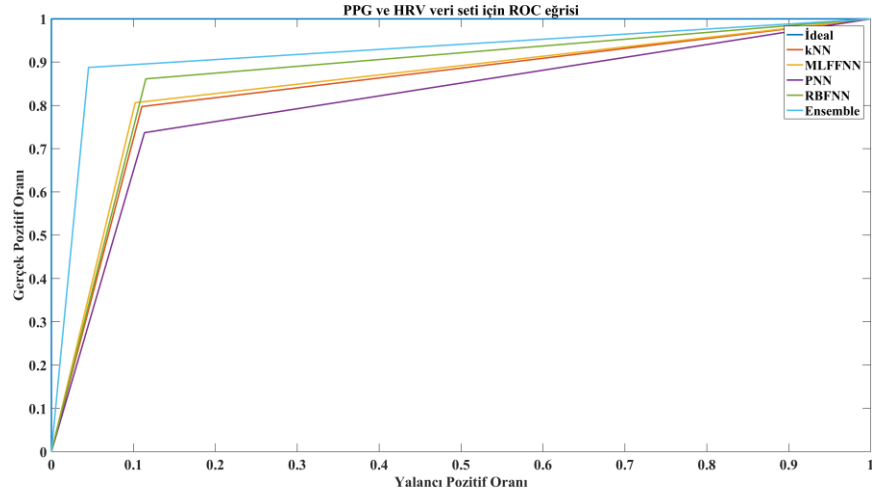
Sınıflandırıcı Topluluğu									
Sınıf	Özellik Seçimi Uygulanmadan			Özellik Seçimi Uygulanarak			Özellik Seçimi Uygulanarak		
	Özellik sayısı = 86			Özellik sayısı = 28			Özellik sayısı = 11		
	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)
Apne	0,89	0,95	92,54	0,87	0,96	91,69	0,84	0,97	90,59
Kontrol	0,95	0,89		0,96	0,87		0,97	0,84	
AUC		0,92			0,91			0,91	
Kappa		0,85			0,83			0,81	
F-ölçümü		0,92			0,91			0,90	
k(10)-fold (%)		-			-			-	



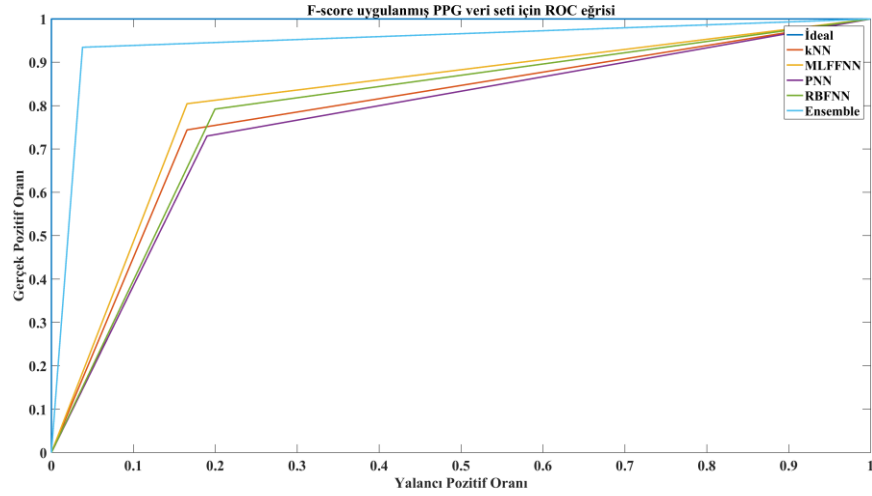
Şekil 7.10. Solunum skorlama işleminde, tüm PPG özellikleri (46) için ROC eğrisi



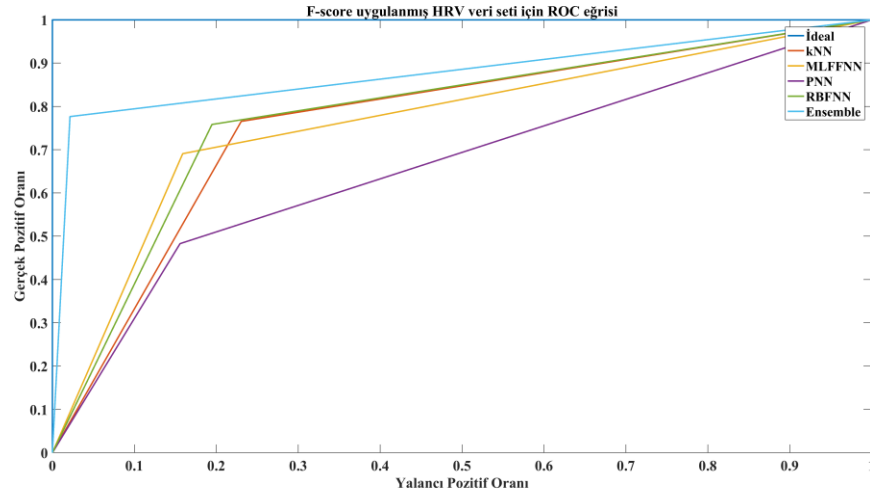
Şekil 7.11. Solunum skorlama işleminde, tüm HRV özellikleri (40) için ROC eğrisi



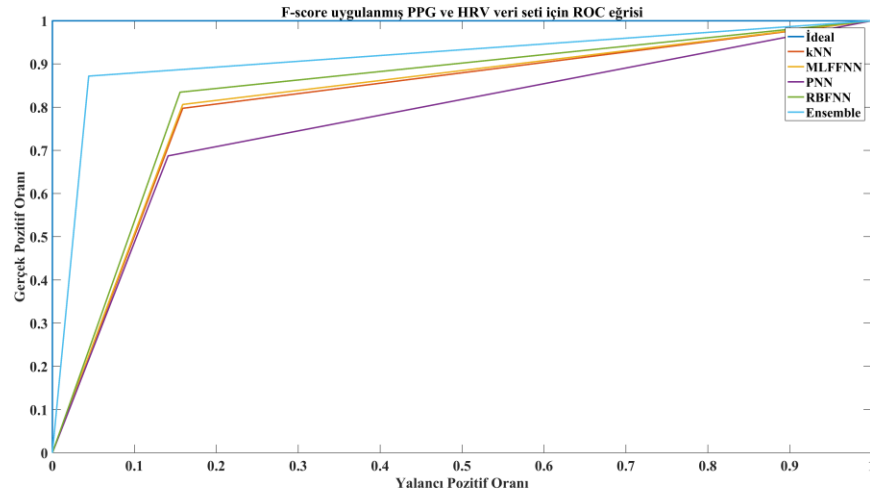
Şekil 7.12. Solunum skarlama işleminde, tüm PPG ve HRV (86) için ROC eğrisi



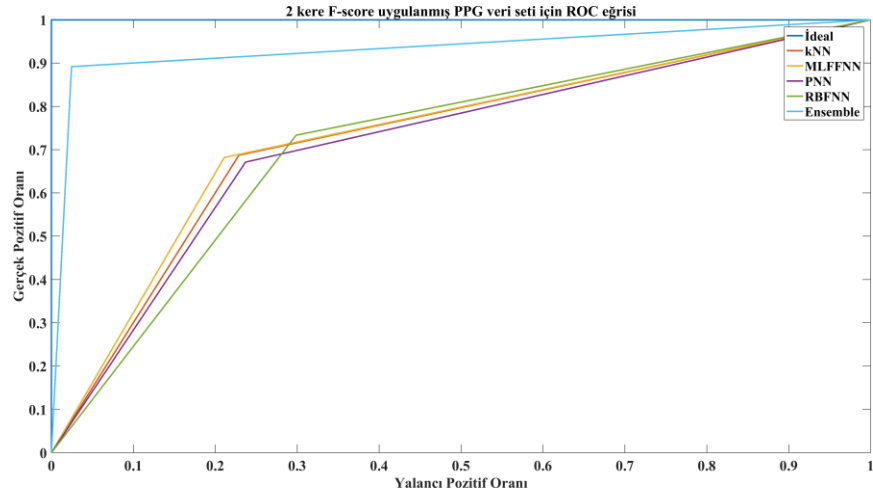
Şekil 7.13. Solunum skarlama işleminde, 16 PPG özelliği için ROC eğrisi



