

**BAŐKENT ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**UYKU BOZUKLUKLARINA AİT EEG VERİLERİNDEKİ  
GEÇİCİ EEG DALGA FORMLARININ ANALİZİ**

**TUĐE KANTAR**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ  
2017**



**UYKU BOZUKLUKLARINA AİT EEG VERİLERİNDEKİ  
GEÇİCİ EEG DALGA FORMLARININ ANALİZİ**

**ANALYSIS OF EEG TRANSIENT WAVEFORMS IN SLEEP  
DISORDERS**

**TUĞÇE KANTAR**

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

2017

“Uyku Bozukluklarına Ait EEG Verilerindeki Geçici EEG Dalga Formlarının Analizi” başlıklı bu çalışma, jürimiz tarafından, 18/01/2017 tarihinde, **BİYOMEDİKAL MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI 'nda YÜKSEK LİSANS TEZİ** olarak kabul edilmiştir.

Başkan : .....  
Yrd. Doç. Dr. İbrahim Baran Uslu

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

Üye : .....  
Yrd. Doç. Dr. Mehmet Feyzi Akşahin

**ONAY**

18 / 01 /2017

Prof. Dr. Emin AKATA  
Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürü



**BAŞKENT ÜNİVERSİTESİ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**  
**YÜKSEK LİSANS TEZ ÇALIŞMASI ORJİNALLİK RAPORU**

Tarih: 18/01/ 2017

Öğrencinin Adı, Soyadı : Tuğçe Kantar

Öğrencinin Numarası : 21410176

Anabilim Dalı : Biyomedikal Mühendisliği

Programı : Biyomedikal Mühendisliği Tezli Yüksek Lisans

Danışmanın Unvanı/Adı, Soyadı : Yrd.Doç.Dr. Aykut Erdamar

Tez Başlığı : Uyku Bozukluklarına Ait EEG Verilerindeki Geçici EEG Dalga Formlarının Analizi

Yukarıda başlığı belirtilen Yüksek Lisans tez çalışmamın; Giriş, Ana Bölümler ve Sonuç Bölümünden oluşan, toplam 56 sayfalık kısmına ilişkin, 18/01/2017 tarihinde tez danışmanım tarafından Turnitin adlı intihal tespit programından aşağıda belirtilen filtrelemeler uygulanarak alınmış olan orijinallik raporuna göre, tezimin benzerlik oranı % 12'dir.

Uygulanan filtrelemeler:

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

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

Öğrenci İmzası:

Onay

18/ 01 /2017

Yrd. Doç. Dr. Aykut Erdamar

## TEŐEKKÜR

Çalıőmalarım boyunca daima destek veren, mesleđimde insani ve ahlaki deđerleri ile örnek aldığım ve ayrıca akademik bilgi ve tecrübelerinden yararlanırken göstermiş olduđu sabır ve hoşgörüden dolayı çok deđerli danışman hocam Sayın Yrd.Doç.Dr. Aykut Erdamar'a teőekkürlerimi sunarım.

Çalıőmalarım boyunca desteđini esirgemeyen hocam Sayın Mehmet Feyzi Akőahin'e teőekkürlerimi sunarım.

Tez çalıőmalarım boyunca yardımlarını esirgemeyen birlikte çalıőmaktan zevk aldığım çalıőma arkadaşlarım ve çok kıymetli dostlarıma en derin saygı ve sevgilerimi sunarım.

Çalıőmalarım sırasında gösterdikleri sabır, sevgi ve destek için babam Sayın Namık Kemal Kantar, annem Sayın Yasemin Kantar ve kardeőim Sayın Sedat Efe Kantar'a teőekkürlerimi sunarım.

## ÖZ

### **UYKU BOZUKLUKLARINA AİT EEG VERİLERİNDEKİ GEÇİCİ EEG DALGA FORMLARININ ANALİZİ**

Tuğçe KANTAR

Başkent Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü

Biyomedikal Mühendisliği Anabilim Dalı

Uykuda anlık olarak ortaya çıkan, kendine özgü yapısal özellikleri, genlik ve frekansları olan, elektroensefalografi (EEG)'nin arka planından ayırt edilmesi zor geçici dalga formları(k-kompleksler, uyku içcikleri, arousal vb.) EEG'nin mikro yapısı olarak adlandırılır. Bu dalga formlarının analizi beyin araştırmaları, uyku çalışmaları, uyku evre skorlamaları, uyku bozukluklarının değerlendirilmesi açısından önemlidir. Literatürde bulunan mevcut çalışmalar, geçici dalga formlarının belirlenen öznelikleri kullanılarak yapılan tespit ve sınıflandırma çalışmaları şeklindedir. Bu tez çalışmasında, literatürdeki çalışmalardan farklı olarak, tek bir geçici EEG dalga formu için değil, üç farklı dalga formu için yüksek doğruluk oranında tespit yapacak yöntemler geliştirilmesi amaçlanmıştır. Çalışmada, National Sleep Research Resource, DREAMS veri tabanları ve Ankara Gülhane Askeri Tıp Akademisi Ruh Sağlığı ve Hastalıkları Anabilim Dalı uyku laboratuvarında yapılan uyku skorlandırma çalışmaları sırasında kaydedilen gerçek hastalara ait polisomnografi kayıtları kullanılmıştır.

Çalışmanın ilk aşamasında, sinyal işleme yöntemleri kullanılarak veri tabanı ve hasta kayıtlarındaki EEG sinyallerinin analizleri gerçekleştirilmiştir. Spektral analizlerde, ayrık Fourier dönüşümü, güç spektrumu yöntemleri, zaman-frekans analizinde kısa zamanlı Fourier dönüşümü yöntemi, dalgacık analizlerinde ayrık dalgacık dönüşümü ve sürekli dalgacık dönüşümü yöntemleri kullanılmıştır. Dalga formu analizlerinde ise, EEG'nin etkin enerji değeri, alt bant enerji analizi, çapraz ilinti fonksiyonu, sıfır kesme oranı, ortalama ve varyans gibi sinyal parametreleri incelenmiştir. Uygulanan analizler sonucu uykudaki geçici dalga formlarından k-kompleks için normalize çapraz ilinti fonksiyonu, alt bant enerji analiz değerleri ve sıfır kesme oranı; uyku içcikleri için sürekli dalgacık dönüşümü sonucu uyku içliğinin sahip olduğu karakteristik frekans aralığındaki dalgacık dönüşümü

katsayılarının toplamı; arousal için ise sürekli dalgacık dönüşümü sonucu elde edilen aralıkta sinyalin ortalama ve varyans değerleri öznitelik olarak belirlenmiştir. Çalışmanın ikinci aşamasında, doğrusal ayırtaç analizi, destek vektör makineleri ve yapay sinir ağları kullanılarak belirlenen öznitelikler ile geçici dalga formu “var” ya da “yok” şeklinde sınıflandırma yapılmıştır. Çalışma sonucunda, literatürden daha iyi veya literatürle eş seviyede sonuçlar veren ve başarılı olarak tespit yapabilen bir karar destek sistem algoritması geliştirilmiştir.

**ANAHTAR SÖZCÜKLER:** EEG, uyku bozuklukları, mikro yapı, k-kompleks, uyku içiği, arousal, Doğrusal Ayırtaç Analizi, Destek Vektör Makineleri, Yapay Sinir Ağları

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



## **ABSTRACT**

### **ANALYSIS OF EEG TRANSIENT WAVEFORMS IN SLEEP DISORDERS**

Tuğçe KANTAR

Baskent University Institute of Science

Department of Biomedical Engineering

Transient waveforms (k-complexes, sleep spindles, arousal, etc.) happens instantaneously in sleep, have distinctive structural features, amplitudes and frequencies, and are difficult to distinguish from the background of electroencephalography (EEG) which are called the microstructure of the EEG. The analysis of these waveforms is important for brain research, sleep studies, sleep stage scorings and assessment of sleep disorders. In literature, related works are used the specified feature extraction of the transient waveforms and classification studies. In this study, different from the literature, it is aimed to develop several methods to detect high accuracy three different waveforms with high accuracy, unlike single transient EEG waveform. In this study, the EEG recordings were obtained from the National Sleep Research Resource, DREAMS databases and Ankara Gulhane Military Medical Academy, Psychiatry Department the Sleep Laboratory.

In the first part of the study, signal processing methods were used to analyze patients' EEG signal records. Discrete Fourier transform, power spectrum methods in spectral analysis; short - time Fourier transform in time-frequency analysis; discrete and continuous wavelet transform in the wavelet analysis were used. In wave form analyzes, signal parameters such as effective value of EEG energy, sub-band energy analysis, cross correlation function, zero cross rate, mean and variance were investigated. According to results, cross correlation function, sub-band energy analysis and zero cross rate for k-complex; the sum of the continuous wavelet transform coefficients in the frequency range for sleep spindles; and the mean and variance of the continuous wavelet transform coefficients for arousal were determined as features. In the second part of the study, with determined features, transient waveforms were classified as "existence" or "absence" using linear discriminant analysis, support vector machines and artificial neural networks. As a

result of the study, a decision support system algorithm, can detect transient waveforms successfully, was developed that can yield results better than or as equivalent as the literature.

**KEYWORDS:** EEG, sleep disorders, microstructure, k-complex, sleep spindle, arousal, Linear Discriminant Analysis, Support Vector Machines, Artificial Neural Networks

**Advisor:** Assist.Prof.Dr. Aykut ERDAMAR, Başkent University, Department of Biomedical Engineering

# İÇİNDEKİLER LİSTESİ

Sayfa

ÖZ .....	i
ABSTRACT .....	iii
ŞEKİLLER LİSTESİ .....	vii
ÇİZELGELER LİSTESİ .....	ix
SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ .....	x
<b>1. GİRİŞ .....</b>	<b>1</b>
1.1. Çalışmanın Konusu .....	1
1.2. Çalışmanın Amacı ve Önemi .....	2
1.3. Literatür Özeti .....	3
1.4. Genel Bakış .....	6
<b>2. KURAMSAL TEMELLER .....</b>	<b>7</b>
2.1. Beyin .....	7
2.1.1. Beyin sapı .....	8
2.1.2. Beyincik (Cerebellum) .....	8
2.1.3. Ara beyin (Diensefalon) .....	8
2.1.4. Büyük beyin (Cerebrum) .....	9
2.1.5. Limbik sistem .....	9
2.2. Elektroensefalografi .....	10
2.3. Uyku Ve Uyanıklığın Oluşumu .....	12
2.3.2.1. <u>Uyanıklık</u> .....	12
2.3.2.2. <u>Dönem 1 (NREM1) evresi</u> .....	12
2.3.2.3. <u>Dönem 2 (NREM2) evresi</u> .....	13
2.3.2.4. <u>Dönem 3 (NREM3) evresi</u> .....	13
2.3.2.5. <u>REM evresi</u> .....	13
2.3.3. Uyku EEG'si .....	13
2.3.3.1. <u>Delta ( <math>\delta</math> ) dalgaları</u> .....	14
2.3.3.2. <u>Teta ( <math>\theta</math> ) dalgaları</u> .....	14
2.3.3.3. <u>Alfa ( <math>\alpha</math> ) dalgaları</u> .....	14
2.3.3.4. <u>Beta ( <math>\beta</math> ) dalgaları</u> .....	14
2.4. Uyku EEG'sindeki Mikro Yapılar .....	15
2.4.1. K-kompleks .....	15
2.4.2. Uyku İğciği .....	15
2.4.3. Arousal .....	16
2.5. Uyku Bozuklukları .....	16
<b>3. MATERYAL VE YÖNTEM .....</b>	<b>18</b>

3.1. Spektral Analiz .....	18
3.1.1. Fourier dönüşümü.....	18
3.1.1.1. <u>Pencereleme</u> .....	19
3.1.2. Güç spektrumu .....	20
3.2. Zaman-Frekans Analizi .....	21
3.2.1. Kısa zamanlı Fourier dönüşümü .....	21
3.3. Dalgacık Analizi.....	23
3.3.1. Sürekli dalgacık dönüşümü.....	24
3.3.1.1. <u>Ölçekleme ve kaydırma</u> .....	24
3.3.2. Ayrık dalgacık dönüşümü .....	25
3.3.3. Dalgacık.....	28
3.4. Dalga Formu Analizleri .....	29
3.4.1. Etkin değer .....	29
3.4.2. Alt bant enerji analizi.....	29
3.4.3. Çapraz ilinti fonksiyonu .....	30
3.4.4. Sıfır kesme oranı .....	30
3.4.5. Ortalama .....	30
3.4.6. Varyans .....	31
3.5. Sınıflandırma Yöntemleri.....	31
3.5.1. Yapay sinir ağları .....	32
3.5.2. Destek vektör makineleri .....	33
3.5.3. Doğrusal ayırtaç analizi .....	35
3.5.4. Algoritma başarısının test edilmesi .....	36
3.6. Çalışmada Kullanılan Sinyaller Ve Veri Tabanları .....	37
<b>4. ARAŞTIRMA BULGULARI</b> .....	<b>38</b>
4.1. Arousal Araştırma Bulguları .....	38
4.2. K-kompleks Araştırma Bulguları .....	39
4.3. Uyku İçciği Araştırma Bulguları .....	42
<b>5. SONUÇLAR</b> .....	<b>45</b>
5.1. Arousal'ın Sınıflandırılması .....	45
5.2. K-komplekslerin Sınıflandırılması .....	47
5.3. Uyku İçciklerinin Sınıflandırılması .....	52
<b>6. TARTIŞMA VE ÖNERİLER</b> .....	<b>55</b>
<b>KAYNAKLAR LİSTESİ</b> .....	<b>57</b>

## ŞEKİLLER LİSTESİ

Sayfa

Şekil 2.1	Beynin kısımları .....	7
Şekil 2.2	Beyin lobları .....	10
Şekil 2.3	EEG'de 10-20 sistemine göre elektrot yerleşimi .....	11
Şekil 2.4	Bipolar(solda) ve unipolar(sağda) ölçümler .....	11
Şekil 2.5	Beta, alfa, teta ve delta EEG dalga formları.....	14
Şekil 2.6	6 ila 7. sn'ler arasında k-kompleks bulunan EEG grafiği.....	15
Şekil 2.7	7 ila 8. sn'ler arasında uyku içiği bulunan EEG grafiği .....	16
Şekil 2.8	4 ila 8. sn'ler arasında arousal bulunan EEG grafiği .....	16
Şekil 3.1	Fourier dönüşümü gösterimi .....	18
Şekil 3.2	Hamming pencere ve spektral karakteristiğine özgü grafik.....	20
Şekil 3.3	KZFD gösterimi.....	22
Şekil 3.4	Dalgacık dönüşümünün diğer yöntemler ile karşılaştırılması .....	23
Şekil 3.5	Frekans ile ölçekleme arasındaki ilişkiye verilen örnek.....	24
Şekil 3.6	Frekans ile ölçekleme arasındaki ilişki gösterimi .....	25
Şekil 3.7	Dalgacık fonksiyonunun kaydırılması .....	25
Şekil 3.8	Alçak ve yüksek geçiren filtrelerden geçirilen EEG sinyali.....	26
Şekil 3.9	Örnekleme şematik diyagram ile gösterilmesi.....	26
Şekil 3.10	Dalgacık ayrıştırma ağacı .....	27
Şekil 3.11	Dalgacık ayrıştırma ağacının sinyali ile gösterimi .....	27
Şekil 3.12	ADD uygulandıktan sonra sinyalin geri elde edilmesi .....	28
Şekil 3.13	Sırasıyla haar, db4, morlet dalgacıkları .....	28
Şekil 3.14	Yapay bir nöronun çalışma prensibi.....	32
Şekil 3.15	YSA'ya ait İBSA yapısı .....	33
Şekil 3.16	Lineer ayrılabilir durumda optimum ayırıcı aşırı düzlem .....	34
Şekil 3.17	Lineer olarak ayrılamayan veriler .....	35
Şekil 3.18	Farklı w vektörü ile karşılaşılan sonuçlar .....	36
Şekil 4.1	Arousal belirlenmesi için yapılan çalışmanın blok diyagramı .....	38
Şekil 4.2	(a) 30sn'lik EEG sinyali, (b) SDD alınarak elde edilen skalogram.....	39
Şekil 4.3	K-kompleks belirlenmesi için yapılan çalışmanın blok diyagramı .....	40
Şekil 4.4	EEG sinyalinde 1 epok için, (a)30 sn'lik EEG sinyali, (b) Uzman hekim tarafından yapılan skor, (c) ADD uygulanmış EEG sinyalinin normalize çapraz ilinti fonksiyonu, (d) ADD uygulanmış alt bant enerji analizi, (e) a şıkkındaki EEG sinyalinin sıfır kesme oranı.....	41
Şekil 4.5	Uyku içiği belirlenmesi için yapılan çalışmanın blok diyagramı .....	42
Şekil 4.6	(a) 30 sn'lik EEG sinyali (b) EEG sinyalinin sürekli dalgacık dönüşümü uygulanmış grafiği .....	43
Şekil 4.7	EEG sinyalinin 11-15 Hz aralığında SDD uygulanmış grafiği .....	43
Şekil 4.8	EEG sinyaline SDD uygulandıktan sonra 11-15 Hz aralığındaki SDD katsayılarının toplamı .....	44
Şekil 5.1	Arousal için sınıflandırıcı eğitim performanslarının karşılaştırılması (row_1: ortalama, row_2:varyans) .....	46
Şekil 5.2	Arousal için DVM eğitim performansına ait ROC eğrisi .....	46

Şekil 5.3	K-kompleks için sınıflandırıcı eğitim performanslarının karşılaştırılması (row_1: normalize çapraz ilinti fonksiyonu, row_2: alt bant enerji analizi)(hekim1)(GATA) .....	48
Şekil 5.4	K-kompleks için DVM eğitim performansına ait ROC eğrisi (hekim1)(GATA) .....	49
Şekil 5.5	K-kompleks için sınıflandırıcı eğitim performanslarının karşılaştırılması (row_1: normalize çapraz ilinti fonksiyonu, row_2: alt bant enerji analizi) (hekim2)(GATA) .....	50
Şekil 5.6	K-kompleks için DVM eğitim performansına ait ROC eğrisi (hekim2)(GATA) .....	50
Şekil 5.7	K-kompleks için sınıflandırıcının eğitim performanslarının karşılaştırılması (row_1: normalize çapraz ilinti fonksiyonu, row_2: alt bant enerji analizi) (hekim1)(DREAMS) .....	51
Şekil 5.8	K-kompleks için DVM eğitim performansına ait ROC eğrisi (hekim1)(DREAMS) .....	52
Şekil 5.9	Uyku içiği için sınıflandırıcının eğitim performanslarının karşılaştırılması (row_1:SDD sonucu elde edilen katsayıların toplamları) .....	53
Şekil 5.10	Uyku içiği için DAA eğitim performansına ait ROC eğrisi .....	53
Şekil 6.1	EEG sinyalinde 1 epok için, (a)30 sn'lik EEG sinyali, (b) Uzman hekim tarafından yapılan skor, (c) ADD uygulanmış EEG sinyalinin normalize çapraz ilinti fonksiyonu, (d) ADD uygulanmış alt bant enerji analizi, (e) a şikkındaki EEG sinyalinin sıfır kesme oranı.....	56

## ÇİZELGELER LİSTESİ

	<u>Sayfa</u>
Çizelge 3.1 N örnekten oluşan pencere fonksiyonları.....	19
Çizelge 5.1 Literatürde yer alan mikro yapı çalışmaları ile tez çalışma sonuçlarının karşılaştırılması.....	54

## SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ

AASM	American Academy of Sleep Medicine
ADD	Ayrık Dalgacık Dönüşümü
CWT	Continuous Wavelet Transform
DAA	Doğrusal Ayırtaç Analizi
DVM	Destek Vektör Makineleri
EEG	Elektroensefalografi
EKG	Elektrokardiyografi
EMG	Elektromiyografi
EOG	Elektrookülografi
FPR	False Positive Rate
GS	Güç Spektrumu
İBSA	İleri Beslemeli Sinir Ağları
KZFD	Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü
NREM	Non Rapid Eye Movement
NSRR	National Sleep Research Resource
ÖİF	Öz İlinti Fonksiyonu
REM	Rapid Eye Movement
SDD	Sürekli Dalgacık Dönüşümü
SKO	Sıfır Kesme Oranı
STFT	Short Time Fourier Transform
TPR	True Positive Rate
YSA	Yapay Sinir Ağları



# 1. GİRİŞ

## 1.1. Çalışmanın Konusu

Günümüzde beyin ile ilgili araştırmalar çok yönlü bir şekilde devam etmekte olup, anatomik yapısı gizemini korurken beyne dair bilgilere her geçen gün bir yenisi eklenmektedir.

Beyin; algılayabilme, kavrayabilme, hafıza, kontrol edebilme ve sürekli veri akışına cevap verebilme gibi yetilere sahip oldukça karmaşık bir organdır. Beynin fonksiyonel durumlarına bağlı olarak, örneğin; uykuda, anestezi altında, oksijen yetersizliğinde veya epilepsi gibi bazı nörolojik hastalıklarda beynin elektriksel aktivitesinde değişiklikler gözlemlenmektedir.

Uyku, uyanıklık evresine göre beyin faaliyetlerinin daha durağan olduğu, sinir hücrelerinin elektriksel salınımları ile karakterize edilebilen bir durumdur. Dolayısıyla, insan ömrünün yaklaşık üçte birini kapsayan uyku durumundaki herhangi bir bozukluk pek çok sağlık problemine yol açabilmektedir. Uyku hastalıkları, kişinin sağlığının bozulmasına ve yaşam kalitesinin düşmesine neden olur.