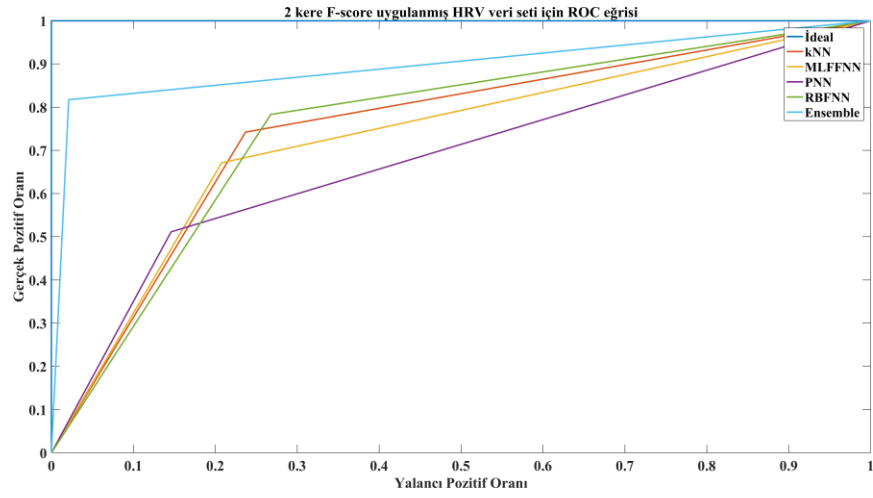
Şekil 7.14. Solunum skorlama işleminde, 11 HRV özelliği için ROC eğrisi



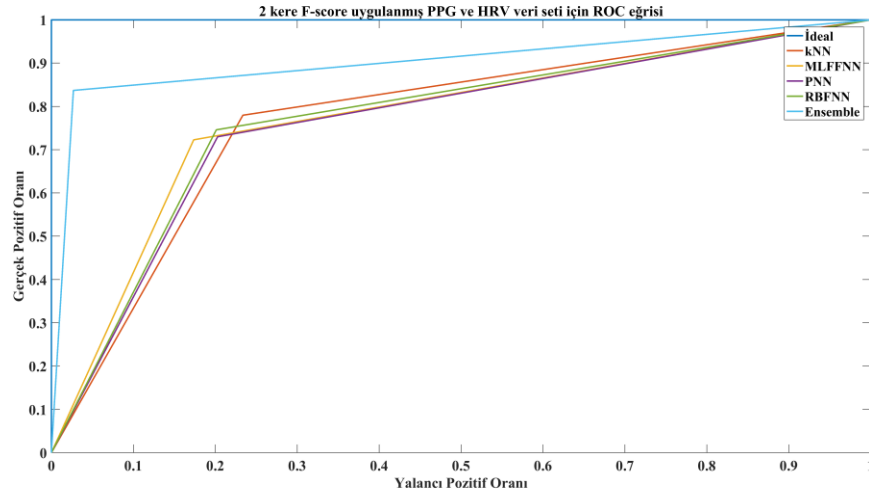
Şekil 7.15. Solunum skorlama işleminde, 28 PPG (13) ve HRV (15) özelliği için ROC eğrisi



Şekil 7.16. Solunum skorlama işleminde, 4 PPG özelliği için ROC eğrisi



Şekil 7.17. Solunum skorlama işleminde, 5 HRV özelliği için ROC eğrisi



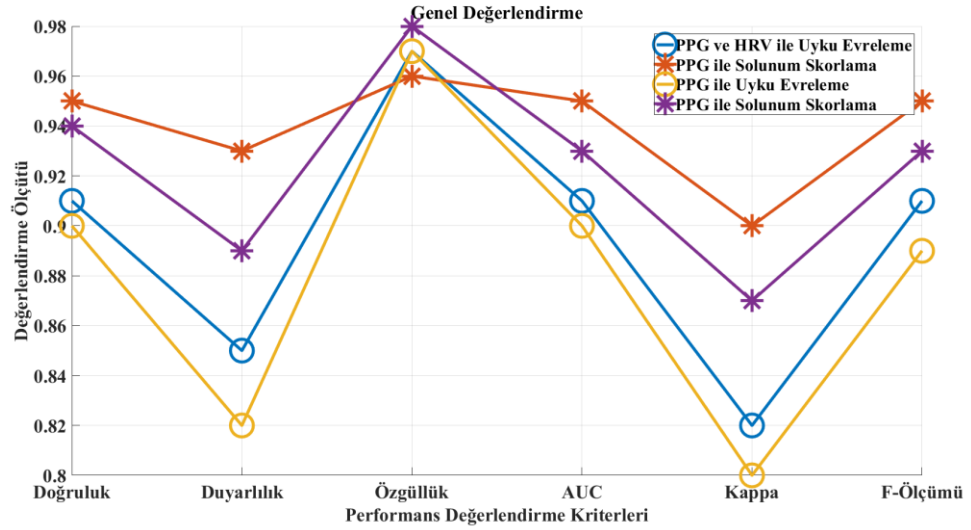
Şekil 7.18. Solunum skorlama işleminde, 11 PPG (3) ve HRV (8) özelliği için ROC eğrisi

Tablo 7.11. Sınıflandırma sonuçları için genel değerlendirme tablosu

Topluluk Sınıflandırıcısı						
Uyku Evreleme / Topluluk Sınıflandırıcısı						
Sinyal	PPG ve HRV			HRV /		
	Özellik sayısı = 11			Özellik sayısı = 14		
	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)
Uyanıklık	0,85	0,97	91,09	0,82	0,97	90,01
Uyku	0,97	0,85		0,97	0,82	
AUC	0,91			0,90		
Kappa	0,82		0,80			
F-ölçümü	0,91		0,89			
k(10)-fold (%)	-		-			
Solunum Skorlama / Topluluk Sınıflandırıcısı						
Sinyal	PPG					
	Özellik sayısı = 16			Özellik sayısı = 4		
	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk (%)
Apne	0,93	0,96	95,00	0,89	0,98	93,81
Kontrol	0,96	0,93		0,98	0,89	
AUC	0,95			0,93		
Kappa	0,90		0,87			
F-ölçümü	0,95		0,93			
k(10)-fold (%)	-		-			

Sınıflandırma sonuçları için genel değerlendirme tablosu Tablo 7.11’de grafiği ise Şekil 7.19.’da gösterilmiştir. Tablo 7.11’e göre uyku evreleme için en iyi performans

topluluk sınıflandırıcısı ile elde edilmiştir. Bu işlem için sadece HRV kullanılabileceği gibi PPG ve HRV birlikte de kullanılabilir. PPG ve HRV'nin birlikte kullanılması hem sınıflandırma performansını arttırmış, hem de özellik sayısı bakımından azalma, yani bir avantaj sağlamıştır. Solunum skorlama için en iyi performans PPG sinyali özellikleri kullanılarak topluluk sınıflandırıcısı ile sağlanmıştır. Bu işlem hem 16 hem de 4 PPG özelliği ile yapılabilmektedir. Sistemde 4 özellik kullanıldığında iş yükünü azaltırken, 16 özellik kullanıldığında iş yükü artmasına karşın performans iyileşmesi gerçekleşmiştir. Elde edilen uyku evreleme ve solunum skorlama sonuçlarına göre fiziki bir sistem geliştirmek mümkündür.