Uluslararası uyku bozuklukları sınıflandırmasına göre, dissomniler ve parasomniler olarak adlandırılan iki ana başlık altında çok sayıda uyku bozukluğu vardır [1]. İnsomni, narkolepsi, hipersomni, huzursuz bacak sendromu, obstrüktif uyku apne sendromu gibi uyku bozuklukları dissomniler altındaki intrinsik uyku bozukluklarına örnektir. Uyku bozuklukları, günlük hayatta hafıza yanılmalarına, konuşma bozukluklarına, gündüz uyku haline neden olabilmektedir. Tüm bunlar uykunun önemli bir biyolojik gereklilik olduğunu göstermektedir [2].

Uyku sırasındaki değişimleri gözlemlemek için fizyolojik sinyalleri ölçen ve kaydeden cihaza polisomnograf, alınan kayıtlara ise polisomnografi adı verilmektedir. Uyku esnasında hastadan farklı fizyolojik bölgelerden elektriksel sinyaller ölçülerek kaydedilmektedir. Kaydedilen sinyaller, uyku sırasında uyku yapısının ve fizyolojik değişimlerin araştırılabilmesini, ayrıca uykudaki fizyolojik ve patolojik değişimlerin incelenmesini sağlamaktadır. Bilgisayar ortamında, hekim tarafından skorlanan sinyaller uyku bozukluklarının teşhisinde kullanılmaktadır.

Beynin elektriksel potansiyel deęişimlerinin kaydedilmesi yöntemine elektroensefalografi (EEG), kaydedilen sinyale de elektroensefalogram adı verilmektedir. Fiziksel olarak tam periyodik olmayan fakat ritmik olan potansiyel dalgalanmaların frekansları, beynin aktivitesine göre 0.5-70 Hz arasında, genlikleri ise 5-400  $\mu$ V arasında deęişmektedir [3]. Uykuyu daha iyi incelemeyi ve anlamayı saęlayan EEG'nin gelişmesi ile uyku ve uyanıklık durumunda beynin elektriksel aktivitesinin farklılıklar gösterdiği gözlemlenmiştir. EEG spektrumu, içerdği baskın frekanslara göre özel adlarla anılan bantlara ayrılmıştır. Bunlar delta ( $\delta$ ), teta ( $\theta$ ), alfa ( $\alpha$ ) ve beta ( $\beta$ )'dir.

Uyku EEG'sinde gözlemlenen geçici dalga formları (uyku içcikleri, k-kompleksler, keskin dalgalar, verteksler vb.) uykunun bazı evrelerinde ortaya çıkabilen, belirli genlik ve frekans özelliklerine sahip yapılardır. EEG'nin mikro yapısını oluşturan bu geçici dalga formları, EEG arka planında görsel olarak belirlenmesi zor olan, uzmanlık gerektiren, uyku evreleri ve uyku hijyeni ile ilgili olan işaretlerdir [4;5]. Bu nedenle, geçici dalga formlarının analizi beyin araştırmaları, uyku çalışmaları, uyku evre skorlamaları ve uyku bozukluklarının değerlendirilmesi açısından oldukça önemlidir.

## **1.2. Çalışmanın Amacı ve Önemi**

Yaşam kalitesinin düşmesine ve kişinin saęlığının bozulmasına neden olan uyku bozuklukları, kişinin günlük hayatını etkileyebilecek düzeyde dikkatinin dağılmasına, dolayısıyla mesleki kazalara veya trafik kazalarına yol açabilmektedir. Uyku bozukluğu olan hastalar gündüz aşırı uyku hali, uykuya dalma veya sürdürme güçlüğü, hareket bozukluğu gibi sorunlarla karşılaşır ve gün içinde yorgun olabilirler. Bu durum sosyal ve mesleki yaşamlarında aksaklıklara ve yaşam kalitelerinin düşmesine neden olabilmektedir. Uyku kaliteleri bozulan bu hastalarda, hastalığın teşhisi uyku tıbbı konusunda uzman hekimler tarafından tüm gece uykusuna ait uyku kaydının görsel olarak incelenmesi ile yapılmaktadır. Uyku skorlama çalışmaları olarak da ifade edilen bu çalışmalarda hekimden hekime deęişebilen subjektif sonuçlar ortaya çıkabilmektedir [6]. Özellikle yukarıda belirtilen EEG mikro yapılarının görsel analizlerinin zor ve zaman alıcı çalışmalar olması skorlama çalışmalarındaki hata oranlarını yükseltmektedir. Bu nedenlere baęlı olarak uyku bozukluklarının teşhisi açısından oldukça önem taşıyan, uyku

EEG'sinde anlık olarak ve uykunun yapısına bağılı olarak ortaya ıkabilen geici dalga formlarının, sinyal iřleme teknikleri kullanılarak manuel veya otomatik olarak belirlenmesi ile ilgili son yıllarda ok sayıda alıřma yapılmıřtır [7-12]. Bunlar, geici dalga formlarının belirlenen znitelikleri kullanılarak yapılan tespit ve sınıflandırma alıřmaları řeklinde dir.

Bu tez alıřmasında, literatürde konu ile ilgili yapılan alıřmalardaki yöntemlerin bazılarının geliřtirilmesi ve kullanılacak yeni yöntemler ile yüksek doęruluk oranına sahip olacak řekilde uyku EEG'sindeki geici dalga formlarının otomatik olarak tespit edilmesini saęlayacak bir yöntem geliřtirilmesi amalanmaktadır. alıřma kapsamında, farklı uyku bozukluklarına ait uyku EEG verileri farklı veri tabanlarından elde edilecek ve geliřtirilecek yöntem, bu kayıtlar için yapılan gerek skorlar ile test edilecektir.

Sunulan tez alıřmasının ana hedefi, literatürdeki alıřmalardan farklı olarak, sadece tek bir geici EEG dalga formu için deęil, en az üç farklı dalga formu için yüksek doęruluk oranında tespit yapacak bir yöntem geliřtirilmesidir.

Elde edilmesi hedeflenen bilgiler iřıęında, uyku bozuklukları ile uyku EEG'sinde ortaya ıkan geici dalga formlarının iliřkisi arařtırılabilecektir. Bu sayede, uyku bozukluklarının teřhis ve tedavisi konusunda hekimlere yardımcı bir karar destek sistemi geliřtirilebilir.

### **1.3. Literatür Özeti**

Getięimiz yıllarda, farklı uyku bozukluklarının oluřması ile uyku skorlandırma alıřmalarının da önemi bir hayli artmıřtır [13]. EEG, uyku evrelerinin belirlenmesini kapsayan makro yapı analizi ve anlık oluřan geici EEG dalgalarının belirlenmesini kapsayan mikro yapı analizlerine katkı saęladıęından bu yana uyku alıřmalarında yaygın bir tanı aracı olarak kullanılmaktadır [14].

EEG geici dalga formlarından biri olan k-kompleks ilk olarak Loomis et al., [15] tarafından tanımlanmıřtır. Uyku EEG'sindeki mikro yapılardan biri olan k-kompleks, uyku evrelerinin skorlanmasında kullanılan geici bir dalga formudur [16]. American Academy of Sleep Medicine (AASM)'ın tanımına göre, k-kompleks; toplam süresi 0.5 saniyeden büyük, genlięi frontal derivasyonlar kullanıldıęında genellikle

maksimum olan, negatif keskin dalganın hemen ardından EEG'nin arka planından ayrılan pozitif bileşenin takip ettiği bir yapıya sahiptir [1]. Literatürde k-kompleks ile ilgili yapılan çalışmalarda ilk olarak k-kompleks için otomatik olarak tespit yapabilecek elektronik bir sistem geliştirilmiş, evre 2'de skorlanan k-kompleksler %60 oranında tespit edilmiştir [17]. Otomatik k-kompleks belirleme probleminin temel zorluğu, yapının spesifik karakterizasyonunun olmaması ve diğer EEG dalgalarına olan benzerliğidir. Yapılan bir diğer çalışmada, sinyalin morfolojik özelliklerinden öznitelik çıkarımı yapılarak Yapay Sinir Ağları (YSA) ile eğitilmiş ve analiz sonucu duyarlılığı %90 ve yanlış pozitif oranı %8 olarak elde edilmiştir [18]. Başka bir çalışmada, uyku evreleme için k-kompleks tespitinde, daha iyi doğruluk sonucu elde edilmesini sağlayan temel öznitelikleri çıkartmak için düzgün olmayan optimizasyon kullanılmış ve metodun etkili olduğu görülmüştür [19]. EEG kayıtlarından otomatik k-kompleks tespiti hedefleyen bir diğer çalışmada, Teager enerji operatörü kullanılmış ve frekans bölgesi analizinde EEG gibi durağan olmayan sinyaller için etkili yöntemlerden biri olan dalgacık analizi yapılmıştır. K-kompleks tespitinde üç farklı hekime göre doğru pozitif oranları %80, %89 ve %87, yanlış pozitif oranları ise %7, %7 ve %8 olarak elde edilmiştir [20]. Skorlama kurallarının belirsizliği, karmaşıklığı ve verinin çok büyük olması k-kompleksin otomatik olarak tespitinde zorluklara sebep olmaktadır. Geliştirilen üç konveks optimizasyon modeli k-kompleks tespitinde öznitelik çıkarımında kullanılmış ve sonuçlara bakılarak yöntemin etkili olduğu görülmüştür [21].

Geçici dalga formlarından bir diğeri olan uyku içiği ise, devamlı olarak artan ve ardından azalan genliğe sahip bir grup ritmik dalga ile karakterize edilmektedir. Tüm gece uyku kaydında uyku içiğini görsel olarak belirleme ve sayma uzmanlık gerektiren ve zaman alan bir işlemdir. Bu nedenle aktif bir araştırma alanı olup EEG dalga formundan uyku içiği tespiti ile ilgili çok sayıda çalışma bulunmaktadır. YSA kullanılarak yapılan uyku içiği tespit yöntemi bunlardan biridir. Ventouras et al., [22] tarafından yapılan çalışmada, EEG verisi önce bant-geçiren bir filtreden geçirilmiş ardından çok katmanlı algılayıcı yapısına sahip YSA ile eğitilmiştir. Sistem başarısı %79.2 ile %87.5 arasında değişmektedir. Otomatik uyku içiği tespitinde karşılaşılan problemlerden biri uyku içiği genliklerinin oldukça değişken olması ve oluşturulan algorithmada sabit bir eşik değeri kullanılmasıdır. Bu eşik değerinin seçimi, uyku içiği tespitinin duyarlılığında önemli rol oynamaktadır. Bu kapsamda

herhangi bir görsel skor olmadan tüm gece uyku kayıtlarında kayda özgü en uygun eşik değeri tahmini yapan bir yöntem Huupponen et al., [23] tarafından geliştirilmiştir. Duman et al., [24] tarafından yapılan çalışmada, EEG dalga formu analiz edildikten sonra karar algoritması, Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü (KZFD), çoklu sinyal sınıflandırma algoritması ve teager enerji operatörü olmak üzere üç farklı yöntemin çıkışından yararlanarak uyku içiğinin yerini tespit etmektedir. Duyarlılığı %96.17, özgüllüğü ise %95.54 olarak bulunmuştur. Yapılan bir diğer çalışmada ise tek kanallı EEG ile Morlet dalgacığı kullanılarak 11-16 Hz aralığında çalışmak üzere Sürekli Dalgacık Dönüşümü (SDD) uygulanmıştır. İki adet veri tabanı kullanılmış ve MASS veri tabanında duyarlılık %84, özgüllük %90 iken, DREAMS veri tabanında duyarlılık %76, özgüllük %92 olacak şekilde sonuçlar elde edilmiştir [25].

Çeşitli uyku bozukluklarından yakınan bazı ileri yaşta hastalarda, uyku sık fakat kısa uyarılmalarla (arousal) bozulmaktadır. AASM'nin tanımına göre uyarılma; alfa, teta veya 16 Hz'ten büyük (uyku içiği olmayan) en az 3 saniyelik ani değişimler olarak tanımlanır [26]. Bu olaylar, uyanıklığa sebep olmasa da gündüz aşırı uyku haline yol açabilir. Literatürde arousal ile ilgili çalışmaların azlığı dikkat çekmektedir. EEG kayıtları uzman kişiler tarafından incelenmektedir, fakat otomatik olarak incelenmesi zaman ve objektivite açısından daha avantajlı olma imkanı sunmaktadır. Drinnan et al., [27] tarafından yapılan çalışmada, Sıfır Kesme Oranı (SKO) ve Hjorth parametreleri kullanılarak frekans spektrumu da incelenmiş ve bu çalışma ile EEG dalga formundan arousal tespitinin mümkün olduğu görülmüştür. Bir diğer çalışmada ise, spektral öznitelik çıkartımı ve istatistiksel yöntemler ve karar vermede kullanılan kurallar ile arousal içeren EEG epoklarının belirlenmesine dayalı bir yöntem geliştirilmiş ve farklı skorere göre sistem başarısı hesaplanmıştır [28]. Wallant et al., [29] tarafından artifakt ve arousalu güvenilir, sistematik, tekrar edilebilir ve otomatik olacak şekilde tespit etmek amacıyla yapılan bir çalışmada adaptif eşikleme ile zaman ve frekans analizleri gerçekleştirilmiştir. Yöntemin tüm gece kayıtlarında çalıştığı, tam otomatik, tekrar edilebilir ve güvenilir olduğu sonucu elde edilmiştir [21].

#### **1.4. Genel Bakış**

Tez çalışması genel hatlarıyla altı bölümden oluşmaktadır. Tezin birinci bölümünde çalışmanın konusu, amacı ve motivasyonu yer almaktadır. Ayrıca, tez kapsamında ele alınan EEG mikro yapılarının makine öğrenmesi (machine learning) yaklaşımları ile belirlenmesine yönelik bugüne dek yapılan çalışmalara da yer verilmiştir.

Tezin ikinci bölümünde, beynin anatomik yapısı, EEG ve mikro yapıları ve ayrıca uyku bozuklukları konuları ile ilgili kuramsal bilgiler verilmiştir.

Üçüncü bölümde tez çalışmasında kullanılan matematiksel yöntemler açıklanmış ve eşitlikler verilmiştir.

Dördüncü bölümde, üçüncü bölümde verilen materyal ve yöntem kapsamında yapılan uygulamalardan elde edilen araştırma bulguları yer almaktadır.

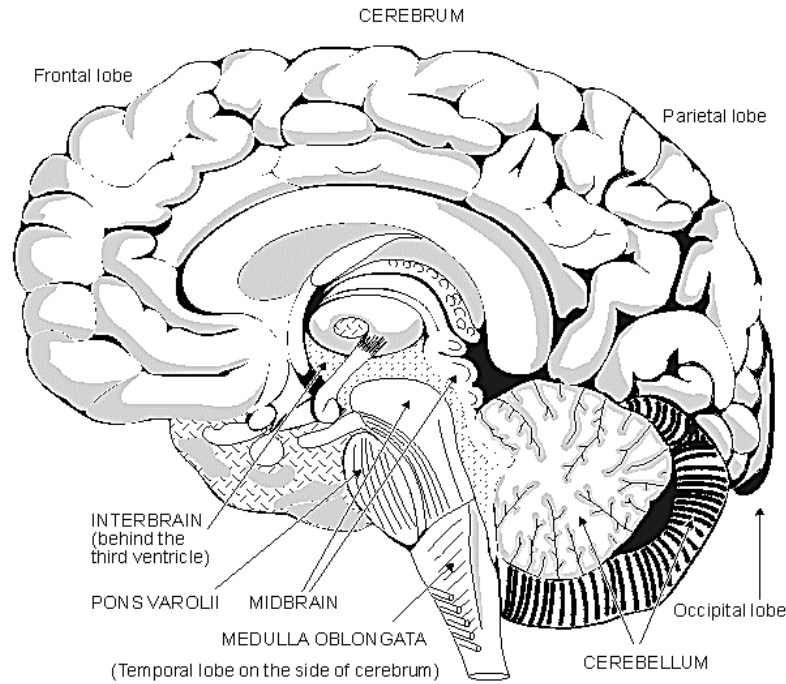
Beşinci bölümde uygulanan makine öğrenmesi yaklaşımlarına göre yapılan sınıflandırma sonuçları ve karşılaştırmalar yer almaktadır.

Altıncı bölümde ise elde edilen tüm sonuçların değerlendirilmesi bulunmaktadır. Bu sonuçlara göre, yapılan tez çalışmasında üç farklı EEG mikro yapısı için, literatürdeki bazı çalışmalarla aynı seviyede bazılarında ise daha yüksek seviyede başarılı sonuçlar veren bir karar destek sistem algoritması geliştirilmiştir.

## 2. KURAMSAL TEMELLER

### 2.1. Beyin

Beyin; algılayabilme, kavrayabilme, hafıza, kontrol edebilme ve sürekli bir veri akışına cevap verebilme gibi yetilere sahip oldukça karmaşık bir organdır. İnsan beyni ortalama 2000 cm<sup>2</sup>lik yüzeyde yaklaşık olarak 20 milyar nöron içermektedir. İnsan beyninin hücresel mimarisi, fizyoloji ve nörokimya açısından bölgesel farklılıklar gösterir. Bu farklılıklar, beynin işlevleri ile yakından ilişkilidir. Embriyolojik dönemden itibaren sinir sisteminin alt parçasından omurilik, üst/ön parçasından ise önden arkaya doğru ön beyin, orta beyin ve arka beyin gelişir (Şekil 2.1). Ön beyin bölünmesi ile beyin yarım küreleri (serebral hemisfer) ve iki yarım küre arasındaki yapılar (diensefalon) ortaya çıkar [30]. Beyin sapı; orta beyin (mezensefalon) , beyin köprüsü (pons cerebri) ve omurilik soğanı (medulla oblongata)'ndan oluşur. Orta beyin üzerinde bulunan diensefalonda talamus, hipotalamus ve epitalamus bölgeleri bulunur. Pons cerebri'nin hizasında beyincik (cerebellum) vardır. En üstte ise beynin en büyük kısmı olan cerebrumun en dış katmanı cerebral korteks bulunur [6].



Şekil 2.1 Beynin kısımları [31]

### **2.1.1. Beyin sapı**

Beyin sapı; omurilik soğanı (medulla oblongata), beyin köprüsü (pons cerebri) ve orta beyin (mezensefalon) adı verilen üç bölümden oluşmaktadır. Omurilik (medulla spinalis) ile beyin arasındaki bağlantıyı sağlar ve merkezi sinir sisteminin en önemli kısımlarını taşır. Ayrıca vital fonksiyonları kontrol eder.

Medulla oblongata, omurilik ile beyin arasında iletişimin sağlandığı ilk bölge olup, kalp atım hızını, kan basıncını ayarlayan ve solunum sistemi merkezleri gibi hayati önem taşıyan merkezlerin bulunduğu yerdir.

Pons cerebri, beyin ve omurilik ile beyinciği birbirine bağlayan bir köprü vazifesi görürken medulla oblongata'dan gelen motorik ve sensorik sinirler pons cerebri üzerinden mezensefalona gider. Mezensefalon, görme ve işitme merkezlerinin bulunduğu yerdir [2].

### **2.1.2. Beyincik (Cerebellum)**

Beyincik, karmaşık kas hareketlerini koordine eder ve hiçbir kasa doğrudan dürtü göndermez. Özellikle piyano çalma, koşma gibi hızlı kas aktivitelerinde rol oynar. Aynı zamanda vücut dengesinin de korunmasını sağlar ve bu işlevleri karşılaştırma mekanizması ile yapar. Herhangi bir uyumsuzluk durumunda frekans modülasyonu ile koordinasyonu sağlar [6].

### **2.1.3. Ara beyin (Diensefalon)**

Talamus, koku duyusu hariç tüm duylara ait bilgilerin geçiş bölgesidir. Bilerek, idrak edilerek yapılan davranışlar bu sistem aracılığı ile yapılmaktadır. İnsanın uyanık olmasını sağlayan dürtü yolları talamus aracılığı ile cerebruma ulaşırlar. Aktive edici sistemin esas bölümünü teşkil eden talamus, uyku durumunda ise inaktif olarak bulunur.

Hipotalamus, iç ve dış ortamdan gelen uyarıların toplandığı yerdir ve bütün organların fonksiyonlarında düzenleyici etkisi vardır. Hipotalamus fonksiyonlarının çoğu homeostasise yöneliktir. En önemli fonksiyonlarından biri ise uyku ve uyanıklık durumunun ayarlanmasıdır [2].



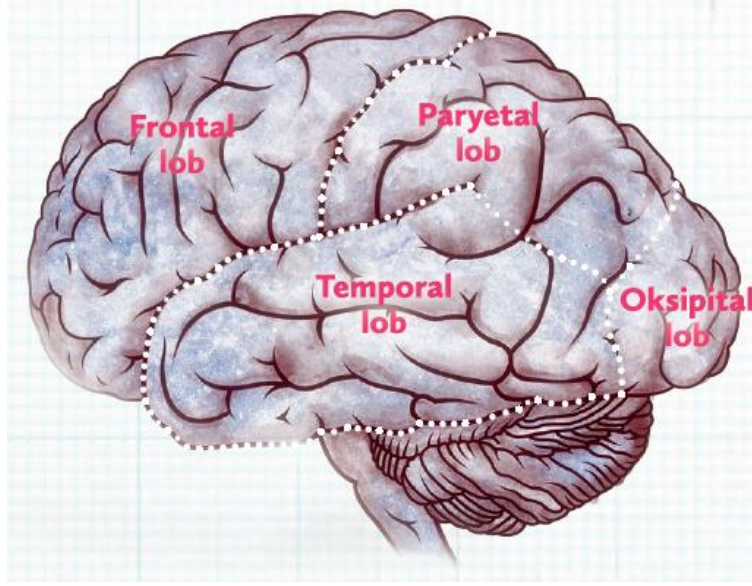
#### **2.1.4. Büyük beyin (Cerebrum)**

Beynin hafıza, his, düşünce, irade, zeka, muhakeme, yaratıcılık gibi fonksiyonlarını büyük beyin gerçekleştirir. Ayrıca motor merkezler ve duyu merkezleri burada bulunur. Cerebrum'da çeşitli fonksiyonların yapılmasını sağlayan beyin lobu adı verilen belirli alanlar aşağıda kısaca açıklanmıştır [2] (Şekil 2.2).

Frontal (ön) Lob, karar vermek, gelecek hakkında düşünmek ve davranışları engellemek gibi işlevlere sahiptir. Ayrıca kısa süreli hafıza, dil ve hareket ile ilgili işlevleri vardır. Paryetal Lob, duyu organlarından ve tüm vücuttan gelen bilgileri alır ve bu bilgileri vücudun hareketine yardımcı olmak ve vücudu yönlendirmek için kullanır. Oksipital (arka) Lob, görüşü yönetir ve gözlerden gelen verileri işlemek için özelleşmiş birçok bölgeyi içerir. Temporal (yan) Lob ise hafıza ve dile yönelik bölgelere sahiptir. Uykuyla ilgili işlevlere sahiptir [32]. Santral sulkus adı verilen beyni ön ve arkada ikiye ayıran derin boşluğun ön tarafında motor alanlar arka tarafında duyu alanları yer almaktadır [2].

#### **2.1.5. Limbik sistem**

Büyük beyin; dışarıda neokorteks adı verilen ve insanın dış dünya ile bağlantısını sağlayan kısım, neokorteksin altında yer alan ilkel beyin olarak da adlandırılan limbik sistem olmak üzere iki bölümden oluşmaktadır. Limbik sistem, temel olarak vücudun dış ortamdaki değişikliklere daha iyi uyum sağlamasına yardımcı olur. Limbik sistemi amigdala, hipokampus ve hipotalamusun bir kısmı oluşturur.

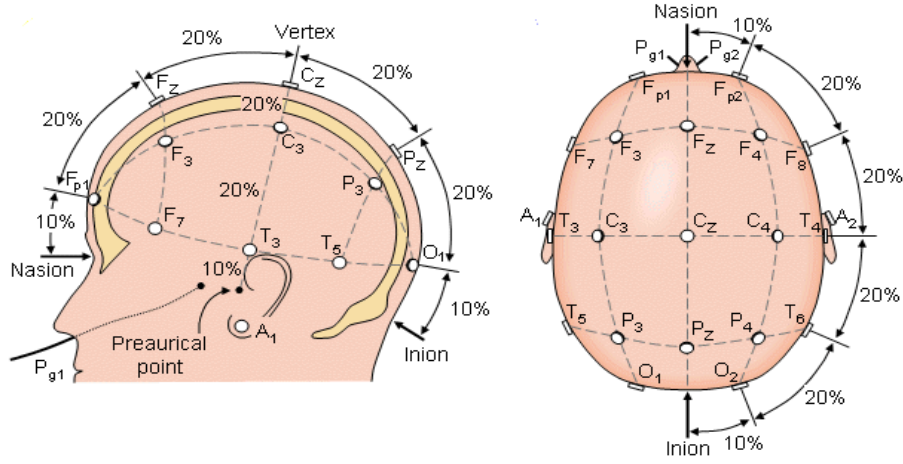


Şekil 2.2 Beyin lobları [32]

## 2.2. Elektroensefalografi

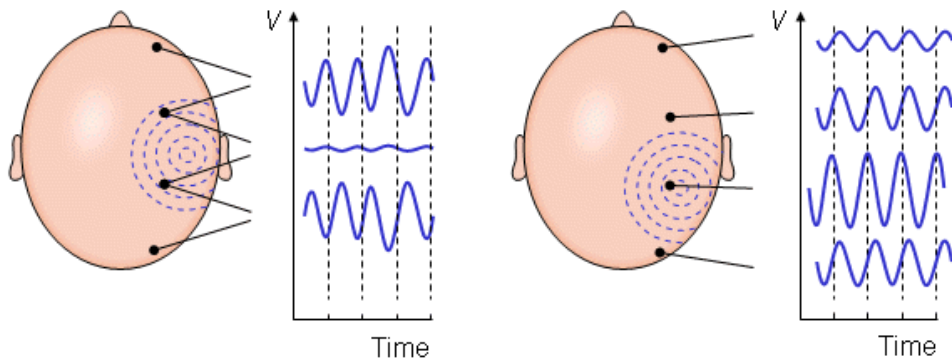
Günümüzde, beyin faaliyetlerine elektriksel olayların eşlik ettiği bilinmektedir. EEG kavramı, ilk olarak Caton'un (1875) hayvanlar üzerinde yaptığı deneylerde beyindeki elektriksel faaliyetlerin varlığı ile ortaya konulmuştur [33;34]. İlk defa insan beyindeki elektriksel aktivitenin varlığını ortaya koyan Berger (1929), kafatası üzerine yerleştirilen elektrotlar ve bunlara bağlı galvanometre yardımıyla bir çalışma gerçekleştirmiştir [33;35]. Elektrotlar yardımı ile beyin aktiviteleri sırasında elektriksel potansiyel değişimlerinin kaydedilmesi (ve/veya yazdırılması) yöntemine "elektroensefalografi" , elde edilen kayda ise "elektroensefalogram" denir [3]. Fiziksel anlamda tam periyodik olmayan fakat ritmik olan bu potansiyel dalgalanmalarının frekansları, beyinin aktivite durumuna göre 0.5-70 Hz aralığında, genlikleri ise 5-400  $\mu$ V aralığında değişir [3]. Ölçüm sonucu, EEG sinyallerinin kayıt bölgesi ve biçimine bağlı olarak önemli ölçüde değişmektedir. Bu nedenle, kayıtlarda bir standardizasyon olması için elektrotların yerleri belli olmalıdır. Standart EEG kayıtlama sistemi, "10-20" sistemi olarak adlandırılan Şekil 2.3'te görülen kafatası çevresindeki 21 farklı elektrot bölgesini içeren sistemdir.

Nasion, inion ve sağ ve sol kulağı ifade eden preauricular noktaları olmak üzere dört farklı anatomik bölgede noktalar belirlenmiş ve elektrotların uzaklığı bu noktaların %10'u ve %20'si şeklinde tanımlanmıştır. Elektrotlar isimlerini, kafatasında buldukları bölgelerin kısaltmalarına göre almışlardır [6;31]. Uluslararası 10-20 sisteminde genel olarak kulağa bağlanılan elektrot referans elektrot olarak kabul edilir. Bu, oluşacak ölçüm hatalarını minimize etmekte büyük önem taşımaktadır [36].



Şekil 2.3 EEG'de 10-20 sistemine göre elektrot yerleşimi [31]

Elektrot bağlantı seçimi unipolar ve bipolar olarak adlandırılan iki farklı biçimde yapılabilmektedir (Şekil 2.4). Unipolar kayıt biçiminde, potansiyeller bir referans elektroduna göre ölçülürken bipolar kayıt biçiminde ardarda bağlanan elektrotlar arasındaki potansiyel farklar ölçülür.



Şekil 2.4 Bipolar(solda) ve unipolar(sağda) ölçümler [31]

## **2.3. Uyku Ve Uyanıklığın Oluşumu**

Uyku, beyinde başlayan ve temel olarak beynin doğru işlev görebilmesi için gerekli bir süreçtir. Sinir sistemi parçası olan beyin sapı, yaşamsal fonksiyonlarımızı kontrol eden sinir hücrelerini içerir. Soluk alıp-vermek, yutma-kusma gibi reflekslerimiz, kalp atım ritmimiz ve daha birçok yaşamsal fonksiyon, bu bölgelerdeki sinir hücreleri ile kontrol edilir. Ayrıca beyin sapı, “ağsı oluşum” (retiküler formasyon) adı verilen yapıyı içermektedir. Bu karmaşık yapı, üst beynimizin tüm bölümlerinin “uyanık ve uyarıları değerlendirebilir” bir durumda tutulmasını sağlar. Uyku ve uyanıklık homeostatik ve sirkadyen faktörler tarafından düzenlenmektedirler [37].

### **2.3.1. Polisomnografi**

Günümüzde, uyku sırasındaki fizyolojik değişimleri gözlemlemek amacı ile elektriksel kayıtlara ihtiyaç vardır. Polisomnografi temel olarak, uyku esnasında, uykunun yapısı ve fizyolojik değişimlerinin araştırılmasıdır. Bu tetkik, uykudaki biyolojik, psikolojik ve patolojik değişimlerin uykunun yapısı ile ilişkisinin incelenmesini sağlamaktadır. Bu incelemeler sırasında, fizyolojik bir olay tek başına ele alınabileceği gibi, birden fazla olay ve aralarındaki ilişkiler de irdelenebilmektedir [6;38]. Uyku sırasında toplanan veriler incelenerek, çeşitli hastalıkların ortaya çıkış biçimi, özellikleri, hastalığın süreci ve tedaviye verilen yanıt incelenebilir.

### **2.3.2. Uyku evreleri**

#### **2.3.2.1. Uyanıklık**

Bir epöğün %50'sinden fazlasında alfa dalgaları belirgin ise veya alfa dalgaları belirgin değil iken okuyan göz hareketi, göz kırpmaya veya kas tonusu ile birlikte hızlı göz hareketlerinden herhangi biri varsa uyanıklık evresi olarak nitelendirilebilir.

#### **2.3.2.2. Dönem 1 (NREM1) evresi**

Alfa ritmi olan bir kişide, epöğün %50'sinden fazlasında alfa ritminin yerini düşük genlikte, karışık frekanslı aktivitenin aldığı durumlar NREM1 (Non Rapid Eye Movement 1) evresi olarak skorlanmaktadır. Ayrıca alfa ritmi oluşturamayan kişilerde, NREM1 uyanıklık evresinden en az 1 Hz ve daha fazla olacak şekilde (4-

7 Hz), bazal frekansın yavaşladığı durumda, verteks keskin dalgaları veya yavaş göz hareketlerinden herhangi birinin görülmesi epöğun uykunun NREM1 evresi olduğunun işaretidir [39]. Elektrokülografi (EOG)'de NREM1'de yavaş göz hareketleri izlenmektedir, ancak NREM1 olarak skorlanması şartı yoktur. Bu evre boyunca çene elektromiyografi (EMG) aktivitesi değişkendir ancak sıklıkla uyanıklık evresine göre genliğinin düşük olduğu görülmektedir.

#### **2.3.2.3. Dönem 2 (NREM2) evresi**

NREM2 (Non Rapid Eye Movement 2), k-kompleks ve uyku içcikleri ile karakterize olan, uykunun %45-60 gibi büyük bir kısmını oluşturan evredir. EOG'de genellikle NREM2'de göz hareketleri aktivitesi yoktur ama bazen yavaş göz hareketleri sebat eder. Bu evrede, EMG genliği değişkendir ama genel olarak uyanıklık evresinden düşüktür.

#### **2.3.2.4. Dönem 3 (NREM3) evresi**

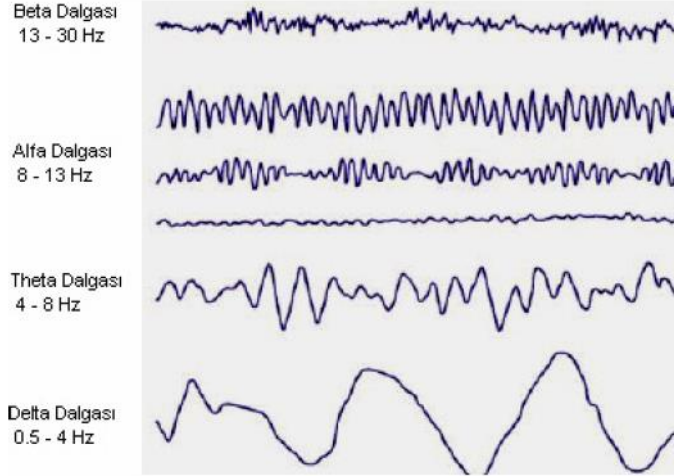
Yaş faktöründen bağımsız olarak bir epöğun %20'sinden fazlası yavaş dalga aktivitesi ise NREM3 (Non Rapid Eye Movement 3) olarak nitelendirilmektedir. NREM3'te uyku içcikleri görülebilir ve göz hareketleri tipik değildir. Bu evrede EMG genliği değişkendir, sıklıkla NREM2'dekine göre düşüktür.

#### **2.3.2.5. REM evresi**

Düşük genlik, karışık frekanslı EEG, düşük çene EMG tonusu, hızlı göz hareketleri parametreleri uykunun REM (Rapid Eye Movement) evresi olduğunu işaret etmektedir. Rüyaların %80'inin REM döneminde görüldüğü bilinmektedir.

#### **2.3.3. Uyku EEG'si**

Normal bir EEG sinyali birçok frekansı içerse de, herhangi bir anda belirli bir frekans bölgesi baskındır. Beynin aktivite düzeyi arttıkça, EEG dalgalarının frekansı yükselmekte genlikleri ise azalmaktadır. Uyku EEG'si kullanılarak patolojik veya fizyolojik bir durum ile ilgili bir değerlendirme, EEG işareti içerisinde bulunan bu baskın frekans aralığındaki dalgalara göre yapılır. EEG spektrumu, dalgaların içerdikleri baskın frekansa göre özel olarak adlandırılan bantlara ayrılmıştır (Şekil 2.5) [3;33].



Şekil 2.5 Beta, alfa, teta ve delta EEG dalga formları [40]

### **2.3.3.1. Delta ( $\delta$ ) dalgaları**

Frekansları 0.5-4 Hz, genlikleri 20-400  $\mu$ V olan derin uyku ve beynin çok düşük aktivite gerektirdiği durumlarda ortaya çıkan dalgalardır.

### **2.3.3.2. Teta ( $\theta$ ) dalgaları**

Frekansları 4-8 Hz, genlikleri 5-100  $\mu$ V olan teta dalgaları özellikle çocuklarda paryetal ve temporal bölgelerde ortaya çıkmaktadır. Yetişkin bireylerde ise beyin aktivitelerinin düşük olduğu durumlarda ortaya çıkmakla birlikte rüyalı uyku, gerginlik gibi durumlarda da görülmektedir.

### **2.3.3.3. Alfa ( $\alpha$ ) dalgaları**

Frekansları 8-13 Hz, genlikleri 2-10  $\mu$ V arasında olan bu dalgalar sinüzoidale yakındır. Uyanık bireylerin, fiziksel ve zihinsel olarak tam dinlenimde bulunduğu, dış uyaranların olmadığı, gözlerin kapalı olduğu durumlarda görülürler.

### **2.3.3.4. Beta ( $\beta$ ) dalgaları**

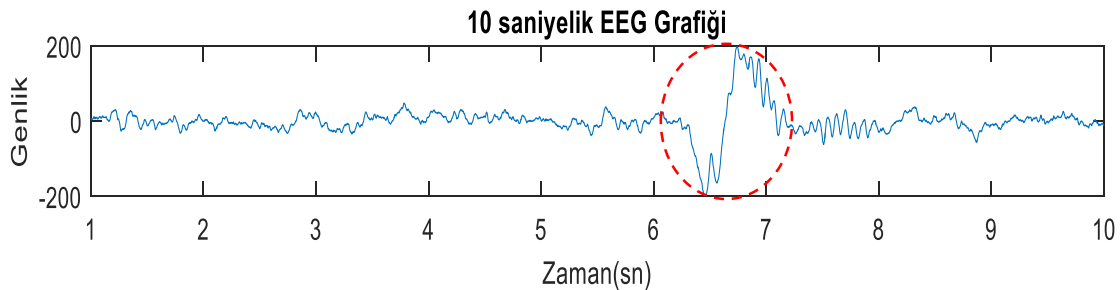
Frekansları 13 Hz'ten yüksek, genlikleri 1-5  $\mu$ V arasında olan bu dalgalarla uykunun hızlı göz hareketleri evresinde, zihinsel aktivitelerin yoğun olduğu zamanlarda rastlanmaktadır. Beynin en yüksek aktivite düzeyine karşılık gelmektedir.

## 2.4. Uyku EEG'sindeki Mikro Yapılar

Uyku EEG'sinin standart uyku parametreleri, genlik ve frekans özellikleri EEG'nin makro yapısını oluşturur. Makro EEG bir epok (30 sn) içinde değerlendirilen parametreler ile incelenmektedir. Uykuda çok daha kısa sürelerde (0.5-3 sn) anlık ortaya çıkan, EEG arka planından ayırt edilemeyen, kendine özgü frekans, genlik ve yapısal özellikleri olan geçici dalga formları ise EEG'nin mikro yapısı olarak tanımlanmaktadır [41]. Bunlara k-kompleks, uyku içiği ve arousal örnek olarak verilebilir. Bu mikro yapılar uyku ile doğrudan ilişkili olup, uyku skorlama çalışmalarında kullanılmaktadır. Bazıları uyku hijyeni veya uyku bozuklukları ile de ilişkili olabilmektedir.

### 2.4.1. K-kompleks

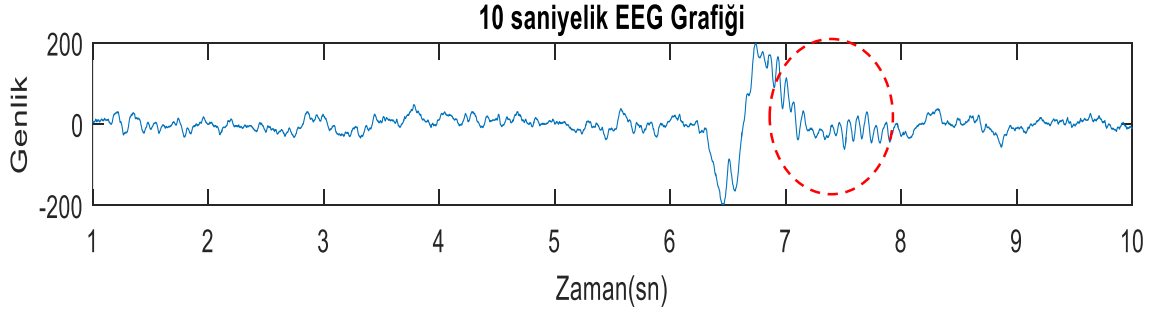
K-kompleks kendiliğinden meydana gelen aynı zamanda iç ve dış uyaranlara karşı bir cevap oluşturan EEG'nin geçici bir dalga formudur. Çoğunlukla uykunun ikinci evresinde gözlemlenmektedir. Ayırt edilebilen negatif keskin dalga ve onu takip eden pozitif bileşeni olan, toplam süresi 0.5 saniyeden uzun, maksimum genliğinin frontal derivasyonlardan sağlandığı yapıdır [42] (Şekil 2.6).



Şekil 2.6 6 ila 7. sn'ler arasında k-kompleks bulunan EEG grafiği

### 2.4.2. Uyku İçiği

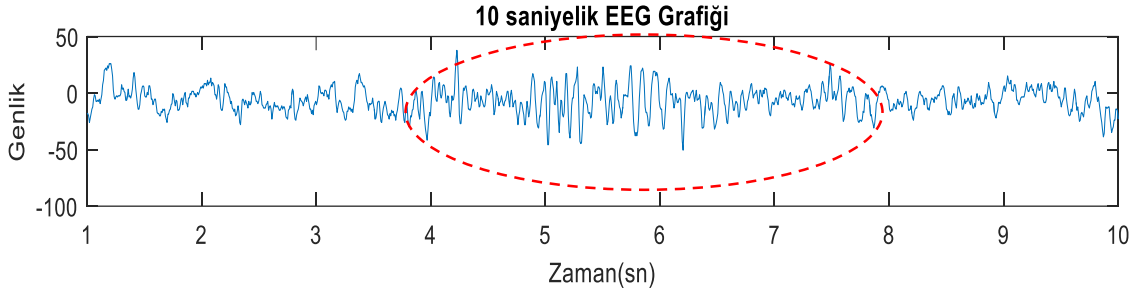
Şekilleri ve senkronizasyonları kortikal hücrelerden etkilenen uyku içikleri, talamusta üretilmektedir. Hızlı göz hareketlerinin olmadığı uyku evresi olarak adlandırılan NREM uykusunda özellikle ikinci evrede görülmektedirler. AASM'nin tanımına göre 11-16 Hz frekans aralığındadır ve 0.5 saniyeden uzun süren, en yüksek genliğin santral derivasyonlardan alındığı peşpeşe ritmik dalgalardan oluşur [1] (Şekil 2.7).



Şekil 2.7 7 ila 8. sn'ler arasında uyku içiği bulunan EEG grafiği

### 2.4.3. Arousal

Uyku sırasında daha hafif bir uyku evresine veya uyanıklık durumuna ani geçiş olarak tanımlanmaktadır. NREM veya REM 'de arousal skorlamak için EEG frekansının alfa, teta, veya 16 Hz'ten büyük frekansta olması ve bunun en az 3 saniye sürüp son 10 saniye içinde de uyku evresinin olması gerekmektedir [26](Şekil 2.8).



Şekil 2.8 4 ila 8. sn'ler arasında arousal bulunan EEG grafiği

### 2.5. Uyku Bozuklukları

Homeostatik mekanizmada uyku önemli bir biyolojik gerekliliktir, fakat her zaman uyku parametreleri standart düzeninde devam etmemekte ve içerdiği farklı durumlar için patolojik sonuçlar doğurabilmektedir [43].