Şekil 7.19. Sınıflandırma sonuçları için genel değerlendirme grafiği

BÖLÜM 8. TARTIŞMA VE KARAR

Uyku evreleme için istatistiksel analiz sonuçlarının verildiği Tablo 7.1.'deki p istatistik değerine bakıldığında toplam 86 özelliğin 75'inde $p < 0,05$ olup bu özellikler gruplar için anlamlıdır. Bu değer, özelliklerin gruplar arası ayırt edici olduğu anlamına gelir. Tabloda her özellik için minimum, maksimum değerler verilmiştir. Bu değerler özelliklerin dağılımları hakkında bizlere bilgi vermektedir. Aynı şekilde %95 güven aralığı grup verilerinin %95'ini kapsayacak şekilde minimum maksimum değerleri hakkında bilgi verir. Örneğin 47. özelliğin uyanıklık için %95 güven aralığı [0,793081785 0,812989578] iken uyku için bu aralık [0,88183658 0,890998016]'dır. Sayısal değerlerden de anlaşılacağı üzere grup dağılımları farklılık göstermektedir. Sadece bu özellikte dahi uyku uyanıklık için bir kural çıkarılabileceği gözle tespit edilebilmiştir. Diğer özelliklerde aynı şekilde minimum, maksimum ve %95 güven aralığında minimum, maksimum gruplar arasında ayırt edici farklılıklara sahiptir.

Ortalama, bir grubun merkez dağılım noktası olarak düşünülebilir. Bu değere bakılarak grupların merkez noktaları görülebilir. Tablo 7.1.'deki özelliklerin uyku uyanıklık için merkez noktalarına bakıldığında, ortalama değerlerin her grup için ayırt edici olduğu rahatlıkla tespit edilebilmektedir. Örneğin 71. özellik için uyanıklıkta ortalama, yani merkezi değer 26,73063443 iken uykuda bu değer 15,00669974'dır. Grupların merkezleri arasındaki farklılık net görülmektedir. Standart sapma, dağılımın ortalama etrafındaki dağılımının bir göstergesidir. Özelliklerin standart sapmalarına bakıldığında grupların saçılmalarının farklı olduğu görülebilir. Nitekim 5. özelliğin uyanıklık için standart sapma değeri 8,16952087 iken uyku için bu değer 18,16487355'dür. Sayısal değerler yine grubun merkez etrafındaki saçılması hakkında farklılık olduğunu göstermektedir.

Tablo 7.1.'de özellikler için R Eta korelasyon katsayısına da yer verilmiştir. Bu değer, özelliklerin gruplar ile ilişki düzeyinin sayısal bir göstergesidir. R, 0-1 arasında

değişken olup, 0 bir özelliğin gruplar ile en az düzeyde ilişkili olduğunu, 1 en yüksek düzeyde ilişkili olduğunu gösterir. Özelliklere ait minimum R 0,02, maksimum R 0,34 ve ortalama R 0,133 dolaylarındadır. Özelliklere ait korelasyon değerleri küçük de olsa, özellik sayısı fazla olduğu için birlikte kullanıldıklarında anlamlı sonuçlar alınabilmektedir.

Literatürde uyku evreleme için yapılan çalışmaların çoğunluğu sınıflandırma işlemlerine dayanmaktadır [17, 18, 21]. İstatistiksel olarak özelliklerin gerçekten anlamlı olup olmadığı incelenmemiştir. Bu çalışması bir yanıyla da bu eksikliğı doldurmada etkili olmuştur. Ayrıca sınıflandırma işlemi öncesi istatistiksel olarak inceleme sınıflandırma işlemini de bilimsel sonuçlarla desteklemektedir. Bu bakımdan literatürdeki diğer çalışmalardan farklıdır [17, 18, 21].

PPG sinyalinde çıkarılan özelliklerin sınıflandırılmasının amacı, OSA teşhisini en güvenilir yöntemle tespit etmeye yardımcı olmaktır. Bu amaçla teşhisin ilk adımı olan uyku evrelerinin en pratik yöntem ile tespiti yapılmaya çalışılmıştır.

Herhangi bir hastalığı teşhis edebilmek için yeni bir yöntem geliştirildiğinde referans yöntemlerle karşılaştırılır. Karşılaştırma sonucu benzerliğin %80 olması yeni yöntemin uygulanabilir olduğunu kanıtlar [82]. Çalışmada, uyku evreleme işlemi için yeni önerilen yöntemin referans yöntem ile karşılaştırılma sonuçları PPG ve HRV için farklı tablolarda gösterilmiştir. Çalışmada toplam 86 özellik çıkarılmıştır. Ancak gerçek zamanlı çalışan sistemlerde bu kadar özellik çıkarılabilmesinin zorluğu düşünülerek özellikler azaltılarak sistem geliştirilmeye çalışılmıştır. Tablo 7.3.'de PPG'ye ait özelliklere ait, Tablo 7.4.'te HRV özelliklerine ait Tablo 7.5.'de ise PPG ve HRV özelliklerine ait sınıflandırma sonuçları verilmiştir. Tablo 7.3.'deki PPG'ye ait sonuçlar incelendiğinde kNN, MLFFNN ve topluluk sınıflandırıcısının uyku evrelemedeki başarı oranı yaklaşık %80 civarındadır. Aynı şekilde sınıflandırıcılara ait özgüllük ve duyarlılık yani uyku ve uyanıklığı ayrı ayrı ayırt edebilme yetenekleri de %80 özgüllük ve duyarlılık oranına sahiptir. Tablo 7.4.'de HRV'ye ait özellik sınıflandırma sonuçları incelendiğinde başarı oranı PPG'ye göre biraz düşmüştür. Ancak sistem hala tek başına çalışabilecek kapasitededir. Topluluk sınıflandırıcısının sınıflandırma doğruluk oranı, özgüllük ve duyarlılık değerleri %80 civarlarındadır.

Tablo 7.5.'de PPG ve HRV özelliklerinin hepsi birlikte kullanılmış ve en iyi sonuçlar burada elde edilmiştir. Sınıflandırma işlemleri özellik sayısı azaltılarak tekrarlanmasına rağmen doğruluk oranında çok büyük düşüşler meydana gelmemiştir. Bu sistemde tüm sınıflandırıcılar tek başlarına çalışacak kapasitededirler.

Literatürde EEG ile yani uyku evrelemede doğruluk oranları %90 ve üzeridir [101–103]. Bu çalışmada ise tek sınıflandırıcı ile yapılan benzetimde doğruluk oranı literatürdeki çalışmalara oranla %10 daha azdır. EEG kullanıldığında yaklaşık on elektrot kullanılmaktadır. Bu elektrotlar hastaları rahat uyku ortamında uzaklaştırmaktadır. Bu çalışmada ise on elektro yerine bir elektrot kullanılması bir avantaj olarak kabul edilebilir. Uyku evreleme işlemini topluluk sınıflandırıcısı ile yaptığımızda %10'luk dezavantaj tolere edilebilir bir konuma getirilmektedir. Topluluk sınıflandırıcısı ile PPG ve HRV özelliklerinin iki kere seçilerek sınıflandırıldığında doğruluk oranı %91,09'a kadar yükselmekte ve aradaki fark %5'e kadar düşebilmektedir [101–103].

Bunun yanı sıra bu sınıflandırıcılara ait F-Ölçümü ve AUC değerleri de %80 civarlarındadır. Bu parametreler ile sistemin güvenilirliği pekiştirilmektedir. Farklı bir performans değerlendirme kriteri ise ROC eğrisidir. Uyku evreleme işlemi için geliştirilen sistemlere ait ROC eğrileri Şekil 7.1. - Şekil 7.8. arasında gösterilmiştir. Sınıflandırılan dokuz veri kümesi için dokuz farklı ROC eğrisi gösterilmiştir. Eğriler değerlendirilirken grafikte bulunan ideal ROC eğrisi referans alınır. Bu eğriye en yakın olan sınıflandırıcı en iyisidir denilebilir. Geliştirilen sınıflandırıcıların ROC eğrileri ideale oldukça yakındır. Sistemin tüm bu iyi yanlarının yanı sıra sınıflandırıcılara ait Kappa değeri oldukça düşüktür. Bu bakımdan sistem biraz daha geliştirilebilir. Sistemi geliştirilebilmek için PPG sinyali ve HRV'den uykuyu daha iyi temsil edebilecek özellikler çıkarılabilir. Ayrıca kullanılan veri tabanı genişletilebilir.