İlk uyku bozuklukları sınıflaması 1979 yılında " Diagnostic Classification of Sleep and Arousal Disorders" başlığı ile yayınlanmış ve temel oluşturmuştur. 2003 yılında AASM tarafından yeni bir çalışma başlatılmış ve 2012 yılında son hali yayınlanmıştır [1]. Bu sınıflamada uyku bozuklukları; belirtiler, fizyopatoloji ve zaman zaman da sistem bazında incelenerek sınıflanmaktadır. Sınıflamada



8 kategoride 85 adet uyku hastalığı bulunmaktadır. Ana kategoriler; uykuda solunum bozuklukları, insomniler, sirkadiyen ritm bozuklukları, uykuda solunum bozukluđuna bađlı olmayan aşırı uykululuk halleri, parasomniler, uykuya bađlı hareket bozuklukları, normal variantları ve çözümlenmemiş uyku bozuklukları ve diđer uyku bozuklukları řeklinde sıralanmıştır [44-47].

İnsomni, uykuya dalma veya uykuyu sürdürme güçlüğü olarak adlandırılır ve toplumda her üç kişiden birinde görölmektedir. Psikiyatri alanındaki hekimler bu hastalığı psikolojik bir takım sorunların yan etkisi olarak görmekte ve hastayı uyku laboratuvarına yönlendirmektedir.

Hipersomni, aşırı uyuma ve gündüz uyuklama durumu olarak ikiye ayrılmaktadır. Genellikle diđer psikiyatrik hastalıklara eşlik eden nadiren tek başına ortaya çıkan bir durumdur.

Solunum ile ilgili uyku bozuklukları, obstruktif uyku apnesi sendromu ve santral alveolar hipoventilasyon bozukluklarından oluşmaktadır.

Parasomni, uyku sırasında gerçekleşen normal dışı durumları belirtmek için kullanılan bir kavramdır. Bu durumlar genelde uykuda olur ve çođu kişide çok seyrek aralıklarla gerçekleşir. Uyanıklık bozuklukları en sık görölen parasomnilerdir. Konfüzyonel uyanma, uyurgezerlik, uykuda irkilmeler, diş gıcırdatma (bruksizm) bu grup içerisinde dir.

Huzursuz bacaklar sendromu, bir hareket bozukluđudur. Hastalar, geceleri dayanılmaz řekilde bacaklarını hareket ettirme isteđi duyarlar.

Uyku bozukluklarının tanısı için uyku merkezlerinde yapılan muayene sonrası gerekli görülürse polisomnografi bir diđer deyişle gece uyku analizi tetkiki istenmektedir. Uyku bozukları konusunda yapılan klinik çalışmalarda, k-kompleksin huzursuz bacak sendromu, insomni; uyku içciđinin insomni, hipersomni, huzursuz bacak sendromu, parasomniler ; arousal'ın ise parasomniler ile olan ilişkisi araştırılmış ve sonuçlar uyku bozukluklarının tespitinde geçici dalga formlarının önemini ortaya koymuştur [44;45;48]. Bu nedenle, EEG mikro yapısı olarak da ifade edilen bu işaretlerin dođru bir řekilde tespit edilmesi ve skorlanması, yukarıda bahsedilen uyku bozukluklarının teşhis ve tedavisi açısından oldukça önemlidir.

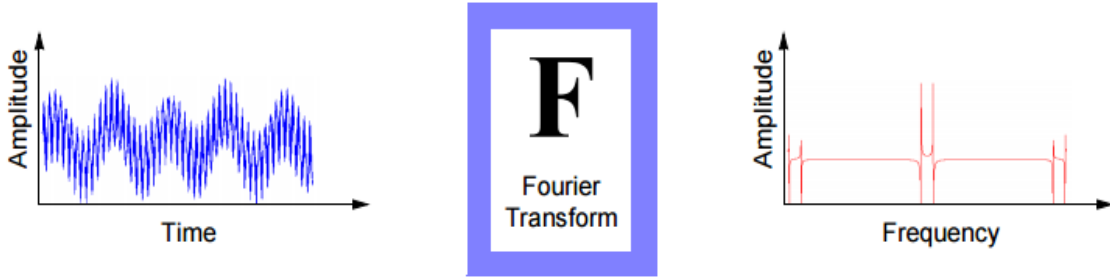
### 3. MATERYAL VE YÖNTEM

#### 3.1. Spektral Analiz

Bazı durumlarda, bir sinyalin frekans içeriği zaman bölgesi içeriğine göre daha kullanışlı bilgiler içerir [49]. Birçok biyolojik sinyalin frekans bölgesine bakıldığında ilginç ve teşhis açısından oldukça yararlı bilgiler içerdiği görülmektedir. Bu sinyallere EEG, EMG, elektrokardiyografi (EKG), göz hareketleri, kalp sesleri, mide ve bağırsak sesleri örnek verilebilir. Bir sinyalin frekans bileşenlerinin belirlenmesi “spektral analiz” olarak adlandırılır ve frekans analizi için bu yaklaşımların geliştirilmesi uzun bir sürece sahiptir [50]. Spektral analiz matematiksel bir prizma olarak düşünülebilir. Bir prizma nasıl ışığı kendisini oluşturan renklere ayırıyorsa, sinyal de kendisini oluşturan frekans bileşenlerine ayrılmaktadır.

##### 3.1.1. Fourier dönüşümü

Fourier dönüşümü, sinyalin frekans bölgesi karakteristiklerini incelemek amacıyla kullanılan en yaygın yöntemlerden birisi olmakla birlikte en basit tabir ile işaretin matematiksel yöntemler ile zaman bölgesinden frekans bölgesine çevrilmesidir [6;40;51](Şekil 3.1).



Şekil 3.1 Fourier dönüşümü gösterimi [52]

Sonsuz sayıda örnek içermeyen bir dizi için, sürekli zamanlı Fourier dönüşümü pratik bir uygulama değildir. Ayrık Fourier dönüşümü, sonlu uzunluktaki, ayrık zamanlı sayısal bir sinyalin Fourier katsayılarının hesaplanması ile tanımlanır. Uzunluğu  $L$  olan, ayrık zamanlı bir  $x(n)$  sinyalinin Fourier dönüşümü,  $\omega$  açısal frekans olmak üzere  $X(\omega)$  ile ifade edilir.  $\omega$  eşitlik (3.1)'de,  $X(\omega)$  ile ilgili eşitlik ise (3.2)'de verilmiştir.

$$\omega = 2\pi f \quad (3.1)$$

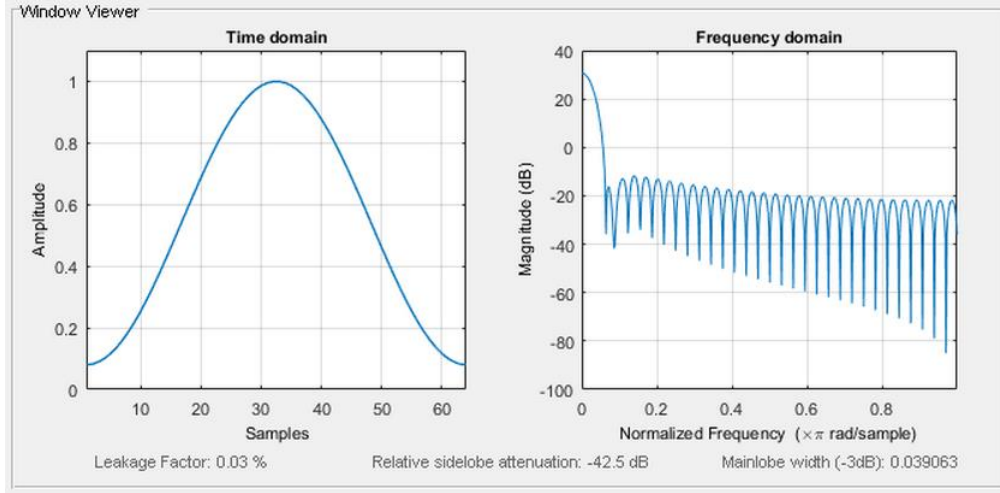
$$X(\omega) = \sum_{n=0}^{L-1} x(n)e^{-j\omega n} \quad (3.2)$$

### 3.1.1.1. Pencereleme

Uygulamada çok uzun ya da sonsuz uzunlukta bir sinyal dizisi ile çalışmanın zor olması nedeniyle, sinyalin istenilen bir bölgesinin analiz için seçilmesi işlemine pencereleme (windowing) adı verilmektedir. Pencereleme, en basit haliyle sinyalin incelenecek kısmının "1" ile diğer kısmının ise "0" ile çarpılmasıdır. Örnekleme ile benzer özelliklere sahip pencereleme, frekans spektrumunda iyi sonuçlar ortaya çıkarmaktadır. Bir veri seti pencerelendiğinde, pencerenin frekans karakteristikleri spektral sonucun bir parçası olmaktadır. Bu bağlamda, tüm pencereler artifakt üretmektedir. Belirli bir pencere tarafından üretilen artifaktın pencerenin kendi Fourier dönüşümünün alınması ile elde edildiği düşünülmektedir. Dikdörtgen pencere ve diğer tüm pencereler iki çeşit artifakt üretmektedir. Asıl spektrum ana lob olarak ifade edilen artifakt ile genişletilmiş, ek olarak bulunan pikler ise yan loblar tarafından üretilmiştir. Dikdörtgen pencereye alternatif olan diğer pencereler daha geniş bir ana lob pahasına yan lobları alçaltabilirler. Çok sayıda pencere fonksiyonu bulunmaktadır ve örnek olarak en yaygın kullanılanlardan biri olan hamming pencereye ait eşitlik Çizelge 3.1'de pencere ve spektral karakteristiğine özgü grafik ise Şekil 3.2'de verilmiştir.

Çizelge 3.1 N örnekten oluşan pencere fonksiyonları,  $0 \leq n \leq N - 1$  olmak üzere

Dikdörtgen	$w(n) = 1$
Hamming	$w(n) = 0,54 - 0,46\cos(2\pi n/N - 1)$
Hanning	$w(n) = \frac{1}{2}(1 - \cos(2\pi n/N - 1))$



Şekil 3.2 Hamming pencere ve spektral karakteristiğine özgü grafik

### 3.1.2. Güç spektrumu

Sinyalin Öz İlinti Fonksiyonu (ÖİF) 'nun Fourier dönüşümü, bir sinyalin Güç Spektrumu (GS) olarak adlandırılır (3.3). Burada  $r_{xx}$  ÖİF olup (3.4) çift taraflı simetriden dolayı gerçek değerleri içermektedir.

$$r_{xx}(n) = \sum_{k=1}^M x(k+n)x(k) \quad (3.3)$$

$$GS(k) = \sum_{n=0}^{N-1} r_{xx}(n) e^{-j\omega n} \quad (3.4)$$

Buna göre sinyalin enerjisi ayrık ve sürekli olarak eşitlik 3.5 ve 3.6 ile hesaplanmaktadır.

$$E = \int_{-\infty}^{\infty} |x(t)|^2 dt \quad (3.5)$$

$$E = \sum_{k=1}^N |x(k)|^2 \quad (3.6)$$

Parseval teoremine göre eşitlik 3.7 olduğu bilinmektedir.

$$\int_{-\infty}^{\infty} |x(t)|^2 dt = \int_{-\infty}^{\infty} |X(f)|^2 df \quad (3.7)$$

Bu yaklaşıma göre  $|X(f)|^2$  enerji spektral yoğunluğuna eşittir ve GS, sinyalin Fourier dönüşümünün genlik karesi olarak da ifade edilebilir (3.8).

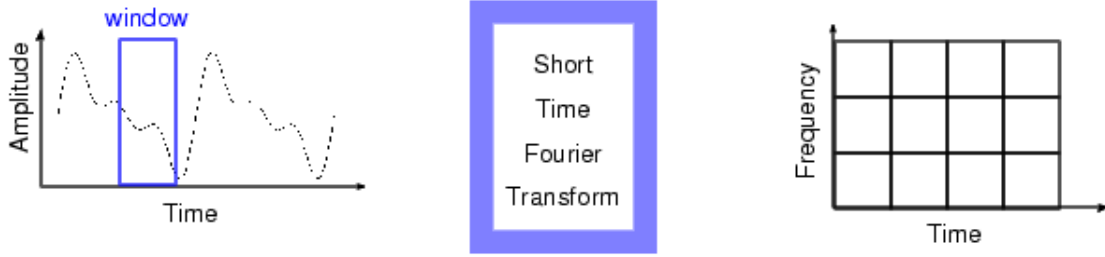
$$GS(f) = |X(f)|^2 \quad (3.8)$$

### 3.2. Zaman-Frekans Analizi

Durağan bir sinyal her zaman istatistiksel olarak aynı ölçümleri vermektedir. Biyomedikal sinyallerin, dinamik sistemlerin ve patofizyolojik süreçlerin belirtisi olan, durağan olmayan sinyaller olduğu bilinmektedir [49]. Bu tür değişken yapıya sahip sinyallerde, frekans bölgesine geçişte zamana ait bilgiler kaybolmaktadır. Bu da değişimlerin fark edilememesine yol açar. Bu nedenle, EEG gibi durağan olmayan bir sinyalin durağan kısımlarının olduğu küçük zamanlı pencereler ile çalışılması etkili sonuçlar ortaya çıkarabilir. Bu eksikliği gidermek için 1946 yılında Gabor tarafından KZFD ortaya atılmıştır.

#### 3.2.1. Kısa zamanlı Fourier dönüşümü

Fourier dönüşümü, bir sinyalin frekans spektrumu hakkında bilgi vermesine karşın zaman bölgesindeki frekans içeriği hakkında bilgi vermemektedir. Bu nedenle, uygun bir pencere fonksiyonu kullanılarak incelenecek bölgeye odaklanmış Gabor dönüşümü olarak da bilinen KZFD kullanılmaktadır [52;54] (Şekil 3.3). KZFD, zaman ve frekans arasında ilişkiyi kurarak, hangi zamanda hangi frekansta nasıl bir olay gerçekleştiğine dair bilgi sunar [54].



Şekil 3.3 KZFD gösterimi [53]

Bir  $x(n)$  dizisi, zaman bölgesinde  $x_k(n)$  şeklinde bölütlendiğinde, her bir bölütün Fourier dönüşümü aşağıdaki eşitlik 3.9 ile hesaplanır ve  $X_k(\omega)$  spektrum dizisi ( $k=1,2,3,\dots,K$  için) sinyalin zamanla değişen spektral özelliklerini içerir [54].

$$X_k(\omega) = \sum_{n=0}^{N-1} x_k(n)e^{-j\omega n} \quad (3.9)$$

Sinyalin bölütlenmesi, bir pencere fonksiyonunun tüm sinyal üzerinde hareket ettirilmesi ile gerçekleştirilir.  $x_k(n)$  bölütü ( $k$ .bölüt),  $x(n)$ 'in  $w(n)$  pencere fonksiyonu ile çarpılması ile bulunur ve eşitlik 3.10 ile ifade edilir [6;54].

$$x_k(n) = x(n)w(n - (k - 1)N) \quad 1 \leq k \leq K \quad (3.10)$$

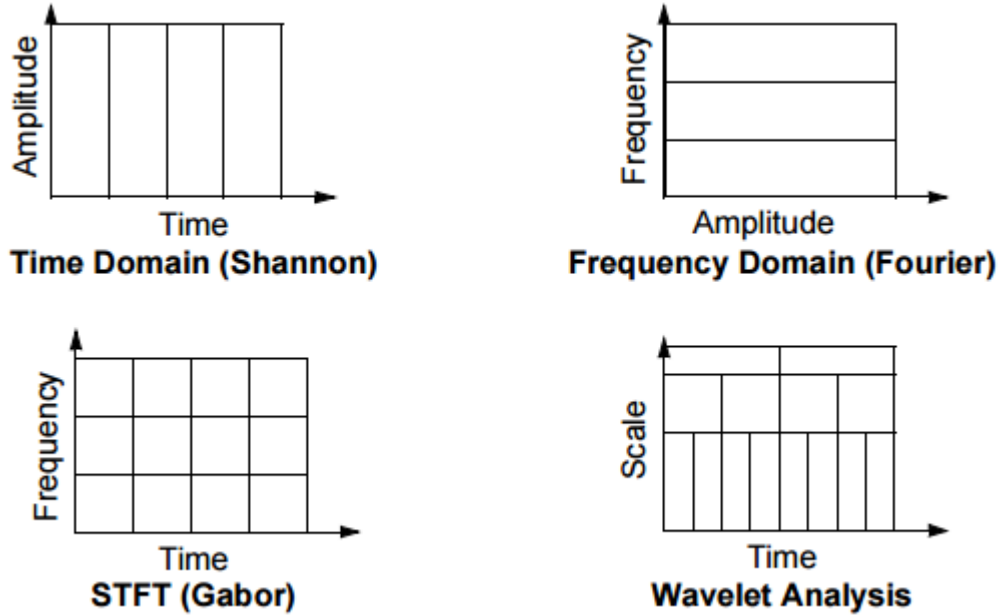
$$w(n) = \begin{cases} 1, & 0 \leq n \leq N - 1 \\ 0, & \text{diğer} \end{cases} \quad (3.11)$$

Genel olarak, pencere herhangi bir  $m$  zaman sabiti için pozisyonlandırılır (3.11) ve ilgili bölüt  $x(n)w(n-m)$  şeklinde ifade edilir. İncelenecek dizinin uzunluğuna, özelliğine ve pencereye göre bölüt sayısı belirlenir ve  $N-1$  kez örtüşmeli olarak pencere dizi üzerinde kaydırılır. Durağan olmayan bir sinyalin, durağan kısımlarının olduğu küçük zamanlı pencereler ile çalışıldığında bu analiz, kısa zamanlı analiz olarak ifade edilmekte ve eşitlik 3.12 ile verilmektedir.

$$X(m, \omega) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n)w(n-m)e^{-j\omega n} \quad (3.12)$$

### 3.3. Dalgacık Analizi

Dalgacık dönüşümü, değişken boyutunda bölgeler ile pencereleme tekniği yaklaşımını ortaya koymaktadır. Düşük frekanslarda uzun zaman aralıklı, yüksek frekanslarda ise kısa zaman aralıklı pencereleme yapılmasını sağlar. Fourier dönüşümü, bir sinyalin frekans bölgesi içeriği hakkında bilgi vermektedir, fakat zaman bölgesindeki frekans içeriği hakkında bilgi vermez. KZFD'de ise zaman lokalizasyonu yapılır ancak belirli bir zaman bölgesindeki frekans içeriği hakkında bilgi verirken bir frekans değerinin hangi zaman değerine karşı geldiği bilgisini veremez. Dalgacık dönüşümünün en önemli avantajı, işaretin lokal olarak analizine imkan sağlamasıdır [6][51][52]. Şekil 3.4'te zamana dayalı, frekans tabanlı analizler, KZFD ve dalgacık dönüşümü arasındaki farklılıklar gösterilmektedir. Dalgacık analizlerinde zaman-frekans bölgesi yerine zaman-ölçek bölgesi kullanılmaktadır.



Şekil 3.4 Dalgacık dönüşümünün diğer yöntemler ile karşılaştırılması [52]

### 3.3.1. Sürekli dalgacık dönüşümü

SDD, orijinal işaretin, dalgacık fonksiyonunun ( $\psi$ ) ölçeklenmiş ve kaydırılmış hali ile tüm zaman boyunca çarpımının toplamı olarak ifade edilir [6]. SDD'nin sonucunda birçok dalgacık katsayısı oluşur (3.13).

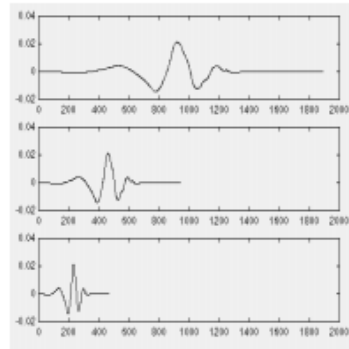
$$W_x(a, b) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi_{a,b}^*(t) dt \quad (3.13)$$

Denklemden  $x(t)$  orijinal işareti,  $\psi(t)$  ana dalgacık fonksiyonunu, "\*" sembolü kompleks eşleniği,  $a$  ve  $b$  parametreleri ise sırasıyla ölçekleme ve kaydırma parametrelerini gösterir. İntegral içerisinde yer alan  $\psi_{a,b}(t)$  fonksiyonu eşitlik 3.14'te verilmiştir.

$$\psi_{a,b}(t) = |a|^{-\frac{1}{2}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (3.14)$$

#### 3.3.1.1. Ölçekleme ve kaydırma

Bir dalgacığın ölçeklenmesi onun sıkıştırılması ya da genişletilmesi olarak ifade edilir. Dalgacık analizinde ölçek işareti frekansıyla ilgilidir. Ölçekleme değeri genel olarak  $a$  ile gösterilmektedir (Şekil 3.5).



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

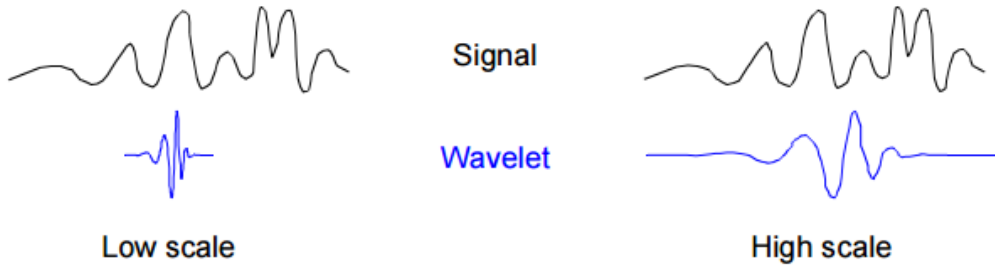
$$f(t) = \psi(2t) \quad ; \quad a = \frac{1}{2}$$

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

Şekil 3.5 Frekans ile ölçekleme arasındaki ilişkiye verilen örnek [52]

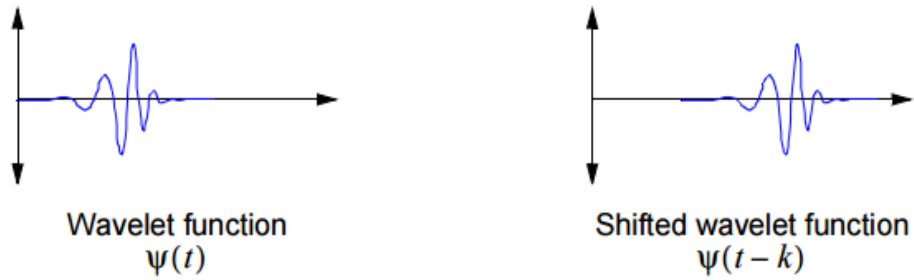


Yüksek ölçekler düşük frekans, düşük ölçekler ise yüksek frekans davranışlarını karakterize eder [6;51;52](Şekil 3.6).



Şekil 3.6 Frekans ile ölçekleme arasındaki ilişki gösterimi[52]

Bir dalgacıyı kaydırma ise onu hızlandırma ya da geciktirme olarak ifade edilir (Şekil 3.7).

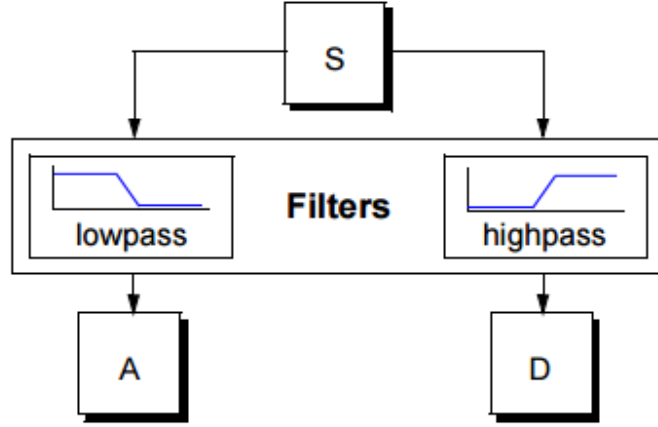


Şekil 3.7 Dalgacık fonksiyonunun kaydırılması [52]

### 3.3.2. Ayrık dalgacık dönüşümü

Sürekli dalgacık dönüşümünde, dönüşüm ve ölçeklendirme parametrelerinin sürekli olarak değişmesi nedeniyle her ölçek için tüm dalgacık katsayılarının hesaplanması zaman almakta ve iş yükü getirmektedir. Bu nedenle Ayrık Dalgacık Dönüşümü (ADD) daha sık kullanılmaktadır [55]. İlk olarak 1988 yılında Mallat tarafından uygulanmış oldukça hızlı bir dalgacık dönüşüm işlemi gerçekleştirmiştir.

ADD'de orijinal sinyal (S) birbirini tümleyen filtrelerden geçirilerek, sinyalin düşük ve yüksek frekanslı bileşenleri olmak üzere ikiye ayrılır. Alçak frekans geçiren filtre çıkışı yaklaşık (A) yüksek geçiren filtre çıkışı ise ayrıntı (D) katsayılarını verir (Şekil 3.8).

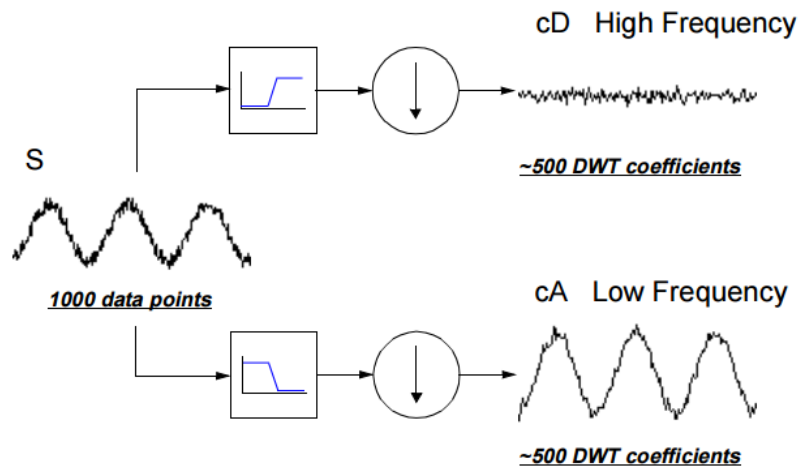


Şekil 3.8 Alçak ve yüksek geçiren filtrelerden geçirilen EEG sinyali [52]

ADD'de  $x(n)$  sinyali alçak geçiren  $h(n)$  ve yüksek geçiren  $g(n)$  süzgeçlerinden geçirilir. Süzgeçleme sonrası Nyquist teoremine göre örneklerin yarısı atılır (Şekil 3.9). Bu işlem tekrarlanarak istenilen frekans aralıkları elde edilebilir. Eşitlik 3.15 ve 3.16'da sırasıyla  $Y_{alçak}(k)$  alçak frekans geçiren süzgecin,  $Y_{yüksek}(k)$  ise yüksek frekans geçiren süzgecin çıkışıdır [6].

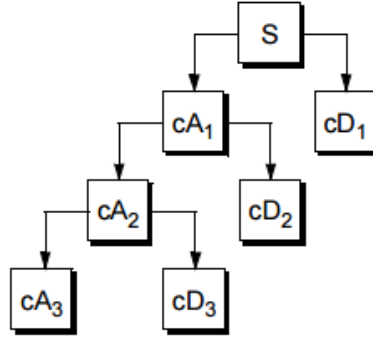
$$Y_{alçak}(k) = \sum x(n)h(2k - n) \quad (3.15)$$

$$Y_{yüksek}(k) = \sum x(n)g(2k - n) \quad (3.16)$$

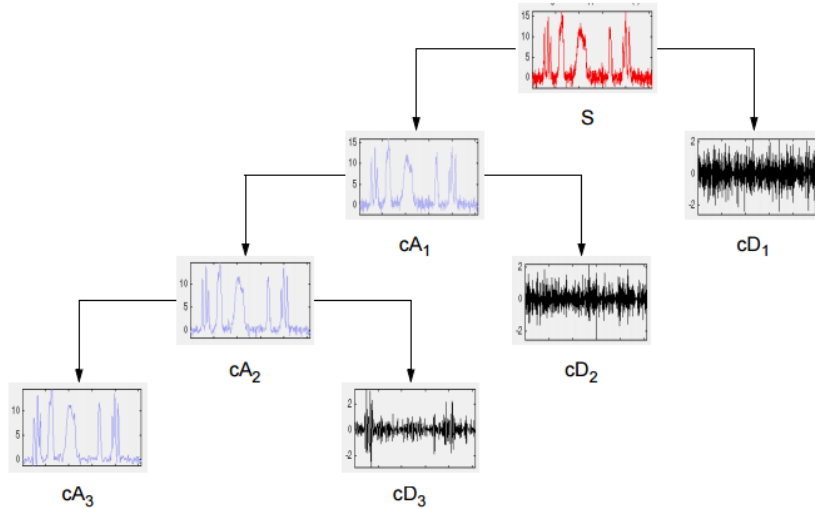


Şekil 3.9 Örnekleme şematik diyagram ile gösterilmesi [52]

Dalgacık ayrıştırma ağacı, ardışık olarak sinyalin alt bantlarına ayrıştırılması olarak ifade edilir (Şekil 3.10). Bu şekilde sinyal istenen sayıda alt banda ayrılmakla birlikte alçak frekanslarda iyi bir frekans çözünürlüğü elde edilirken yüksek frekanslarda zaman çözünürlüğü daha iyi elde edilir (Şekil 3.11).

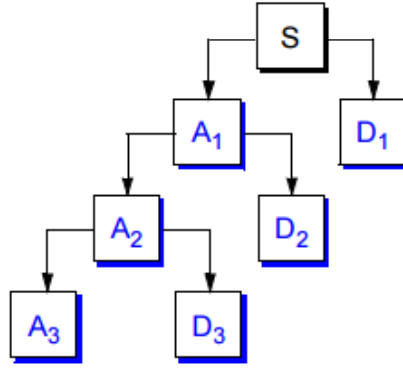


Şekil 3.10 Dalgacık ayrıştırma ağacı [52]



Şekil 3.11 Dalgacık ayrıştırma ağacının sinyali ile gösterimi [52]

ADD ile elde edilen katsayılar kullanılarak ayrıştırılan sinyal kayba uğramadan geri elde edilebilir. Şekil 3.12 'de verilen örnek için eşitlikler 3.17, 3.18 ve 3.19 ile ifade edilir.



Şekil 3.12 ADD uygulandıktan sonra sinyalin geri elde edilmesi [52]

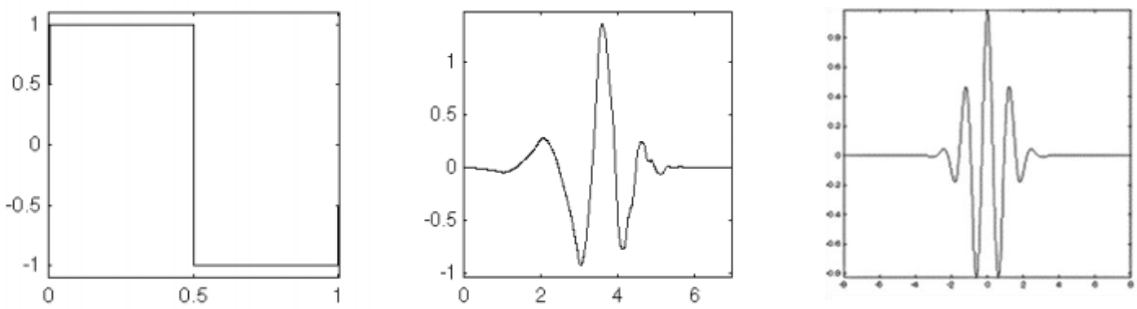
$$S = A_1 + D_1 \quad (3.17)$$

$$S = A_2 + D_2 + D_1 \quad (3.18)$$

$$S = A_3 + D_3 + D_2 + D_1 \quad (3.19)$$

### 3.3.3. Dalgacık

Dalgacık dönüşümünde, dalgacık adı verilen zamanın salınımlı genlik fonksiyonu olarak da adlandırılan sınırlı süreklilikte ortalama değeri sıfır olan bir dalga şekli kullanılmaktadır. Dönüşüm ve ölçeklendirme bir dalgacık gösteriminin iki temel parametresidir. Bir dalgacık ailesinde temel şekilleri aynı sonsuz sayıda dalgacık bulunmaktadır. Şekil 3.13'te yaygın kullanılan bazı dalgacıklar verilmiştir.



Şekil 3.13 Sırasıyla Haar, db4, morlet dalgacıkları

### 3.4. Dalga Formu Analizleri

#### 3.4.1. Etkin değer

Etkin Değer (ED), matematiksel olarak standart sapmaya özdeş olup, bir büyüklüğün anlık değerlerinin karelerinden hesaplanmış ortalamasının karekökü olarak tanımlanır (3.20). Sinyalin ortalamasına göre sahip olduğu aktiviteyi gösterir.

$$ED = \left[ \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x(n)^2 \right]^{1/2} \quad (3.20)$$

#### 3.4.2. Alt bant enerji analizi

Sinyalin, ADD'si ile elde edilen alt bantlarının ED ve enerji değerleri hesaplanarak her bir alt banttaki enerji dağılımları incelenebilir. Alt bant enerjilerinin incelenmesi, sinyalde belirli bir banda ait frekans bölgesinde meydana gelen değişimler hakkında önemli bilgiler içerir. Böylece tüm sinyal üzerinden gözlemlenemeyen belirli bir frekans aralığında meydana gelen enerji değişimleri ortaya çıkarılabilir [6;56]. Sinyal istenilen seviyede alt bantlara ayrıştırılabilir. n. seviye dalgacık dönüşümüne ait ED(n) eşitlik 3.21'de verilmiştir.  $cA_n$ , n. seviyedeki ayrışım katsayılarını, M ise  $cA_n$ 'deki örnek sayısını ifade etmektedir.

$$ED(n) = \left[ \frac{1}{M} \sum_{m=0}^{M-1} cA_n(m)^2 \right]^{1/2} \quad (3.21)$$

Ayrışım sonucu ortaya çıkan alt bantlardan elde toplam edilen enerji eşitlik 3.22 ile verilmiştir. M örnek sayısını, n ayrışım seviyesini ifade etmektedir. Sinyalin toplam enerjisi, n.seviyedeki alçak frekans bileşeni ile 1'den n'e kadar tüm yüksek frekans bileşenlerinin toplamına eşittir. Bu eşitlik sinyalin tümü üzerinden enerji ile ilgili bilgi verir, ancak durağan olmayan geçici değişimlerin görülebilmesi açısından yeterli değildir. Bu nedenle, M örnekten oluşan bir pencere ile hesaplanması daha uygundur (3.23). Bu ifade zamana bağlı olarak sinyal ile ilgili oldukça kullanışlı bir bilgi sağlar dolayısıyla durağan olmayan bir sinyalin kısa zamanlı analizleri için iyi bir yaklaşımdır [54].

$$\sum_{k=1}^M |x(k)|^2 = \sum_{k=1}^M |cA_n(k)|^2 + \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^M |cD_j(k)|^2 \quad (3.22)$$

$$ED(n) = \left[ \frac{1}{M} \sum_{k=0}^{M-1} x(n-k)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (M \ll N) \quad (3.23)$$

### 3.4.3. Çapraz ilinti fonksiyonu

Farklı değişkenler arasında ters ya da aynı yönde karşılıklı ilişki kurulması ilinti olarak tanımlanır. İki değişken arasındaki ilişkinin karşılaştırılmasında kullanılır. x ve y gibi iki işaret dizisinin ilinti fonksiyonu aşağıdaki denklem ile ifade edilir (3.24).

$$r_{xy}(n) = \sum_{k=1}^M x(k+n)y(k) \quad (3.24)$$

### 3.4.4. Sıfır kesme oranı

Durağan olmayan bir sinyalde frekans ve genlik özelliklerindeki ani değişimlerde sinyal artı ve eksi alternanslar arasında hızlı geçişler yapabilir. Anlık aktivitenin göstergesi olan bu durum SKO hesabıyla belirlenebilir. Sinyalin pozitif örnek değerlerinden negatif örnek değerlerine geçme oranı SKO olarak adlandırılır.

### 3.4.5. Ortalama

Bir sinyalin, belirli bir zamandaki tüm örneklerinin toplamının örnek sayısına bölümüdür ve 3.25 ile ifade edilir.

$$\bar{X} = \frac{\sum X_i}{N} \quad (3.25)$$

### 3.4.6. Varyans

Varyans kavramı, dağılıma ait her bir değerin dağılımın ortalamasından ne kadar uzak olduğunu ifade eder. Varyans söz konusu standart sapmanın karesi olarak Eşitlik 3.26 ile ifade edilir ve X değişkeni,  $\mu$  ortalamayı ve N değer sayısını ifade etmektedir.

$$\sigma^2 = \frac{\sum (X - \mu)^2}{N} \quad (3.26)$$

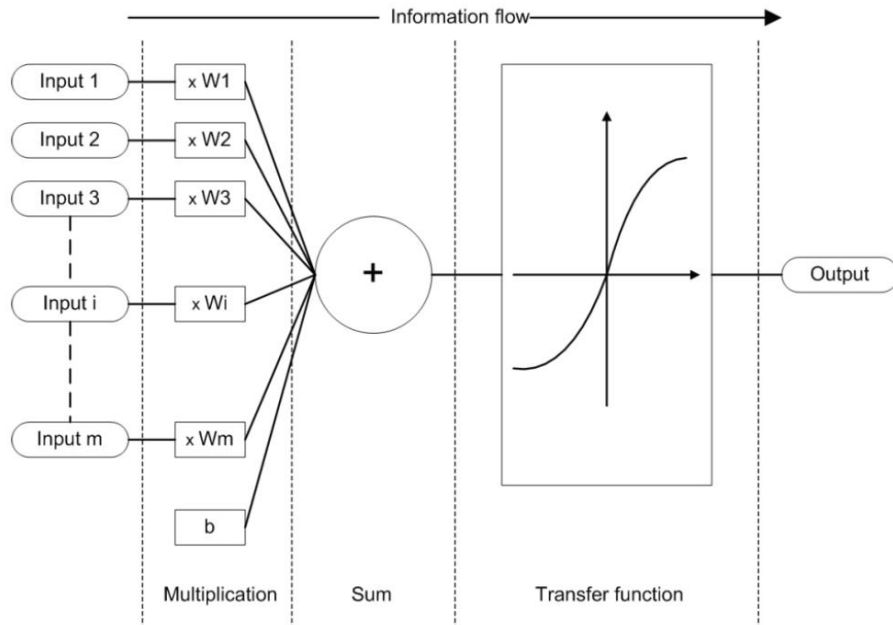
### 3.5. Sınıflandırma Yöntemleri

Sınıflandırma temel olarak, bilinmeyen bir örüntünün, o örüntüye ait öznitelikler kullanılarak bir karar mekanizması ile hangi sınıfa ait olduğunun belirlenmesi şeklinde tanımlanabilir [57]. Literatürde, birçok sınıflandırma yöntemi mevcuttur. Bunlardan en yaygın olanlarına YSA, saklı Markov modeller, karar ağaçları, Destek Vektör Makineleri (DVM), Doğrusal Ayırtaç Analizi (DAA) örnek verilebilir. Yapılan aynı tür uygulamalarda, değişik sınıflandırma yöntemleri farklı sonuçlar verebilmektedir. Dolayısıyla hangi sınıflandırma yönteminin en uygun ya da en iyi olduğu kesin olarak söylenememektedir. Sınıflandırıcı başarısını ölçmek için sınıflandırılacak örüntülere ait belirli sayıda örnek içeren “veri tabanı” öncelikle “eğitim” ve “test” kümesi şeklinde ayrılmalıdır. Daha sonra, eğitim kümesindeki öznitelikler kullanılarak elde edilen sınıflandırma kuralı, test kümesine uygulanmakta ve hata olasılığı hesaplanmaktadır. Burada amaç, hangi sınıfa ait olduğu bilinen özniteliklerle oluşturulan modelin, bilinmeyen öznitelikler üzerindeki başarısını ölçmektir.

Bu çalışmada, k-kompleks, uyku içiği ve arousal için MATLAB’da “Neural Network Training Tool” ve “Classification Learner” uygulamaları aracılığı ile YSA, DVM ve DAA sınıflandırma yöntemleri kullanılmış, uygulama sonucu elde edilen sonuçlar karşılaştırılmış ve Bölüm 5’te verilmiştir.

### 3.5.1. Yapay sinir ağıları

YSA, biyolojik sinir ağlarının yapısını ve fonksiyonlarını simüle etmeye çalışan matematiksel bir modeldir. Her bir yapay sinir ağının temel yapı taşı, basit matematiksel model (fonksiyon) olan yapay nörondur. Böyle bir modelin üç basit kurallar dizisi vardır: çarpma, toplama ve aktivasyon. Yapay nöronun girişinde, girdiler ağırlıklandırılır, bu her girdi değerinin özgün ağırlıkla çarpılması demektir. Yapay nöronun orta bölümü ağırlıklandırılmış girdilerin toplandığı toplama fonksiyonudur. Yapay nöronun çıkışında daha önce ağırlıklandırılmış girdilerin toplamları transfer fonksiyonu olarak da adlandırılan aktivasyon fonksiyonundan geçer(Şekil 3.14).



Şekil 3.14 Yapay bir nöronun çalışma prensibi [58]

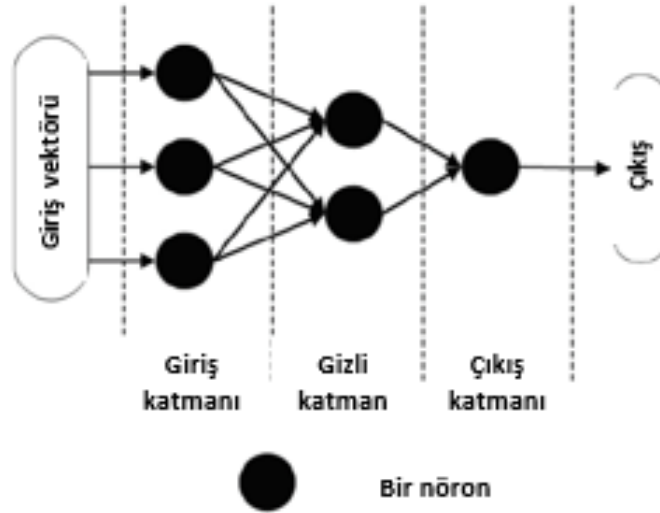
Burada sinir çıkışı eşitlik 3.27 ile gösterilir.  $x_i(k)$  girişi,  $w_i(k)$  ağırlık,  $b$  sabit girdi,  $F$  transfer fonksiyonu,  $y(k)$  ise çıkış olarak ifade edilir.

$$y(k) = F \left( \sum_{i=1}^m w_i(k) \cdot x_i(k) + b \right) \quad (3.27)$$



Yapay nöron modeli ve eşitliğinden de anlaşılacağı üzere en önemli bilinmeyen, modelin transfer fonksiyonudur. Transfer fonksiyonu, yapay nöronun özelliklerini tanımlayan herhangi bir matematiksel fonksiyon olabilir. Bu, YSA'nın çözmesi gereken probleme uygun olarak genellikle basamak fonksiyonu, doğrusal fonksiyon veya doğrusal olmayan fonksiyonlardan biri olarak seçilmektedir.