Literatürde uyku evrelerinin tespiti için PPG'nin kullanıldığı bir çalışma bulunmaktadır [16]. Ancak çalışmanın geliştirilmesi gerekmektedir. Çalışmada uyku uyanıklık tespiti için SVMs sınıflandırıcısı kullanılmış ve sınıflandırma doğruluk oranı %77, duyarlılık 0,78 ve özgüllük 0,72 olarak hesaplanmıştır. İlk bakışta değerlerin iyi olduğu söylenebilir. Ancak sınıflandırma işlemi yaparken verilerin dağılımı dengesiz

yapılmıştır. Çalışmadaki veri setinde bulunan, 25447 (%90) epogun eğitim, 2882 (%10) epogun ise test için kullanıldığı bilgisi verilmiş. Sınıflandırma işlemlerinde veri dağılımı sınıflandırma performansını etkilemektedir. Eğitim verisinin yüksek ve test verisinin düşük olması sebebiyle sonuçlar gerçekçi değildir. Ayrıca uyku ve uyanık epok sayıları ayrı ayrı verilmemiştir. Bilgilerin gizliliği çalışmanın güvenilirliğini düşürmüştür. Bu tez çalışması kapsamında ise gizli hiçbir bilgi bırakılmadan çalışmanın tekrarlanabilmesi için tüm detaylar verilmiştir.

Literatürde ECG sinyali ve bu sinyalden türetilen HRV ile uyku evreleme işlemi yapılmış birçok çalışma vardır [16–21]. İlgili çalışmalarda uyku uyanıklık için elde edilen doğruluk oranı yaklaşık %70-80'dir. Bu tez çalışmasında, PPG sinyali ve HRV kullanıldığı için sonuçların literatürdeki çalışmalar ile benzer olması beklenmektedir. Sonuçlar incelendiğinde sonuçların birbirine yakın olduğu görülmektedir. Bu bakımdan çalışma literatür ile örtüşmektedir [18, 20, 21]. Ancak PPG sinyalinin ECG sinyaline göre daha pratik elde edilebilmesi bu tez çalışmasının pratik uygulanabilirliğini arttırmaktadır.

Solunum skorlama için istatistiksel analiz sonuçlarının verildiği Tablo 7.6.'daki p istatistik değerine bakıldığında toplam 86 özelliğin 58'inde $p < 0,05$ olup bu özellikler gruplar için anlamlıdır. Bu değer, özelliklerin gruplar arası ayırt edici olduğu anlamına gelir. Tabloda özelliklere ait tanımlayıcı istatistiksel parametrelere yer verilmiştir. 2. özelliğin kontrol grubu için minimum maksimum değerleri [0,110416667 0,440104167] iken apne grubu için bu aralık [0 1,220703125]'dür. Bu sayısal değerlerden de anlaşılacağı üzeri grubun dağılımı farklılık göstermektedir. Birkaç özelliğin birlikte kullanımı ile daha verimli sistemler yapılabileceği düşünülmektedir. Diğer özellikler de aynı şekilde minimum maksimum değerler bakımından ayırt edici farklılıklara sahiptir. Kontrol grubu için 1. özelliğin % 95 güven aralığında minimum maksimum değerleri [210,7248335 222,0017543] iken apne grubu için bu değer [166,7616069 180,9889413]'tür. Gruplar arasında gözle görülür farklılıklar burada da vardır.

Tablo 7.6.'daki gruplar için ortalama değerler incelendiğinde grup merkezlerinin birbirinden oldukça uzak olduğu tespit edilmiştir. Örneğin 27. özellikte apne grubu

için ortalama yani merkezi değer 331,0220857 iken kontrol grubunda bu değer 409,376372'dir. Grupların merkez etrafındaki dağılımlarında yani standart sapmalarında farklılık olduğu görülebilir. Nitekim 5. özelliğin kontrol grubu için standart sapma değeri 35,35652765 iken apne grubu için bu değer 5,84164038'dir. Sayısal değerler yine grubun merkez etrafındaki saçılması hakkında farklılık olduğunu göstermektedir.

Literatürde solunum skorlama işlemleri için oldukça az sayıda çalışma bulunmakta olup, çalışmaların çoğunluğu istatistiksel yöntemlere dayanmaktadır [104, 105]. Ayrıca bu çalışmalarda biyolojik sinyal özellikler nadiren incelenmektedir [105]. Hem istatistiksel yöntemlerin hem de biyolojik bir sinyallerin kullanımı, bu çalışmayı diğer çalışmalardan bir adım öne çıkarmaktadır [104, 105]. Ayrıca sınıflandırma işlemi öncesi istatistiksel olarak sınıflandırma işlemini de bilimsel sonuçlarla desteklemektedir. Bu bakımdan literatürdeki diğer çalışmalardan farklıdır [12, 57, 104, 105].

Çalışmanın ikinci büyük amacı uykuda hastada meydana gelen anormal solunumsal olayların güvenilir ve pratik bir şekilde tespit edilebilmesini sağlamaktır. Bu amaçla teşhisin ikinci adımı olan solunum skorlama en pratik yöntemlerle tespit edilmeye çalışılmıştır.

Çalışmada, solunum skorlama işlemi için yeni önerilen yöntemin referans yöntem ile karşılaştırılma sonuçları, PPG ve HRV için farklı tablolarda gösterilmiştir. Çalışmada toplam 86 özellik çıkarılmıştır. Ancak gerçek zamanlı çalışan sistemlerde bu kadar özellik çıkarılmasının zorluğu düşünülerek özellikler azaltılarak sistem geliştirilmeye çalışılmıştır. Tablo 7.8.'de PPG özelliklerine ait, Tablo 7.9.'da HRV özelliklerine ait, Tablo 7.10.'da ise PPG ve HRV özelliklerine ait sınıflandırma sonuçları verilmiştir. Tablo 7.8.'de PPG'ye ait sonuçlar incelendiğinde, tüm özellikler kullanıldığında, tüm sınıflandırıcılar için solunum skorlama başarı oranı %80 ve üzeridir. Aynı şekilde sınıflandırıcılara ait özgüllük ve duyarlılık yani uyku ve uyanıklığı ayrt edebilme yetenekleri de %80 civarlarındadır. Tablo 7.9.'da HRV'ye ait özellik sınıflandırma sonuçları incelendiğinde kNN, MLFFNN, SVMs ve topluluk sınıflandırıcısının başarı oranları %80 ve üzeridir. Özellik sayısı azaltıldığında sınıflandırıcıların doğruluk

oranının düşmesine rağmen, topluluk sınıflandırıcısının başarı oranı %90,16'dır. Bu oran sadece 5 özellik ile sağlanabilmiştir. Pratiğe dönük gerçekleştirilebilecek bir sistem için mükemmel performans olduğu söylenebilir.

Sınıflandırıcıların doğruluk oranlarının yanı sıra, tüm özellikler için, bu sınıflandırıcılara ait F-Ölçümü ve AUC değerleri de %80 civarlarındadır. Bu parametreler ile sistemin güvenilirliği pekiştirilmektedir. Farklı bir değerlendirme performans kriteri ise ROC eğrisidir. Solunum skorlama işlemi için geliştirilen sistemlere ait ROC eğrileri Şekil 7.10. - Şekil 7.18. arasında gösterilmiştir. Sınıflandırılan dokuz veri kümesi için dokuz farklı ROC eğrisi gösterilmiştir. Eğriler değerlendirilirken grafikte bulunan ideal ROC eğrisi referans alınır. Bu eğriye en yakın olan sınıflandırıcı en iyisidir denilebilir. Geliştirilen sınıflandırıcıların ROC eğrileri ideale oldukça yakındır. Sistemin tüm bu iyi yanlarının yanı sıra sınıflandırıcılara ait Kappa değeri oldukça düşüktür. Bu bakımdan sistem biraz daha geliştirilebilir. Sistemin geliştirilmesi için PPG ve HRV sinyallerinden, anormal solunumsal olayları temsil edebilecek farklı özellikler çıkarılabilir. Ayrıca kullanılan veri tabanı genişletilebilir.