Tez çalışması kapsamında, İleri Beslemeli Sinir Ağları (İBSA) kullanılmıştır. Çok katmanlı ileri beslemeli sinir ağlarında katman yapısına göre nöronlar organize olmaktadır. Yapıda mutlaka giriş ve çıkış katmanı bulunmalıdır. İBSA, bir veya birden fazla gizli katman barındırabilir. İlk katmanını oluşturan giriş vektörleri doğrudan ikinci katmana girdi olarak uygulanmakta, sistem diğer katmanlarda da aynı şekilde çıkışa ulaşıncaya kadar devam etmektedir. İBSA'ya ait örnek yapı Şekil 3.15'te verilmiştir.

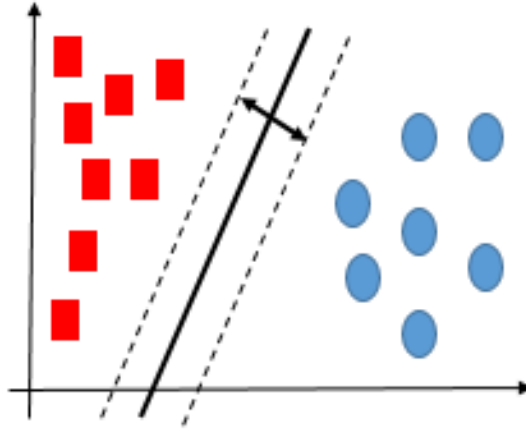


Şekil 3.15 YSA'ya ait İBSA yapısı

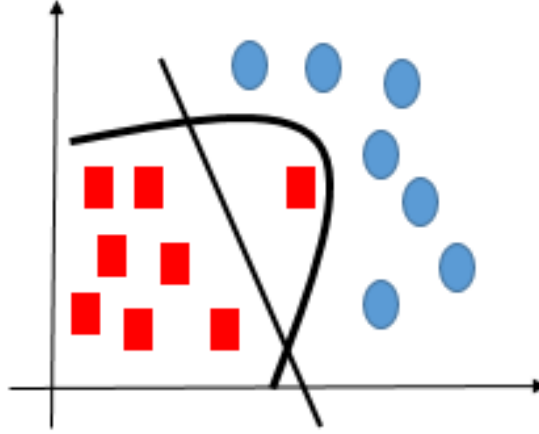
### 3.5.2. Destek vektör makineleri

Vladimir Vapnik tarafından 1960'ların sonlarında önerilen, istatistiksel bir algoritma olan destek vektör makineleri; öznitelik uzayında iki sınıfı en uygun şekilde ayırmayı mümkün kılacak hiperdüzlem bulma esasına dayanmaktadır. Doğrusal olmayan örnek uzayı doğrusal olarak ayrılacağı yüksek boyuta aktarılarak farklı örnekler arasındaki en yüksek sınırın elde edilmesiyle gerçekleştirilir [59]. Makine

öğrenmesinin güncel alanlarından Kernel yöntemlerinin önemli bir örneği olan DVM, genellikle örnekler dışında iyi tanımlanamayan durumlarda, bir bilgisayar algoritmasının tekrar tekrar meydana gelen örüntüleri tanıma ve geçmiş deneyimlere dayanan performansını artırma şeklinde ifade edilir. Örnek uzayında doğrusal olmayan bir ayırma problemini, kernel fonksiyonu kullanarak özellik uzayında doğrusal bir probleme dönüştürerek, doğrusal olarak çözülmeye olanaklı hale gelir. Dolayısıyla örüntü tanıma, özellik çıkarımı ve regresyon ve sınıflandırma gibi karmaşık problemlerin genelleştirilmesinde çok başarılı bir tekniktir. Özellikle EEG işaretlerinin sınıflandırılması aşamasında sıklıkla kullanılır ve geleneksel metotlardan çok daha iyi sonuçlar vermektedir [60]. DVM'de karşılaşılabilecek iki durum, verilerin doğrusal olarak ayrılabilirlikleri(Şekil 3.16) bir yapıda olması veya doğrusal olarak ayrılamayan (Şekil 3.17) yapıda olmasıdır. Doğrusal ayrılabilir durumda, bu iki değerli veriler direkt olarak bir aşırı düzlem ile ayrılabilir. Bu aşırı düzleme ayırıcı aşırı düzlem adı verilir. DVM'nin amacı bu aşırı düzlemin iki ayrı sınıfta bulunan örnek grubuna eş uzaklıkta olmasını sağlamaktır. Lineer ayrılabilir durumda veriler iki sınıfa doğrusal bir düzlem ile ayrılabilir fakat uygulamada bu durum her zaman geçerli olmayabilir. [61].



Şekil 3.16 Lineer ayrılabilir durumda optimum ayırıcı aşırı düzlem



Şekil 3.17 Lineer olarak ayrılamayan veriler

### 3.5.3. Doğrusal ayırtaç analizi

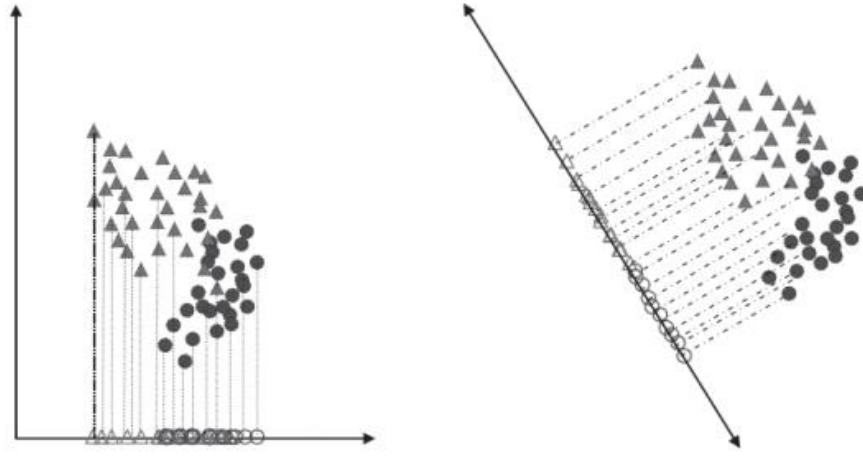
DAA uygulamasıyla yüksek boyuttan daha düşük boyuta doğrusal dönüşüm elde edilmesi amaçlanmaktadır. Bu sayede en önemli özellikler keşfedilmiş olacak, verimsiz özellikler elenecektir. DAA algoritmasında ölçüt, varsayılan sınıflardan en fazla ayırt edici özellik taşıyan boyutların elde edilmesidir. Bu yöntem ile sınıflar arası dağılımın sınıf içi dağılıma oranının en üst seviyeye getirilerek en yüksek ayırımın elde edilmesi amaçlanmaktadır. DAA ile elde edilen alt uzay, sınıflandırma ve boyut indirgeme amaçlı olarak kullanılabilir (3.28).

$x = x_1, \dots, x_n$  n tane d-boyutlu özellik vektörü olsun. Burada amaç;

$$y = w^t x \quad (3.28)$$

şeklinde bir dönüşüm elde etmektir.  $w = 1$  olduğunu düşünürsek yukarıdaki ifade  $x_i$  değerine karşılık gelen  $y_i$  değerinin  $w$  yönündeki bir doğruya yansımını göstermektedir. Burada  $w$  vektörünün genliğinin gerçekte bir önemi yoktur çünkü bu sadece  $y$ 'yi ölçeklendirir ancak  $w$ 'nin yönü önemlidir. Aşağıda iki farklı  $w$  vektörü seçildiğinde karşılaşılan sonuçlar görülmektedir. Şekil 3.18'de görülen izdüşüm yönlerine göre sınıflandırma performansının değiştiği görülmektedir. DAA'da asıl amaç en doğru ayrımı sağlayacak  $w$  vektörünün bulunmasıdır. Yansıyan noktalar

arasındaki ayrımın ölçütü örnek kümelerinin (sınıfların) ortalamaları arasındaki farktır [62].



Şekil 3.18 Farklı w vektörü ile karşılaşılan sonuçlar

#### 3.5.4. Algoritma başarısının test edilmesi

Algoritmada arousal ve k-kompleksin sınıflandırma sonucu elde edilen çıkış değerleri ile veri tabanındaki skor değerleri karşılaştırılarak, sistemin özgüllüğü ve hassasiyeti belirlenmektedir. Algoritma başarısını test etmek için doğru pozitif oran (true positive rate - TPR) ve yanlış pozitif oran (false positive rate – FPR) değerleri hesaplanmıştır (3.29)(3.30). Özgüllük ve hassasiyet değerleri ise (3.31) ve (3.32) kullanılarak hesaplanmıştır.

$$\text{TPR} = \text{Doğru pozitifler} / \text{Toplam pozitifler} \quad (3.29)$$

$$\text{FPR} = \text{Yanlış pozitifler} / \text{Toplam negatifler} \quad (3.30)$$

$$\% \text{ Özgüllük} = (1 - \text{FPR}) * 100 \quad (3.31)$$

$$\% \text{ Hassasiyet} = \text{TPR} * 100 \quad (3.32)$$

Çalışmada, uyku içciklerinin sınıflandırma sonucu referans skor değerleri ile karşılaştırılarak ayırt edilebildiğini göstermek için sınıflandırma sonuçlarının hata değerleri ortalama göreceli mutlak hata (mean relative absolute error – MRAE) yöntemi ile hesaplanmaktadır. Eşitlik 3.33'te tanımlanmakta olup  $F_{\text{belirlenen}}$

sınıflandırma sonucunu,  $F_{olması\ gereken}$  sınıflandırma sonucunda olması beklenen çıkış değerini  $n_{test}$  ise test kümesindeki toplam veri sayısını ifade etmektedir [40].

$$MRAE = \frac{1}{n_{test}} \sum_{test\ kümesi} \left( \left| \frac{F_{belirlenen} - F_{olması\ gereken}}{F_{olması\ gereken}} \right| \right) \quad (3.33)$$

### 3.6. Çalışmada Kullanılan Sinyaller Ve Veri Tabanları

Tez çalışmada kullanılan EEG sinyalleri, sinyallerin kayıt özellikleri ve elde edildikleri veri tabanları aşağıda verilmiştir.

K-kompleks için, öncelikle daha önce Ankara Gülhane Askeri Tıp Akademisi (GATA) Psikiyatri kliniği uyku laboratuvarında gerçekleştirilen uyku skorlandırma çalışmaları kapsamında kaydedilen gerçek hastalara ait polisomnografi kayıtları kullanılmıştır. Yapılan çalışmada, iki farklı hekim tarafından skorlanan 200 Hz'lik örnekleme frekansına sahip 1045 epokluk bir hasta verisi analiz edilmiştir. Ardından DREAMS k-kompleks veri tabanı [63;64] kullanılmış, iki farklı hekim tarafından skorlanan 200 Hz'lik örnekleme frekansına sahip 60 epokluk bir hasta verisi (excerpt5) analiz edilmiş ve sonuçlar karşılaştırılmıştır.

Uyku içiği için, DREAMS uyku içiği veri tabanı[65;66] kullanılmış, iki farklı hekim tarafından skorlanan örnekleme frekansı 200 Hz olan bir hasta verisi (excerpt2)'nden 10 epok, kullanılan yöntemle göre 60000 örnek sayılı EEG verisi analiz edilmiştir.

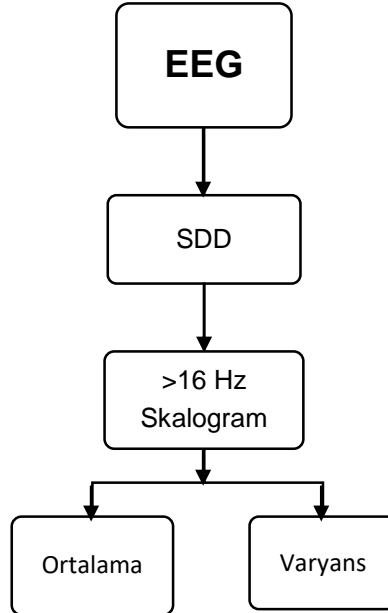
Arousal için ise, National Sleep Research Resource (NSRR) veri tabanı[67] kullanılmış, burada veri setlerinden çalışmaya en uygun "Sleep Heart Health Study" seçilerek yüksek lisans tezinde kullanılmak üzere erişim izni onayı alınmıştır. Örnekleme frekansı 125 Hz olan hasta verisinde (shhs2-203501) arousal EEG üzerinden hekim tarafından skorlanmış olup toplam AASM'nin kriterlerine göre arousal tanımına uygun 240 epok analiz edilmiştir.

#### 4. ARAŞTIRMA BULGULARI

Çalışmada elde edilen araştırma bulguları her bir geçici dalga formu için ayrı ayrı sunulmuştur.

##### 4.1. Arousal Araştırma Bulguları

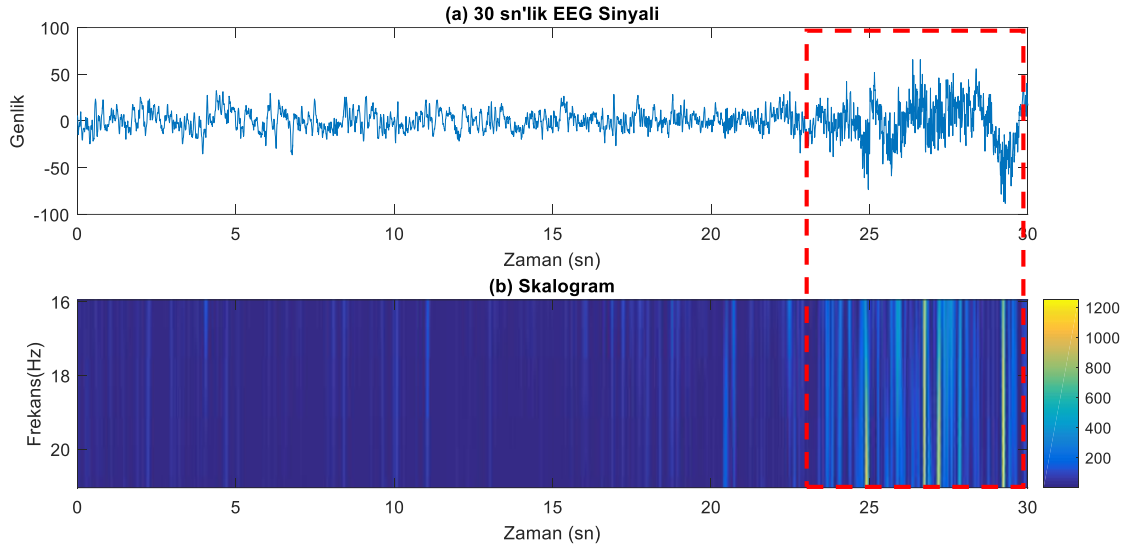
Arousal tespiti için tez kapsamında yapılan çalışmada, NSRR veri tabanı [67] kullanılmış, burada çalışmaya en uygun “Sleep Heart Health Study” veri seti seçilerek örnekleme frekansı 125 Hz olan EEG sinyali ele alınmıştır. EEG'nin mikro yapılarından biri olan arousalın belirlenmesi konusundaki çalışmanın blok diyagramı Şekil 4.1'de verilmiştir.



Şekil 4.1 Arousal belirlenmesi için yapılan çalışmanın blok diyagramı

İlk olarak 125 Hz örnekleme frekansına sahip EEG sinyaline herhangi bir ön işlem olmadan, dalgacık ailesinden karmaşık morlet dalgacığı (complex morlet wavelet-cmor) kullanılarak sürekli dalgacık dönüşümü uygulanmıştır. AASM kurallarına göre arousal'ın 16 Hz'ten büyük frekans aralıklarında görüldüğü bilinerek ölçekleme bu frekans aralığına uygun yapılmış, 16-21 Hz aralığında 51 karmaşık morlet ölçeği elde edilmiştir. Şekil 4.2-a'da 30 sn'lik EEG sinyali görülmekte, 22 ila 30.sn arasında EEG sinyalinde hekim tarafından skorlanan arousal bulunmaktadır. Şekil 4.2-a'da verilen işaretin SDD'si alınarak elde edilen skalogram ise Şekil 4.2-b'de

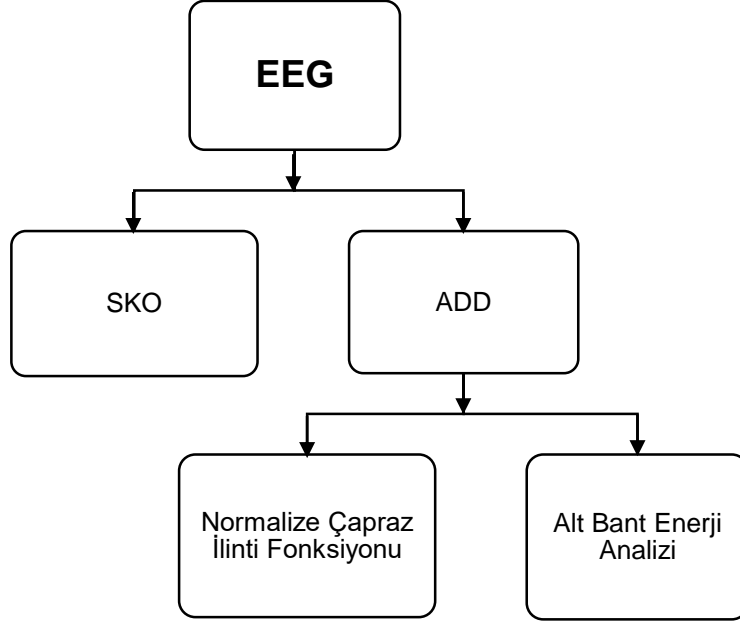
gösterilmiştir. Arousal bulunan lokasyonda görülen belirgin değişimleri kullanabilmek adına elde edilen dalgacık dönüşümü katsayılarının ortalama ve varyans hesabı yapılmıştır. Yapılan analizlerde arousal bulunan ve bulunmayan epoklardaki belirgin farklar sonucu, 16-21 Hz aralığında elde edilen dalgacık katsayılarının ortalama ve varyans değerleri öznitelik olarak belirlenmiştir.



Şekil 4.2 (a) 30sn'lik EEG sinyali, (b) SDD alınarak elde edilen skalogram

#### 4.2. K-kompleks Araştırma Bulguları

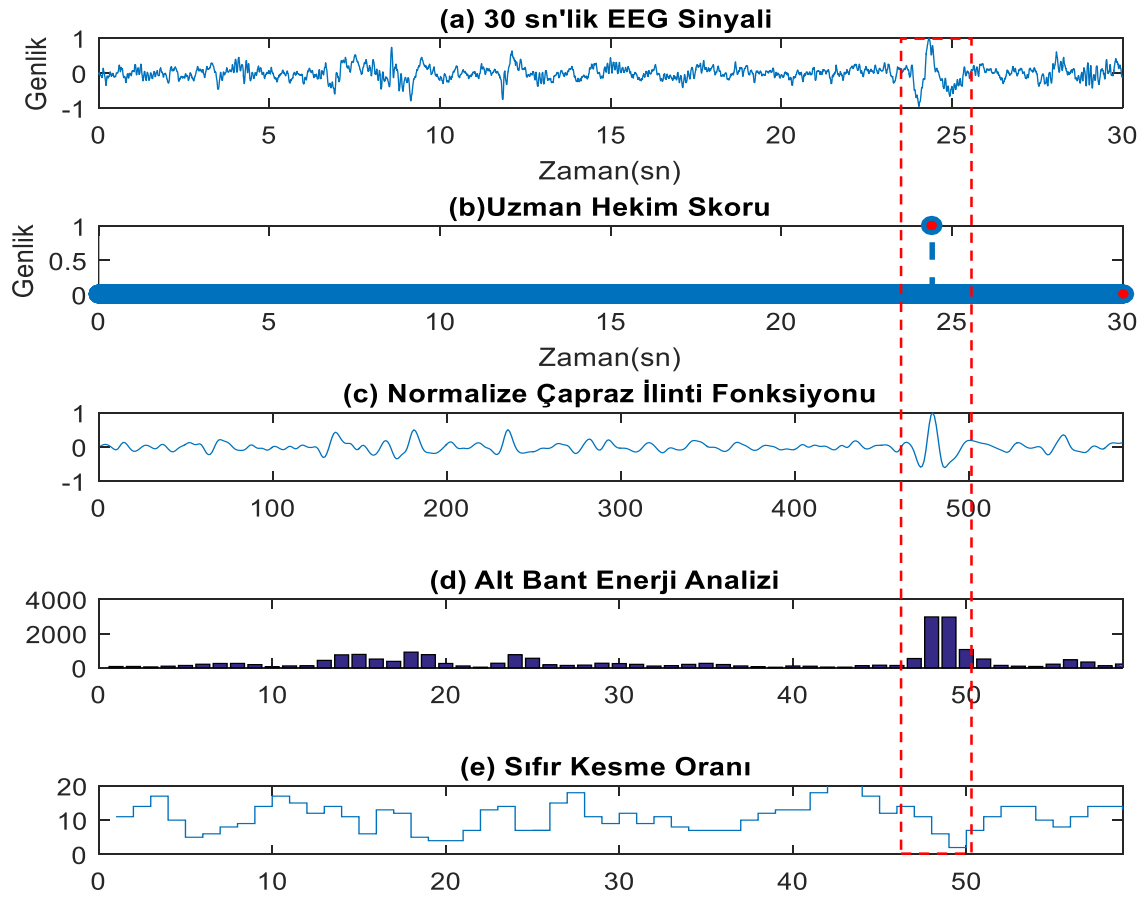
K-kompleks tespiti için tez kapsamında yapılan çalışmada, Ankara GATA uyku laboratuvarında yapılan uyku skorlandırma çalışmaları sırasında kaydedilen gerçek hastalara ait polisomnografi kayıtları kullanılmıştır. Ayrıca kullanılan diğer hasta verileri ise DREAMS veri tabanından alınmıştır. K-kompleks konusunda yapılan çalışmalarda elde edilen araştırma bulguları aşağıda yer almaktadır. EEG'nin mikro yapılarından biri olan k-kompleksin belirlenmesi konusundaki çalışmanın blok diyagramı Şekil 4.3'te verilmiştir.



Şekil 4.3 K-kompleks belirlenmesi için yapılan çalışmanın blok diyagramı

İlk olarak EEG işareti herhangi bir ön işleme tabi tutulmadan SKO hesaplanmıştır. SKO hesaplanırken 200 örnekten oluşan bir sabit pencere tüm epok üzerinde %50 örtüşmeli olarak 100 örneklilik bir pencere ile kullanılmıştır. Daha sonra işaret symlets (sym4) dalgacığı kullanılarak ADD ile alt bantlarına ayrılmış, 0-3,125 Hz aralığındaki alt bant için alt bant enerji analizi yapılmıştır. Normalize çapraz ilinti fonksiyonu ve alt bant enerji analizi yapılmadan önce SKO'daki gibi %50 örtüşmeli pencereleme işlemi yapılmıştır. Yapılan işlemler, sırasıyla Şekil 4.4'te görülmektedir. Örneğin, Şekil 4.4-a'da görüldüğü üzere 23 ila 25.sn arasında EEG işaretinde k-kompleks vardır ve bu k-kompleksin hekim tarafından skorlandığı Şekil 4.4-b'de görülmektedir. Elde edilen sonuçlarda normalize çapraz ilinti fonksiyonu (Şekil 4.4-c) ve alt bant enerji analizinde (Şekil 4.4-d) senkron olarak aynı şekilde artış görülürken, genlikteki büyümeye bağlı olarak ve çok düşük frekanslı bir geçiş olan k-kompleks işaretinin oluşmasına paralel olarak da sıfır kesme oranındaki (Şekil 4.4-e) azalma dikkat çekmektedir.





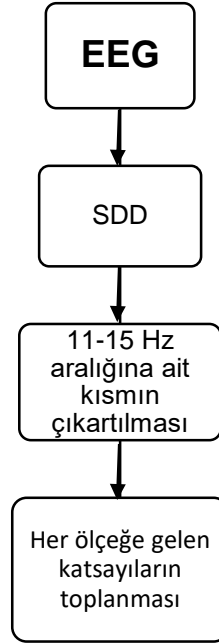
Şekil 4.4 EEG sinyalinde 1 epok için, (a)30 sn'lik EEG sinyali, (b) Uzman hekim tarafından yapılan skor, (c) ADD uygulanmış EEG sinyalinin normalize çapraz ilinti fonksiyonu, (d) ADD uygulanmış alt bant enerji analizi, (e) a şikkındaki EEG sinyalinin sıfır kesme oranı

Çalışma esnasında k-kompleksleri belirlemek için Ankara GATA uyku laboratuvarından 1045 epok, DREAMS veri tabanından ise 60 epok bulunan birer hasta verisi analiz edilmiştir.

Uyku hekiminin yaptığı analizlerle birlikte yapılan çalışmalarda bu parametrelerin değerlendirilmesi sonucunda öznitelik olarak; normalize çapraz ilinti fonksiyonunun 0,6'dan, alt bant enerji analizinin 2000'den büyük olduğu ve sıfır kesme oranının 5'ten küçük olduğu değerler belirlenmiştir.

### 4.3. Uyku İğciği Araştırma Bulguları

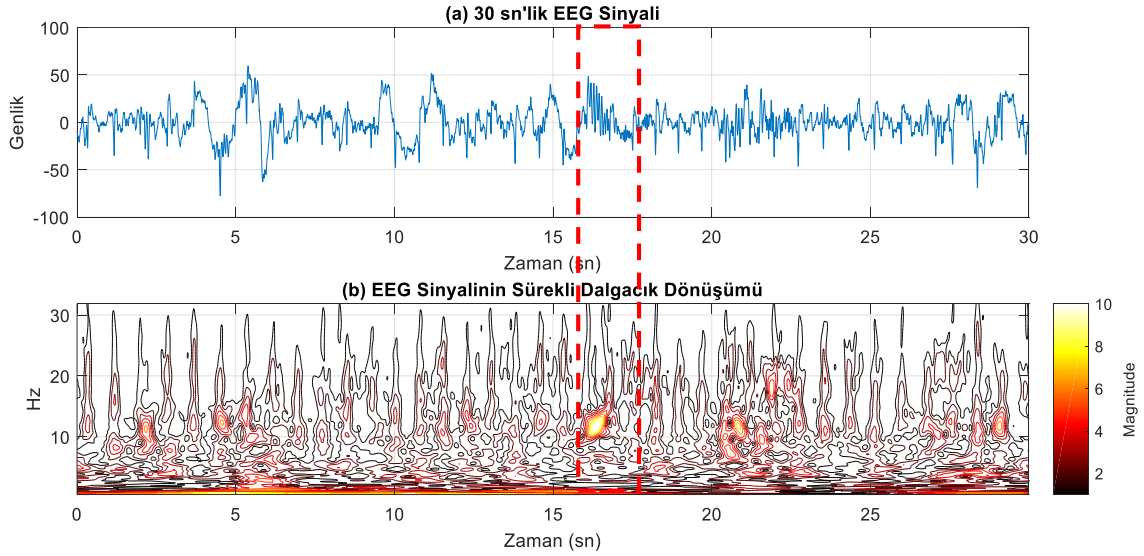
Uyku iğciği tespiti için tez kapsamında yapılan çalışmada, hasta verileri DREAMS uyku iğciği veri tabanından [65] alınmıştır. EEG'nin mikro yapılarından biri olan uyku iğciğinin belirlenmesi konusundaki çalışmanın blok diyagramı Şekil 4.5'te görülmekte olup, yapılan çalışmalarda elde edilen araştırma bulguları aşağıda yer almaktadır.



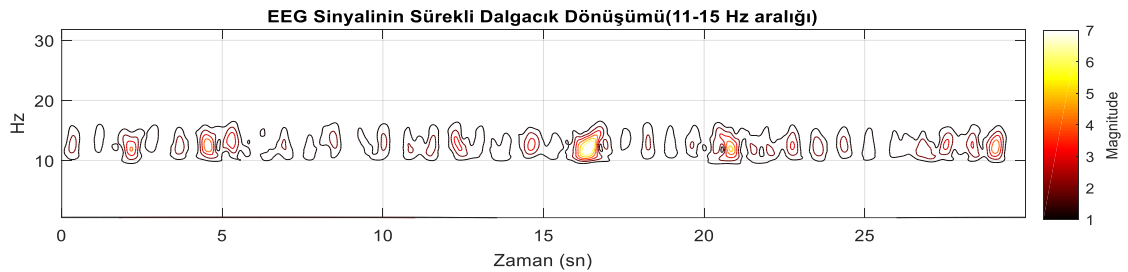
Şekil 4.5 Uyku iğciği belirlenmesi için yapılan çalışmanın blok diyagramı

İlk olarak 200 Hz örnekleme frekansına sahip EEG sinyaline herhangi bir ön işlem olmadan, dalgacık ailesinden bump dalgacığı kullanılarak sürekli dalgacık dönüşümü uygulanmıştır. SDD uygulanırken öncelikle 0-32 Hz aralığına hakim olmak adına ölçekleme bu frekans aralığına uygun yapılmış, 0,5-31,83 Hz aralığında 193 bump ölçüğü elde edilmiştir. Şekil 4.6-a'da 30 sn'lik EEG sinyali görülmekte, 16 ila 17.sn arasında EEG sinyalinde hekim tarafından skorlanan uyku iğciği bulunmaktadır. Şekil 4.6-a'da verilen işaretin SDD'si ise Şekil 4.6-b de gösterilmiştir. Literatüre göre, uyku iğcikleri 11-15 Hz frekans bandı aralığında gözlemlenmektedir. Bu nedenle, orijinal sinyalin SDD katsayılarından 11-15 Hz frekans bandına karşı gelen ölçeklerdeki katsayılar çıkartılarak sinyal yeniden oluşturulmuştur. Orijinal sinyalden, yeniden oluşturulan sinyal çıkartıldığında

sadece uyku içciklerinin baskın olduğu frekans bandını içeren bir sinyal elde edilmiştir. Bu sinyal aynı ölçekleme ile tekrar dalgacık dönüşümüne sokulduğunda ilgili frekans aralığının elde edildiği ve 16 ila 17. sn arasındaki uyku içiği Şekil 4.7’de görülmektedir.

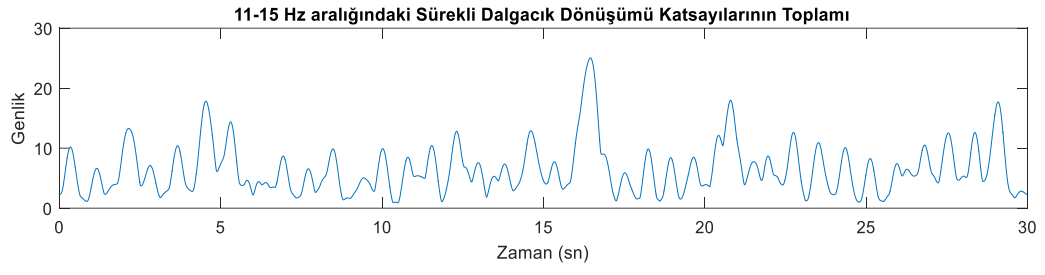


Şekil 4.6 (a) 30 sn'lik EEG sinyali (b) EEG sinyalinin sürekli dalgacık dönüşümü uygulanmış grafiği



Şekil 4.7 EEG sinyalinin 11-15 Hz aralığında SDD uygulanmış grafiği

Bu verilerden 11-15 Hz aralığında, sürekli dalgacık dönüşümündeki her ölçeğe karşılık gelen katsayılar toplanmıştır (Şekil 4.8). Yapılan analizlerde uyku içiği olan yerlerde ilgili frekanslardaki dalgacık katsayılarının toplamalarının daha yüksek değerler verdiği görülmüş ve toplam değeri 19'dan büyük değerler öznitelik olarak belirlenmiştir.



Şekil 4.8 EEG sinyaline SDD uygulandıktan sonra 11-15 Hz aralığındaki SDD katsayılarının toplamı

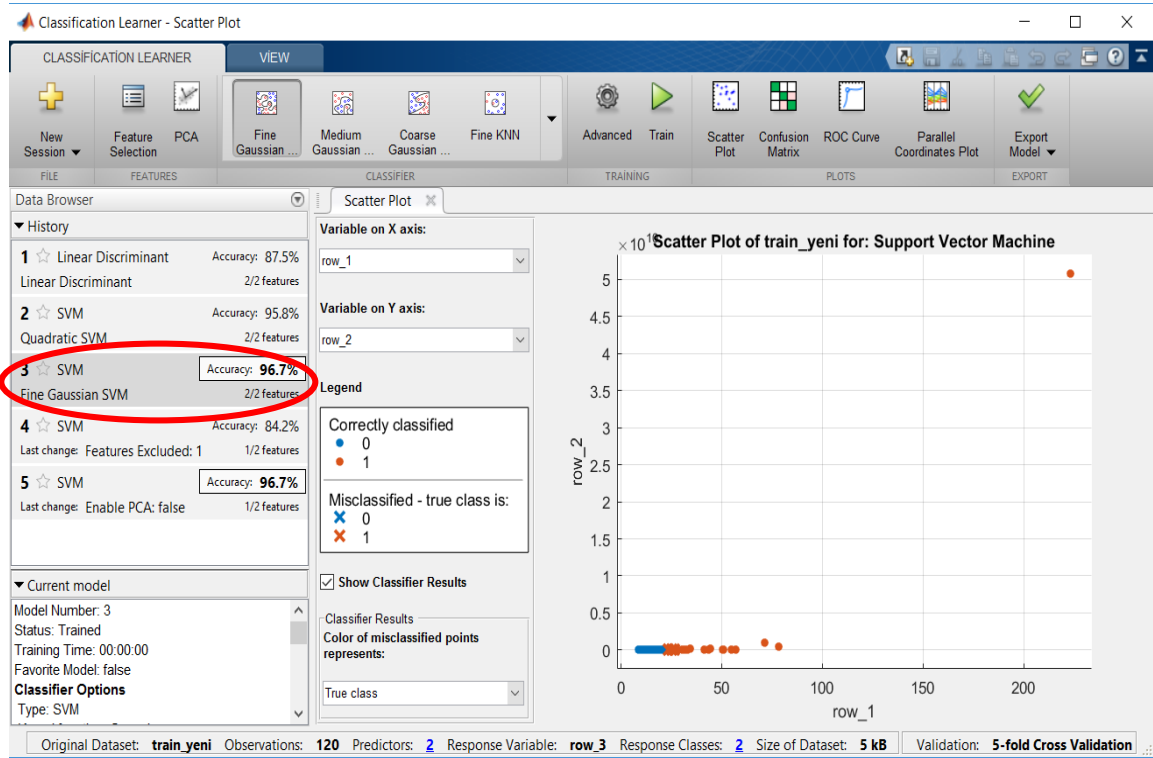
## 5. SONUÇLAR

Bu çalışmada, EEG'nin mikro yapısını oluşturan geçici dalga formu olarak adlandırılan arousal, k-kompleks ve uyku içiği; DVM, DAA ve YSA yöntemleri kullanılarak sınıflandırılmıştır. Çalışmada, arousal için NSRR veri tabanından "Sleep Heart Health Study" veri seti seçilmiştir. Bir diğer geçici dalga formu olan k-kompleks için Ankara GATA uyku laboratuvarında yapılan uyku skorlandırma çalışmaları sırasında kaydedilen gerçek hastalara ait polisomnografi kayıtları ve ayrıca DREAMS k-kompleks veri tabanı kullanılmıştır. Yapılan analizlerde uyku içiği için ise DREAMS uyku içiği veri tabanı ele alınmıştır. Çalışmanın ilk aşamasında, uygun sinyal işleme yöntemleri kullanılarak EEG sinyalindeki değişimler saptanmış ve her bir mikro yapı için ayrı ayrı öznitelikler belirlenmiştir. Bu öznitelikler, arousal için SDD uygulanması sonucu 16-21 Hz aralığında elde edilen dalgacık katsayılarının ortalama ve varyans değerleri; k-kompleks için EEG'nin normalize çapraz ilinti fonksiyonu, alt bant enerji analizi ile elde edilen değerler ve sıfır kesme oranı; uyku içiği için ise SDD'den elde edilen 11-15 Hz aralığına karşılık gelen katsayıların her ölçek değeri için toplamı şeklindedir. Ardından belirlenen öznitelikler ile MATLAB'da "Neural Network Training Tool" ve "Classification Learner" uygulamaları kullanılarak veriler sınıflandırılmış, elde edilen sonuçlar aşağıda verilmiştir.

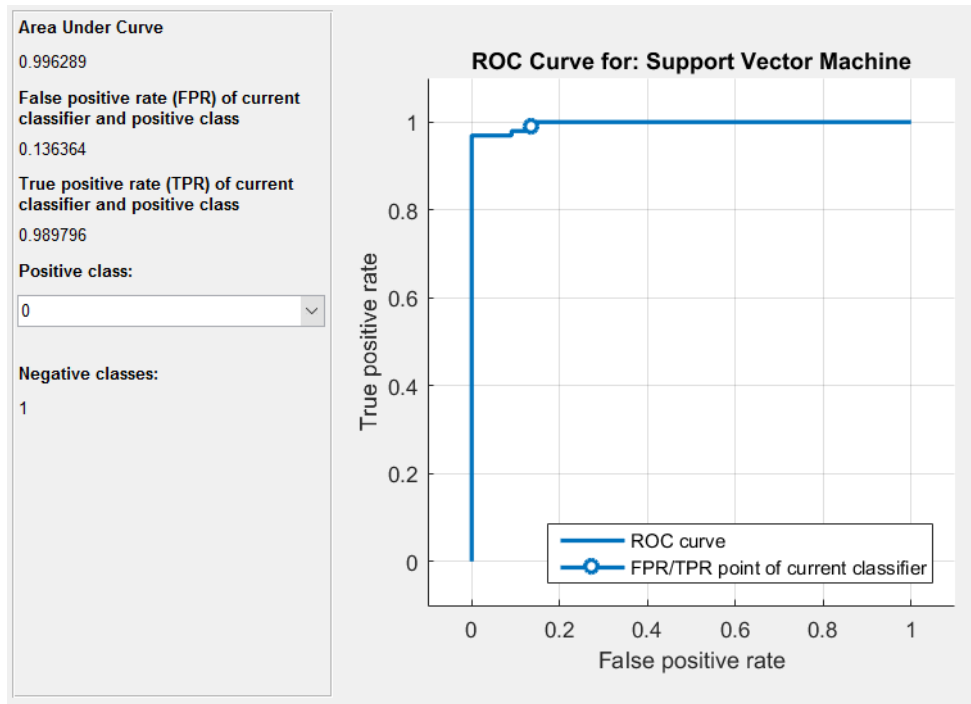
### 5.1. Arousal'ın Sınıflandırılması

Bir önceki bölümde arousal belirlemede kullanılacak öznitelikler verilmiş olup MATLAB'da bulunan "Classification Learner" uygulaması kullanılarak bu öznitelikler denenmiş ve sınıflandırıcı performansları belirlenmiştir. Bu sınıflandırma performansları sonucunda, ortalama ve varyans öznitelikleri ile en iyi sonuç elde edilmiştir (Şekil 5.1). Bu nedenle ortalama ve varyans, arousal belirlenmesinde sistemi test ederken öznitelik olarak kullanılmıştır. Özet olarak, NSRR veri tabanından alınan hasta verisi kapsamında iki tane öznitelik ile destek vektör makineleri kullanılarak sınıflandırıcı eğitilmiş ve eğitim verilerinin %96.7 oranında doğruluk ile ayrıldığı görülmüştür. ROC eğrisi Şekil 5.2'de görülmektedir. Eğitim, 22 adet arousal olan ve 98 adet arousal olmayan toplam 120 epok ile yapılmış, ardından sistem 44 adet arousal olan ve 196 adet arousal olmayan toplam 240

epokluk veri ile test edilmiştir. Duyarlılık %93,18, seçicilik ise %99,49 olarak elde edilmiştir.



Şekil 5.1 Arousal için sınıflandırıcı eğitim performanslarının karşılaştırılması (row\_1: ortalama, row\_2: varyans)



Şekil 5.2 Arousal için DVM eğitim performansına ait ROC eğrisi

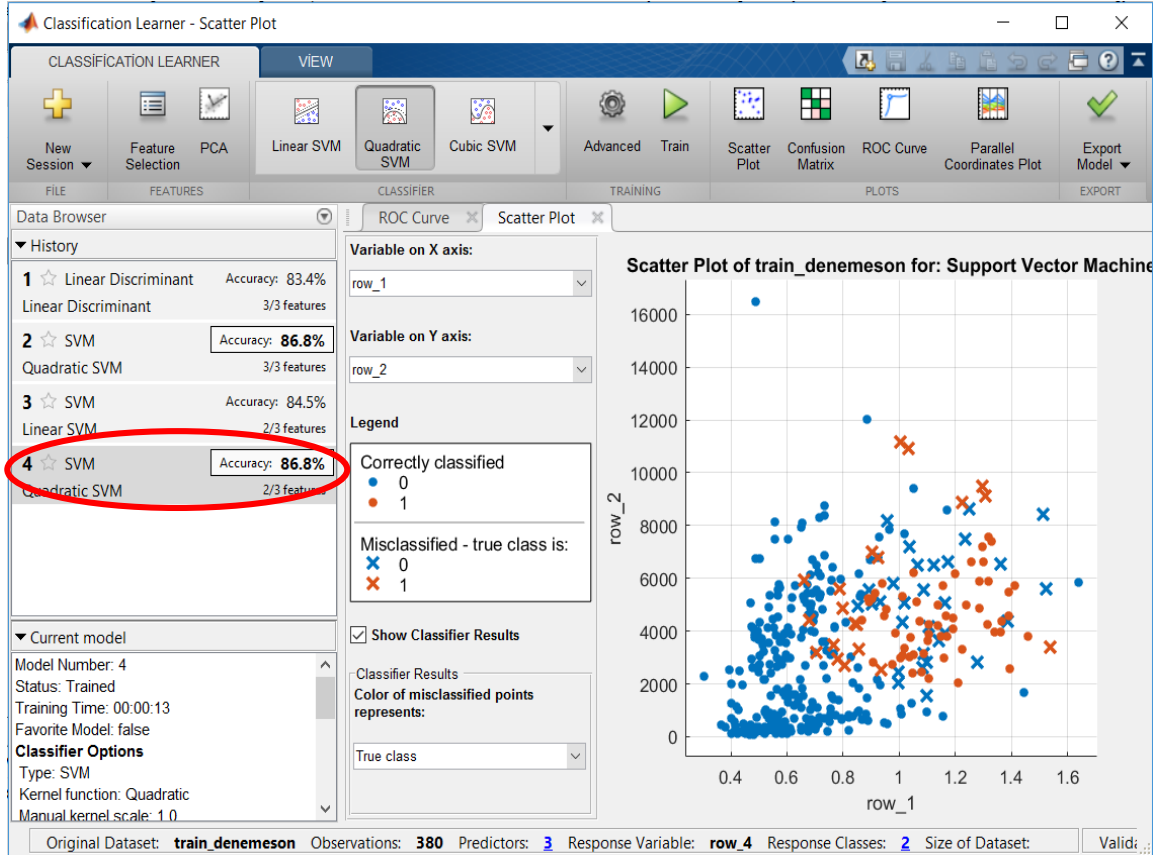
Yapılan bu çalışmaların ardından MATLAB “Neural Network Training Tool” kullanılarak NSRR veri tabanından alınan ve hekim tarafından skorlanan hasta verisi yapay sinir ağıları kullanılarak sınıflandırılmıştır. YSA sınıflandırıcısı, tek giriş ve tek çıkış olacak şekilde tasarlanmıştır. Öznitelik olarak, önceki bölümde (Bkz. 4.1) ortalamanın 20’den büyük değeri belirlenmiştir. Giriş olarak kullanılan bu öznitelik ile arousal ve arousal olmayan epoklardan elde edilen sonuçlar iki ayrı grup şeklinde bir matriste toplanmıştır.