Literatürde solunum skorlarının tespiti için PPG'nin kullanıldığı çalışmalar yok denecek kadar azdır [28]. Ancak bu çalışmada dahi apne tespiti değil, apnede meydana gelen arousallar tespit edilmeye çalışılmıştır. Bunun yanı sıra literatürde, PPG ile solunum sayısı ve efor ölçme işlemleri sıklıkla yapılmıştır [28, 77, 78, 106]. Literatürdeki PPG ve solunum skorlama işlemleri ile ilgili eksikliği bu tez çalışması doldurmaya çalışacaktır.

Bu tez çalışması, OSA teşhisini var olan metotlara göre daha pratik gerçekleştirebilmek için organize edilmiştir. Bu amaçla önce uyku evreleme daha sonra da solunum skorlama işlemi yapılmıştır.

Bu çalışmada elde edilen sonuçlara göre, PPG ve bu sinyalden türetilen HRV özelliklerinin uyku evreleme ve solunum skorlama işleminde kullanılabileceği ve anlamlı sonuçlar vereceği kanısına varılmıştır. PPG sinyalinin kolay elde edilebilmesi ve HRV'nin PPG sinyalinden türetilmesi tek sinyal ile uyku evreleme ve solunum

skorlama işleminin yapılabilmesinin önünü açmaktadır. Gerçek zamanlı çalışabilecek sistemlerde sinyalin kolay ölçüm ve kolay işlenebilmesi sistemlerin pratikliğini arttıracaktır. OSA teşhisinde uyku evreleme işlemi için en az üç sinyal ve on elektrota, solunum skorlama için en az üç sinyal üç elektrota ihtiyaç vardır. PPG sinyalinin bunların yerine kullanılabilmesi iş yükünü azaltacaktır.

Bu tez çalışması sonucunda elde edilen en iyi sonuçlar Tablo 7.11.'de özetlenmiştir. Uyku evreleme için topluluk sınıflandırıcısı ve 11 PPG HRV özelliği kullanılarak %91,09 doğruluk oranı ile pratik bir teşhis sistemi gerçekleştirilebilir. Eğer sadece HRV özellikleri kullanılmak istenirse çıkarılacak özellik sayısı artacaktır. Bu durumda ise %90,01 doğruluk oranı ile sistem gerçekleştirilebilir. Sadece HRV kullanılmasıyla holter cihazlarındaki kayıtlar üzerinden pratik uyku evreleme yapılabilir. Bu sayede sadece yazılımsal değişikliklerle donanımlara uyum sağlama süreci geliştirilebilir.

Solunum skorlama işlemi ise sadece PPG kaydı ile %93-95 doğruluk oranıyla gerçekleştirilebilir. 16 PPG özelliği ve %95 doğruluk oranı ile sistem gerçekleştirilebilir. Eğer kod yazımı bakımından tasarruf yapılmak istenirse, özellik sayısı 4'e indirilebilir. Bu durumda ise, başarı oranı %93,81 olacaktır. Bu başarı oranında sistemin çalışabilmesi için oldukça yeterlidir. Tüm bu değerler göz önüne alındığında pratik bir uyku evreleme ve solunum skorlama sisteminin gerçekleştirilebilmesi mümkündür. Şekil 7.19.'de Tablo 7.11.'de özetlenen sayısal değerlerin grafiksel özet gösterimi verilmiştir.

Her grup verinin sınıflandırılmasında topluluk sınıflandırıcısı üstün bir performans sağlamıştır. Bunun sebebi tek tek sınıflandırma işlemi yaparken, bir sınıflandırıcının yaptığı yanlış diğer sınıflandırıcıların telafi etmesidir. Bu sayede bireysel performanslar birleştirilerek sistemin gücü arttırılmıştır. Ayrıca verilerin dağılımları gruplar arasında fark olmayacak şekilde tasarlanmıştır. Dağılımların normal ve düzgün olması sistemin daha sağlıklı çalışabilmesi için olumlu etki yapmıştır [100].

Bu çalışma ile PPG sinyalinin makine öğrenme ve sinyal işleme teknikleriyle işlenmesi ile OSA teşhisinde kullanılabileceği kanısına varılmıştır. Literatürde OSA teşhisi için oldukça farklı sinyaller ve kombinasyonları kullanılmıştır. Ancak

kullanılacak sinyalin kolay ve noninvaziv yöntemlerle ölçülebilmesi hastaya verilen rahatsızlığı azaltacaktır.

Çalışma farklı açılardan geliştirilebilir. Herhangi bir OSA teşhis sistemi oluşturulurken bu çalışmada çıkarılan PPG özellikleri kullanılabilir. Bu sayede, gerçek zamanlı analiz yapabilen bir sistem tasarımı ile OSA teşhisi için gerekli iş yükü azaltılabilir. Ayrıca teknik personel gereksinimi duyulmadan sistem hasta tarafından rahatlıkla kullanılabilir. Sistemin evde kullanılabilirliği farklı bir avantajdır. Yıllarca sıra beklemeden teşhisin hızlı bir şekilde yapılabilmesi tedavinin hızlı bir şekilde başlamasına yardımcı olacaktır. Bu sayede zamanla OSA'nın insan vücuduna vermiş olduğu rahatsızlıkların önüne geçilmiş olacaktır.

KAYNAKLAR

- [1] Wolk R, Gami AS, Garcia-Touchard A, Somers VK, Sleep and Cardiovascular Disease. Curr Probl Cardiol 30:625–662. doi: 10.1016/j.cpcardiol.2005.07.002, 2005.
- [2] World Health Organization, Regional Office for Europe European Centre for Environment and Health Bonn Office WHO technical meeting on sleep and health. Bonn Germany, 2004.
- [3] Sanner BM, Tepel M, Esser M, et al, Sleep-related breathing disorders impair quality of life in haemodialysis recipients. Nephrol Dial Transplant 17:1260–1265, 2002.
- [4] Ursavaş A, URSAVAŞ, Uludağ Üniversitesi Tıp Fakültesi A, Hastalıkları Anabilim Dalı G Yeni Uyku Bozuklukları Sınıflaması (ICSD-3) Uykuda Solunum Bozukluklarında Neler Değişti? New Classification of Sleep Disorders (ICSD-3) What Has Changed in Sleep Breathing Disorders? Yazışma Adresi / Address for Correspondence. doi: 10.5152/gghs.2014.0002, 2014.
- [5] Sateia MJ, International Classification of Sleep Disorders-Third Edition. Chest 146:1387–1394. doi: 10.1378/chest.14-0970, 2014.
- [6] Cochen De Cock V, Benard-Serre N, Driss V, et al, Supine sleep and obstructive sleep apnea syndrome in Parkinson's disease. Sleep Med 16:1497–501. doi: 10.1016/j.sleep.2014.09.014, 2015.
- [7] Linz D, Linz B, Hohl M, Böhm M, Atrial arrhythmogenesis in obstructive sleep apnea: Therapeutic implications. Sleep Med Rev 26:87–94. doi: 10.1016/j.smr.2015.03.003, 2015.
- [8] Berry RB, Budhiraja R, Gottlieb DJ, et al, Rules for scoring respiratory events in sleep: update of the 2007 AASM Manual for the Scoring of Sleep and Associated Events. Deliberations of the Sleep Apnea Definitions Task Force of the American Academy of Sleep Medicine. J Clin Sleep Med 8:597–619. doi: 10.5664/jcsm.2172, 2012.
- [9] Borgström A, Nerfeldt P, Friberg D, Questionnaire OSA-18 has poor validity compared to polysomnography in pediatric obstructive sleep apnea. Int J Pediatr Otorhinolaryngol 77:1864–8. doi: 10.1016/j.ijporl.2013.08.030, 2013.

- [10] Köktürk O, Obstrüktif uyku apne sendromu, Klinik özellikler. *Tüberküloz ve Toraks Derg* 47:117–126, 1999.
- [11] Bruyneel M, Ninane V, Unattended home-based polysomnography for sleep disordered breathing: current concepts and perspectives. *Sleep Med Rev* 18:341–7. doi: 10.1016/j.smrv.2013.12.002, 2014.
- [12] Song C, Liu K, Zhang X, et al, An Obstructive Sleep Apnea Detection Approach Using a Discriminative Hidden Markov Model from ECG Signals. *IEEE Trans Biomed Eng.* doi: 10.1109/TBME.2015.2498199, 2015.
- [13] Kavsaoğlu AR, Polat K, Bozkurt MR, A novel feature ranking algorithm for biometric recognition with PPG signals. *Comput Biol Med* 49:1–14. doi: 10.1016/j.compbiomed.2014.03.005, 2014.
- [14] Kavsaoğlu AR, Polat K, Muthusamy H, Non-invasive prediction of hemoglobin level using machine learning techniques with the PPG signal's characteristics features. *Appl Soft Comput* 37:983–991. doi: 10.1016/j.asoc.2015.04.008, 2015.
- [15] Kim MS, Cho YC, Seo S-T, et al, Comparison of heart rate variability (HRV) and nasal pressure in obstructive sleep apnea (OSA) patients during sleep apnea. *Measurement* 45:993–1000. doi: 10.1016/j.measurement.2012.01.044, 2012.
- [16] Dehkordi P, Garde A, Karlen W, et al, Sleep stage classification in children using photoplethysmogram pulse rate variability. In: *Comput. Cardiol. Conf. IEEE*, pp 297–300, 2014.
- [17] Hayet W, Slim Y, Sleep-wake stages classification based on heart rate variability. In: *2012 5th Int. Conf. Biomed. Eng. Informatics. IEEE*, pp 996–999, 2012.
- [18] Jeen-Shing Wang, Guan-Rong Shih, Wei-Chun Chiang, Sleep stage classification of sleep apnea patients using decision-tree-based support vector machines based on ECG parameters. In: *Proc. 2012 IEEE-EMBS Int. Conf. Biomed. Heal. Informatics. IEEE*, pp 285–288, 2012.
- [19] Penzel T, Kantelhardt JW, Becker HF, et al, Detrended fluctuation analysis and spectral analysis of heart rate variability for sleep stage and sleep apnea identification. In: *Comput. Cardiol. 2003. IEEE*, pp 307–310, 2003.
- [20] Ying Chen, Xin Zhu, Wenxi Chen, Automatic sleep staging based on ECG signals using hidden Markov models. In: *2015 37th Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc. IEEE*, pp 530–533, 2015.

- [21] Yu S, Chen X, Wang B, Wang X, Automatic sleep stage classification based on ECG and EEG features for day time short nap evaluation. In: Proc. 10th World Congr. Intell. Control Autom. IEEE, pp 4974–4977, 2012.
- [22] Jezzini A, Ayache M, Elkhansa L, al abidin Ibrahim Z, ECG classification for sleep apnea detection. In: 2015 Int. Conf. Adv. Biomed. Eng. IEEE, pp 301–304, 2015.
- [23] Masa JF, Corral J, Sanchez de Cos J, et al, Effectiveness of three sleep apnea management alternatives. *Sleep* 36:1799–807. doi: 10.5665/sleep.3204, 2013.
- [24] Annakkaya AN, Balbay Ö, Bilgin C, et al, Outcomes of the eight-channel ambulatory recording unit in a sleep laboratory. *Eurasian J Pulmonol* 6:12–23, 2004.
- [25] Gaurav G, Mohanasankar S, Kumar VJ, Apnea sensing using photoplethysmography. In: 2013 Seventh Int. Conf. Sens. Technol. IEEE, pp 285–288, 2013.
- [26] Lazaro J, Gil E, Vergara JM, Laguna P, OSAS detection in children by using PPG amplitude fluctuation decreases and pulse rate variability. *Comput Cardiol* 2012 185–188, 2012.
- [27] Yilmaz B, Asyali MH, Arikan E, et al, Sleep stage and obstructive apneaic epoch classification using single-lead ECG. *Biomed Eng Online* 9:39. doi: 10.1186/1475-925X-9-39, 2010.
- [28] Karmakar C, Khandoker A, Penzel T, et al, Detection of respiratory arousals using photoplethysmography (PPG) signal in sleep apnea patients. *IEEE J Biomed Heal Informatics* 18:1065–1073. doi: 10.1109/JBHI.2013.2282338, 2014.
- [29] Köktürk O, Obstrüktif uyku apne sendromu sonuçları. *Tüberküloz ve Toraks Derg* 48:273–289, 2000.
- [30] Köktürk O, Uykuda solunum bozuklukları. Tarihçe, tanımlar, hastalık spektrumu ve boyutu. *Tüberküloz ve Toraks Derg* 46:187–192, 1998.
- [31] Society TT, Türk toraks derneği obstrüktif uyku apne sendromu tanı ve tedavi uzlaşısı raporu. *Türk Toraks Derg* 13:66, 2012.
- [32] Kales A, Rechtschaffen A, A Manual of Standardized Terminology Techniques and Scoring System for Sleep Stages of Human Subjects. Bethesda, Md., U. S. National Institute of Neurological Diseases and Blindness, Neurological Information Network, Los Angeles, 1968.
- [33] Pollak C, Thorpy MJ, Yager J, Thorpy MJ, The encyclopedia of sleep and sleep disorders. Facts on File, 2010.

- [34] Dement W, Kleitman N, Cyclic variations in EEG during sleep and their relation to eye movements, body motility, and dreaming. *Electroencephalogr Clin Neurophysiol* 9:673–690. doi: 10.1016/0013-4694(57)90088-3, 1957.
- [35] Iber C, Ancoli-Israel S, Chesson AL, Quan SF, The AASM manual for the scoring of sleep and associated events: rules, terminology and technical specifications, 1st ed. We. American Academy of Sleep Medicine, 2007.
- [36] Electroencephalography. <http://www.bem.fi/book/13/13.htm>. Erişim Tarihi: 14.04.2017.
- [37] 10/20 positioning | DIY tDCS. <http://www.diytdcs.com/tag/1020-positioning/>. Erişim Tarihi: 14.04.2017.
- [38] Derneği U, Uyku Derneği 4. Uyku Teknisyenliği Kursu, Program ve Konuşma Özetleri, 2013.
- [39] Sleep-related breathing disorders in adults: recommendations for syndrome definition and measurement techniques in clinical research. The Report of an American Academy of Sleep Medicine Task Force. *Sleep* 22:667–89, 1999.
- [40] Berry RB, Gamaldo CE, Harding SM, et al, AASM scoring manual version 2.2 updates: New chapters for scoring infant sleep staging and home sleep apnea testing. *J Clin Sleep Med* 11:1253–1254. doi: 10.5664/jcsm.5176, 2015.
- [41] Ventilatory Control During Wakefulness and Sleep Part 2. <http://what-when-how.com/acp-medicine/ventilatory-control-during-wakefulness-and-sleep-part-2/>. Erişim Tarihi: 14.04.2017.
- [42] Qureshi A, Lee-Chiong TL, Medical Treatment of Obstructive Sleep Apnea. *Semin Respir Crit Care Med* 26:96–108. doi: 10.1055/s-2005-864203, 2005.
- [43] Randerath WJ, Verbraecken J, Andreas S, et al, Non-CPAP therapies in obstructive sleep apnoea. *Eur Respir J* 37:1000–1028. doi: 10.1183/09031936.00099710, 2011.
- [44] Epstein LJ, Kristo D, Strollo PJ, et al, Clinical guideline for the evaluation, management and long-term care of obstructive sleep apnea in adults. *J Clin Sleep Med* 5:263–76, 2009.
- [45] Smith I, Lasserson TJ, Wright J, Drug therapy for obstructive sleep apnoea in adults. *Cochrane database Syst Rev* CD003002. doi: 10.1002/14651858.CD003002.pub2, 2006.
- [46] Hedner J, Grote L, Zou D, Pharmacological treatment of sleep apnea: Current situation and future strategies. *Sleep Med Rev* 12:33–47. doi: 10.1016/j.smrv.2007.06.002, 2008.

- [47] Jayaraman G, Sharafkhaneh H, Hirshkowitz M, Sharafkhaneh A, Pharmacotherapy of obstructive sleep apnea. *Ther Adv Respir Dis* 2:375–86. doi: 10.1177/1753465808098225, 2008.
- [48] Kohler M, Bloch KE, Stradling JR, Pharmacological approaches to the treatment of obstructive sleep apnoea. *Expert Opin Investig Drugs* 18:647–656. doi: 10.1517/13543780902877674, 2009.
- [49] Uçar MK, Bozkurt MR, Polat K, et al, Sağlık Ekonomisi ve Biyomedikal Cihaz Sektöründe İnovasyon Uygulamaları: Obstrüktif Uyku Apne Sendromu (OSAS) Teşhis Sistemi Örneği. In: I. Uluslararası Ekon. ve İşletme Kongresi. Üsküp / Makedonya, pp 754–63, 2015.
- [50] Veasey S, Treatment of obstructive sleep apnoea. *Indian J Med Res* 131:236–44, 2010.
- [51] Sullivan CE, Issa FG, Berthon-Jones M, Eves L, Reversal of obstructive sleep apnoea by continuous positive airway pressure applied through the nares. *Lancet (London, England)* 1:862–5, 1981.
- [52] Kuna ST, Bedi DG, Ryckman C, Effect of Nasal Airway Positive Pressure on Upper Airway Size and Configuration. *Am Rev Respir Dis* 138:969–975. doi: 10.1164/ajrccm/138.4.969, 1988.
- [53] Strohl KP, Redline S, Nasal CPAP therapy, upper airway muscle activation, and obstructive sleep apnea. *Am Rev Respir Dis* 134:555–8. doi: 10.1164/arrd.1986.134.3.555, 1986.
- [54] Kushida CA, Littner MR, Hirshkowitz M, et al, Practice parameters for the use of continuous and bilevel positive airway pressure devices to treat adult patients with sleep-related breathing disorders. *Sleep* 29:375–80, 2006.
- [55] Freedman N, Treatment of Obstructive Sleep Apnea Syndrome. *Clin Chest Med* 31:187–201. doi: 10.1016/j.ccm.2010.02.012, 2010.
- [56] Berry RB, Parish JM, Hartse KM, The use of auto-titrating continuous positive airway pressure for treatment of adult obstructive sleep apnea. An American Academy of Sleep Medicine review. *Sleep* 25:148–73, 2002.
- [57] Teschler H, Berthon-Jones M, Thompson AB, et al, Automated continuous positive airway pressure titration for obstructive sleep apnea syndrome. *Am J Respir Crit Care Med* 154:734–40. doi: 10.1164/ajrccm.154.3.8810613, 1996.
- [58] Sanders MH, Kern N, Obstructive Sleep Apnea Treated by Independently Adjusted Inspiratory and Expiratory Positive Airway Pressures via Nasal Mask: Physiologic and Clinical Implications. *Chest* 98:317–324. doi: 10.1378/chest.98.2.317, 1990.

- [59] Reeves-Hoché MK, Hudgel DW, Meck R, et al, Continuous versus bilevel positive airway pressure for obstructive sleep apnea. *Am J Respir Crit Care Med* 151:443–9. doi: 10.1164/ajrccm.151.2.7842204, 1995.
- [60] Strollo PJ, Sanders MH, Atwood CW, POSITIVE PRESSURE THERAPY. *Clin Chest Med* 19:55–68. doi: 10.1016/S0272-5231(05)70431-7, 1998.
- [61] Gay P, Weaver T, Loube D, et al, Evaluation of positive airway pressure treatment for sleep related breathing disorders in adults. *Sleep* 29:381–401, 2006.
- [62] Victor S, Roberts SA, Mitchell S, et al, Biphase Positive Airway Pressure or Continuous Positive Airway Pressure: A Randomized Trial. *Pediatrics*. doi: 10.1542/peds.2015-4095, 2016.
- [63] Bal U, Bal A, Temassız Fotopletismografi ile Nabız Kestiriminde Hemoglobin Seviyesinin Etkisi. *DOKUZ EYLÜL ÜNİVERSİTESİ MÜHENDİSLİK FAKÜLTESİ FEN VE MÜHENDİSLİK DERGİSİ* 17:47–53, 2015.
- [64] Alian AA, Shelley KH, Photoplethysmography. *Best Pract Res Clin Anaesthesiol* 28:395–406. doi: 10.1016/j.bpa.2014.08.006, 2014.
- [65] Bailey J, Fecteau M, Pendleton NL, WIRELESS PULSE OXIMETER. *WORCESTER POLYTECHNIC INSTITUTE*, 2008.
- [66] Kavsaoğlu AR, PPG (Fotpletismografi) Sinyalleri ile Biyometrik Tanımlama Sistemi. *Sakarya Üniversitesi*, 2014.
- [67] Shobha Malviya, Norah N. Naughton, Kevin K. Tremper, Sedation and Analgesia for Diagnostic and Therapeutic Procedures. doi: 10.1007/978-1-59259-295-1, 2003.
- [68] Системы диагностики и лечения сна. <http://vkmed.ru/page/255>. Erişim Tarihi: 14.04.2017.
- [69] Jeyhani V, Mahdiani S, Peltokangas M, Vehkaoja A, Comparison of HRV parameters derived from photoplethysmography and electrocardiography signals. *Conf Proc . Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc IEEE Eng Med Biol Soc Annu Conf* 2015:5952–5. doi: 10.1109/EMBC.2015.7319747, 2015.
- [70] Uçar MK, Bozkurt MR, Polat K, Bilgin C EEG Sinyalleri Kullanılarak Uyku Evrelerinin Sınıflandırılmasında Sayısal Filtrelemenin Etkisi. In: *Eleco 2014 Elektr. – Elektronik. – Bilgi. ve Biyomedikal Mühendisliği Sempozyumu*. Bursa, pp 27–29, 2014.
- [71] Yavuz O, Can Bayram MC, Yıldırım T, Chebyshev Filtre Parametrelerinin Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Hesaplanması, *Elektrik-Elektronik-Bilgisayar Mühendisliği 12. Ulusal Kongresi*, pp 22-25, Eskişehir, 2007.

- [72] Ucar MK, Bozkurt MR, Polat K, Bilgin C, Investigation of effects of time domain features of the photoplethysmography (PPG) signal on sleep respiratory arrests. In: 2015 23rd Signal Process. Commun. Appl. Conf. IEEE, pp 124–127, 2015.
- [73] Uçar MK, Bozkurt MR, Bilgin C, Polat K, Automatic sleep staging in obstructive sleep apnea patients using photoplethysmography, heart rate variability signal and machine learning techniques. *Neural Comput Appl* 1–16. doi: 10.1007/s00521-016-2365-x, 2016.
- [74] Pérez-Godoy MD, Rivera AJ, Carmona CJ, del Jesus MJ, Training algorithms for Radial Basis Function Networks to tackle learning processes with imbalanced data-sets. *Appl Soft Comput* 25:26–39. doi: 10.1016/j.asoc.2014.09.011, 2014.
- [75] Rasch D, Teuscher F, Guiard V, How robust are tests for two independent samples? *J Stat Plan Inference* 137:2706–2720. doi: 10.1016/j.jspi.2006.04.011, 2007.
- [76] Elgendi M, On the analysis of fingertip photoplethysmogram signals. *Curr Cardiol Rev* 8:14–25. doi: 10.2174/157340312801215782, 2012.
- [77] Shi P, Zhu Y, Allen J, Hu S, Analysis of pulse rate variability derived from photoplethysmography with the combination of lagged Poincaré plots and spectral characteristics. *Med Eng Phys* 31:866–71. doi: 10.1016/j.medengphy.2009.05.001, 2009.
- [78] Addison PS, Respiratory effort from the photoplethysmogram. *Med Eng Phys* 41:9–18. doi: 10.1016/j.medengphy.2016.12.010, 2017.
- [79] Pascal Wallisch, Michael E. Lusignan, Marc D. Benayoun, Tanya I. Baker ASD and NGH, MATLAB for Neuroscientists: An Introduction to Scientific Computing in MATLAB. 550, 2014.
- [80] Ramachandran KM, Tsokos CP, Mathematical Statistics with Applications in R. *Math Stat with Appl R*. doi: 10.1016/B978-0-12-417113-8.00006-0, 2015.
- [81] Mathworks C, Simscape™ User æ™ s Guide R 2015 b, 2015.
- [82] Alpar R, Applied Statistic and Validation - Reliability. Detay Publishing, 2010.
- [83] Polat K, Güneş S, A new feature selection method on classification of medical datasets: Kernel F-score feature selection. *Expert Syst Appl* 36:10367–10373. doi: 10.1016/j.eswa.2009.01.041, 2009.

- [84] Malinowski A, Yu H, Comparison of Embedded System Design for Industrial Applications. *IEEE Trans Ind Informatics* 7:244–254. doi: 10.1109/TII.2011.2124466, 2011.
- [85] Jung S, Kim S Su, Hardware Implementation of a Real-Time Neural Network Controller With a DSP and an FPGA for Nonlinear Systems. *IEEE Trans Ind Electron* 54:265–271. doi: 10.1109/TIE.2006.888791, 2007.
- [86] Haigh KZ, Mackay AM, Cook MR, Lin LG Machine Learning for Embedded Systems: A Case Study, 2015.
- [87] Ring M, Jensen U, Kugler P, Eskofier B, Software-based Performance and Complexity Analysis for the Design of Embedded Classification Systems, 21st International Conference Pattern Recognit (ICPR), 2012.
- [88] Fan Yang F, Paindavoine M, Implementation of an rbf neural network on embedded systems: real-time face tracking and identity verification. *IEEE Trans Neural Networks* 14:1162–1175. doi: 10.1109/TNN.2003.816035, 2003.
- [89] Cotton NJ, A Neural Network Implementation on Embedded Systems. Auburn University, 2010.
- [90] Şahan S, Polat K, Kodaz H, Güneş S, A new hybrid method based on fuzzy-artificial immune system and k-nn algorithm for breast cancer diagnosis. *Comput Biol Med* 37:415–23. doi: 10.1016/j.combiomed.2006.05.003, 2007.
- [91] Khan M, Ding Q, Perrizo W, k-nearest Neighbor Classification on Spatial Data Streams Using P-trees. Springer Berlin Heidelberg, pp 517–528, 2002.
- [92] Farajzadeh J, Fakheri Fard A, Lotfi S, Modeling of monthly rainfall and runoff of Urmia lake basin using “feed-forward neural network” and “time series analysis” model. *Water Resour Ind* 7–8:38–48. doi: 10.1016/j.wri.2014.10.003, 2014.
- [93] Zounemat-kermani M, Kisi O, Rajaee T, Performance of radial basis and LM-feed forward artificial neural networks for predicting daily watershed runoff. *Appl Soft Comput* 13:4633–4644. doi: 10.1016/j.asoc.2013.07.007, 2013.
- [94] Khamis A, Shareef H, Mohamed A, Bizkevelci E, Islanding detection in a distributed generation integrated power system using phase space technique and probabilistic neural network. *Neurocomputing* 148:587–599. doi: 10.1016/j.neucom.2014.07.004, 2015.
- [95] Parzen E, On Estimation of a Probability Density Function and Mode. *Ann Math Stat* 33:1065–1076, 1962.
- [96] Wasserman PD, Advanced methods in neural computing. Van Nostrand Reinhold, 1993.

- [97] Cortes C, Vapnik V, Support-Vector Networks. *Mach Learn* 20:273–297. doi: 10.1017/CBO9781107415324.004, 1995.
- [98] Mandhala VN, Sujatha V, Devi BR, Scene classification using support vector machines. In: 2014 IEEE Int. Conf. Adv. Commun. Control Comput. Technol. IEEE, pp 1807–1810, 2014.
- [99] Rokach L, Schclar A, Itach E, Ensemble methods for multi-label classification. *Expert Syst Appl* 41:7507–7523. doi: 10.1016/j.eswa.2014.06.015, 2014.
- [100] Duan L, Xie M, Bai T, Wang J, A new support vector data description method for machinery fault diagnosis with unbalanced datasets. *Expert Syst Appl* 64:239–246. doi: 10.1016/j.eswa.2016.07.039, 2016.
- [101] Liu Z, Sun J, Zhang Y, Rolfe P, Sleep staging from the EEG signal using multi-domain feature extraction. *Biomed Signal Process Control* 30:86–97. doi: 10.1016/j.bspc.2016.06.006, 2016.
- [102] Hassan AR, Imamul M, Bhuiyan H, An automated method for sleep staging from EEG signals using normal inverse Gaussian parameters and adaptive boosting. doi: 10.1016/j.neucom.2016.09.011, 2016.
- [103] Hassan AR, Imamul M, Bhuiyan H, A decision support system for automatic sleep staging from EEG signals using tunable Q-factor wavelet transform and spectral features. *J Neurosci Methods* 271:107–118. doi: 10.1016/j.jneumeth.2016.07.012, 2016.
- [104] Berry RB, Ryals S, Girdhar A, Wagner MH, Use of Chest Wall Electromyography to Detect Respiratory Effort during Polysomnography. *J Clin Sleep Med* 12:1239–1244. doi: 10.5664/jcsm.6122, 2016.
- [105] Boyle J, Bidargaddi N, Sarela A, Karunanithi M, Automatic Detection of Respiration Rate From Ambulatory Single-Lead ECG. *IEEE Trans Inf Technol Biomed* 13:890–896. doi: 10.1109/TITB.2009.2031239, 2009.
- [106] Orphanidou C, Derivation of respiration rate from ambulatory ECG and PPG using Ensemble Empirical Mode Decomposition: Comparison and fusion. *Comput Biol Med* 81:45–54. doi: 10.1016/j.compbiomed.2016.12.005, 2017.

ÖZGEÇMİŞ

Muhammed Kürşad Uçar, 02.02.1988 de Gümüşhane’de doğdu. İlk, orta ve lise eğitimini Hatay’da tamamladı. 2006 yılında Nihal-Turgut Anlar Anadolu Öğretmen Lisesinden mezun oldu. 2006 yılında başladığı Mustafa Kemal Üniversitesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği bölümünü 2011 yılında bitirdi. 2011 yılında Erciyes Üniversitesinde Yüksek Lisans eğitime başladı. 2011 yılında Sakarya Üniversitesinde araştırma görevliliğini kazanması sebebi ile yüksek lisans eğitimini Sakarya Üniversitesi’ne yatay geçişle aldırdı. Yüksek lisans eğitimini 2013 yılında tamamladı. Şu anda Sakarya Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Elektrik-Elektronik Mühendisliğinde Araştırma Görevlisi olarak görev yapmaktadır.