YSA mimarisi farklı gizli katman ve nöron sayılarında denenmiştir. Denemeler sonucunda en iyi sınıflandırma performansı, gizli ve çıkış olarak iki katmandan oluşan ve gizli katmanda dört adet nöron bulunduran yapı ile elde edilmiştir. Belirlenen öznitelik gizli katmandaki dört nörona giriş olarak uygulandığında ikinci katmandaki nöron çıkış üretmektedir. Sınıflandırıcı çıkışı arousal varsa “1”, arousal yoksa “0” olarak belirlenmiştir. Eğitim, 22 adet arousal olan ve 98 adet arousal olmayan toplam 120 epok ile yapılmış, ardından sistem 44 adet arousal olan ve 196 adet arousal olmayan toplam 240 epokluk veri ile test edilmiştir. Buna göre test sonucu ortak görel mutlak hata değeri hesaplanmış ve hata 0,009 şeklinde elde edilmiştir.

## **5.2. K-komplekslerin Sınıflandırılması**

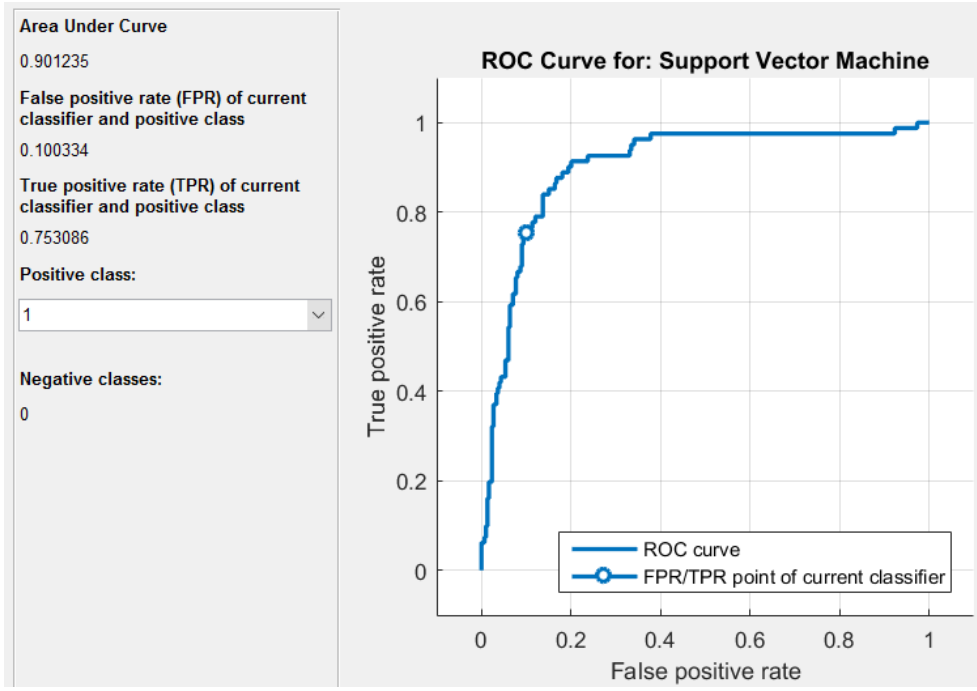
Bir önceki bölümde (Bkz. 4.2) k-kompleksleri belirlemede kullanılacak öznitelikler verilmiş olup aynı şekilde MATLAB’da bulunan “Classification Learner” uygulaması kullanılarak bu öznitelikler denenmiş ve sınıflandırıcı performansları belirlenmiştir. Öncelikle Ankara GATA uyku laboratuvarından alınan ve iki hekim tarafından da skorlanmış olan verilerin sonuçları verilmiştir. Birinci hekimin skoruna göre analiz edilen sınıflandırma performansları sonucunda, normalize çapraz ilinti fonksiyonu, ve alt bant enerji analizi öznitelikleri ile en iyi sonuç elde edilmiştir (Şekil 5.3). Sıfır kesme oranı kullanıldığında ise başarı oranı düşmektedir. Bu nedenle normalize çapraz ilinti fonksiyonu ile alt bant enerji analizi k-kompleks belirlenmesinde sistemi test ederken öznitelik olarak kullanılmıştır. Sonuç olarak, alınan hasta verisi kapsamında iki tane öznitelik ile destek vektör makineleri kullanılarak sınıflandırıcı eğitilmiş ve eğitim verilerinin %86,8 oranında doğruluk ile ayrıldığı görülmüştür.

ROC eğrisi Şekil 5.4'te görülmektedir. Eğitim, hekim skoruna göre 80 adet k-kompleks olan ve 300 adet k-kompleks olmayan toplam 380 epok ile yapılmış, ardından sistem 168 adet k-kompleks olan ve 877 adet k-kompleks olmayan toplam 1045 epokluk veri ile test edilmiştir. Duyarlılık %69,05, seçicilik ise %80,39 olarak elde edilmiştir.



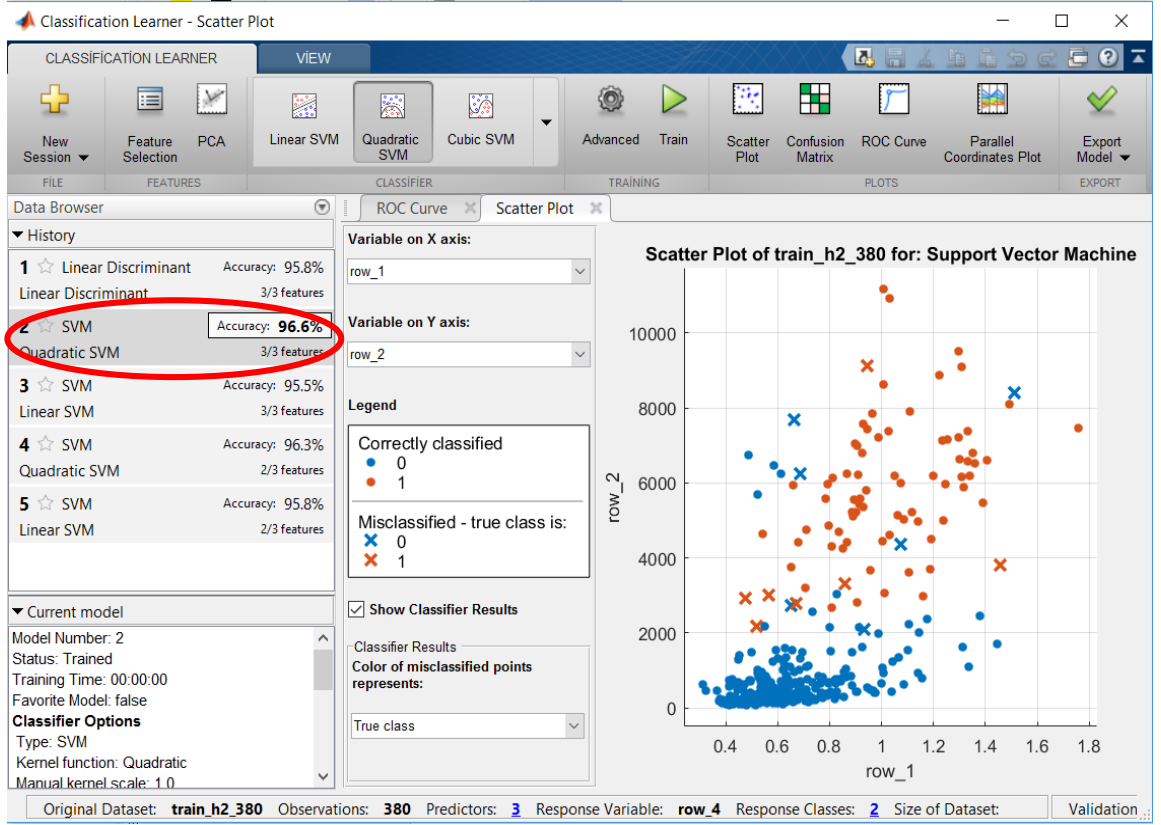
Şekil 5.3 K-kompleks için sınıflandırıcı eğitim performanslarının karşılaştırılması (row\_1: normalize çapraz ilinti fonksiyonu, row\_2: alt bant enerji analizi)(hekim1)(GATA)



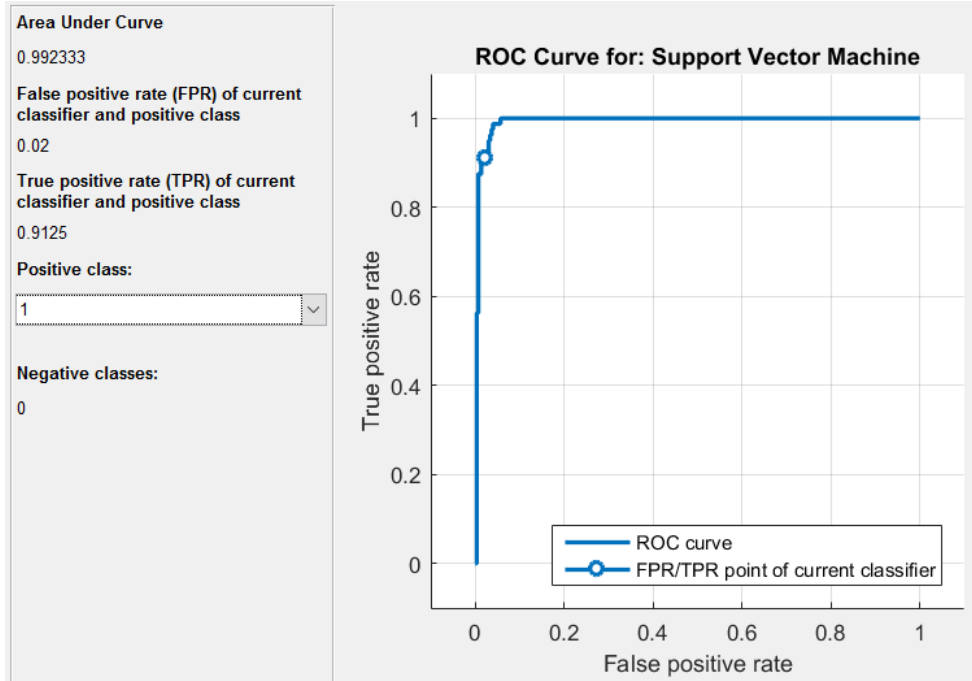


Şekil 5.4 K-kompleks için DVM eğitim performansına ait ROC eğrisi (hekim1)(GATA)

Diğer hekimin yaptığı skorlamada ise, normalize çapraz ilinti fonksiyonu, alt bant enerji analizi ve sıfır kesme oranı özniteliklerinden her üçü ile en iyi sonuç elde edilmiştir (Şekil 5.5). Sonuç olarak, Ankara GATA uyku laboratuvarından alınan hasta verisi kapsamında ikinci hekimin skoruna göre üç adet öznitelik ile destek vektör makineleri kullanılarak sınıflandırıcı eğitilmiş ve eğitim verilerinin %96,6 oranında doğruluk ile ayrıldığı görülmüştür. ROC eğrisi Şekil 5.6'da görülmektedir. Eğitim, hekim skoruna göre 80 adet k-kompleks olan ve 300 adet k-kompleks olmayan toplam 380 epok ile yapılmış, ardından sistem 230 adet k-kompleks olan ve 815 adet k-kompleks olmayan toplam 1045 epokluk veri ile test edilmiştir. Duyarlılık %82,91, seçicilik ise %69,42 olarak elde edilmiştir.

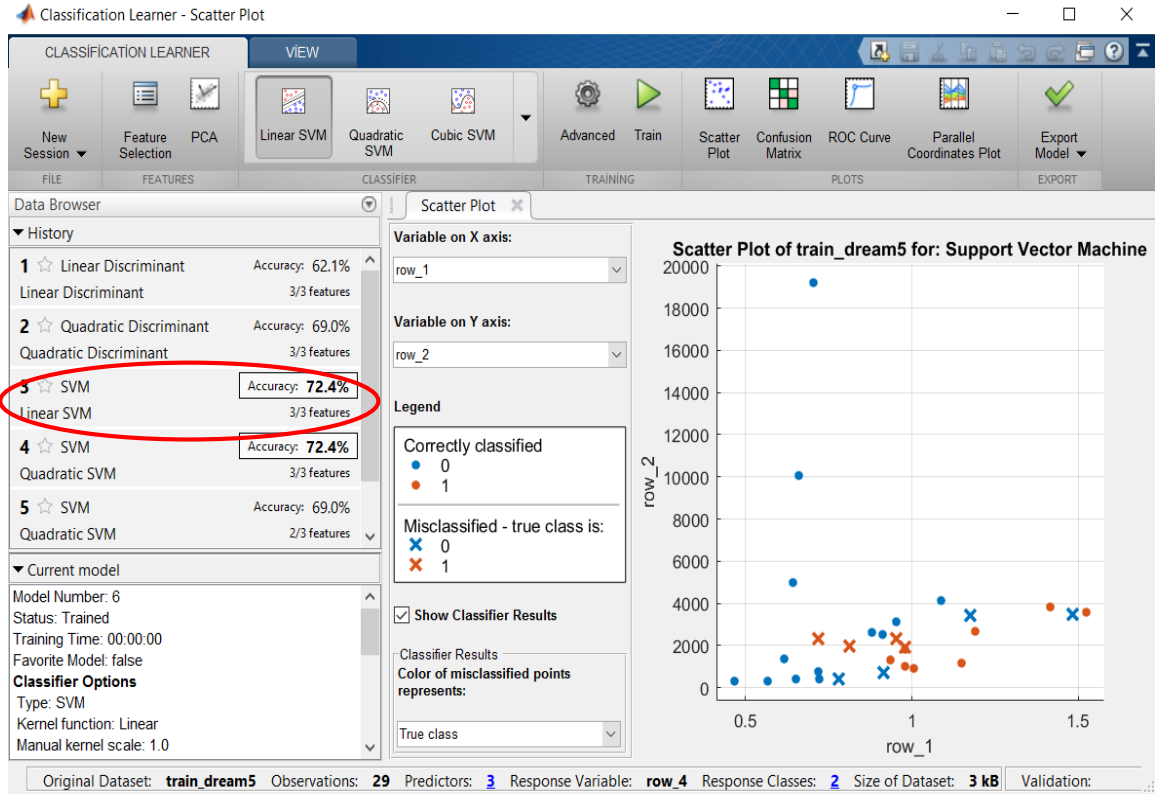


Şekil 5.5 K-kompleks için sınıflandırıcı eğitim performanslarının karşılaştırılması (row\_1: normalize çapraz ilinti fonksiyonu, row\_2: alt bant enerji analizi) (hekim2)(GATA)

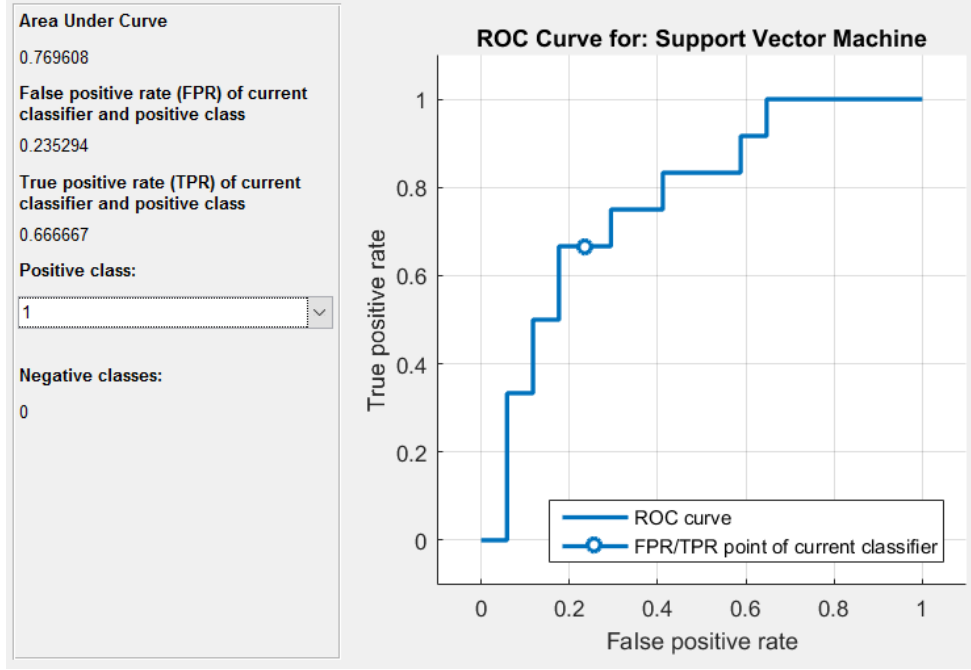


Şekil 5.6 K-kompleks için DVM eğitim performansına ait ROC eğrisi (hekim2)(GATA)

Daha sonra, DREAMS k-kompleks veri tabanından alınan ve yine hekim tarafından 26 epöğunda k-kompleks skorlanmış 60 epöklük bir hasta verisi analiz edilmiştir. Hekimin skoruna göre analiz edilen sınıflandırma performansları sonucunda, normalize çapraz ilinti fonksiyonu, alt bant enerji analizi ve sıfır kesme oranı özniteliklerinden her üçü ile en iyi sonuç elde edilmiştir (Şekil 5.7). Özetle, alınan üç adet öznitelik ile DVM kullanılarak sınıflandırıcı eğitilmiş ve eğitim verilerinin %72,4 oranında doğruluk ile ayırdığı görölmüştür. ROC eğrisi Şekil 5.8'de görölmektedir. Eğitim, hekim skoruna göre 12 adet k-kompleks olan ve 17 adet k-kompleks olmayan toplam 29 epök ile yapılmış, ardından sistem 24 adet k-kompleks olan ve 34 adet k-kompleks olmayan toplam 58 epöklük veri ile test edilmiştir. Duyarlılık %70,83, seçicilik ise %85,29 olarak elde edilmiştir.



Şekil 5.7 K-kompleks için sınıflandırıcının eğitim performanslarının karşılaştırılması (row\_1: normalize çapraz ilinti fonksiyonu, row\_2: alt bant enerji analizi) (hekim1)(DREAMS)

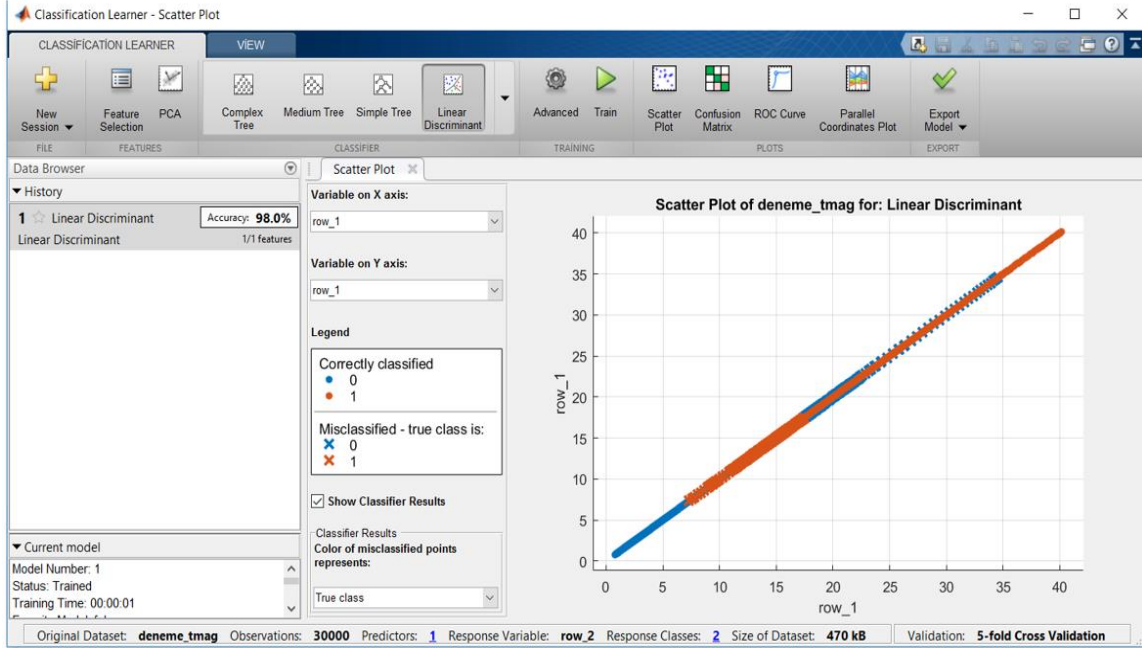


Şekil 5.8 K-kompleks için DVM eğitim performansına ait ROC eğrisi (hekim1)(DREAMS)

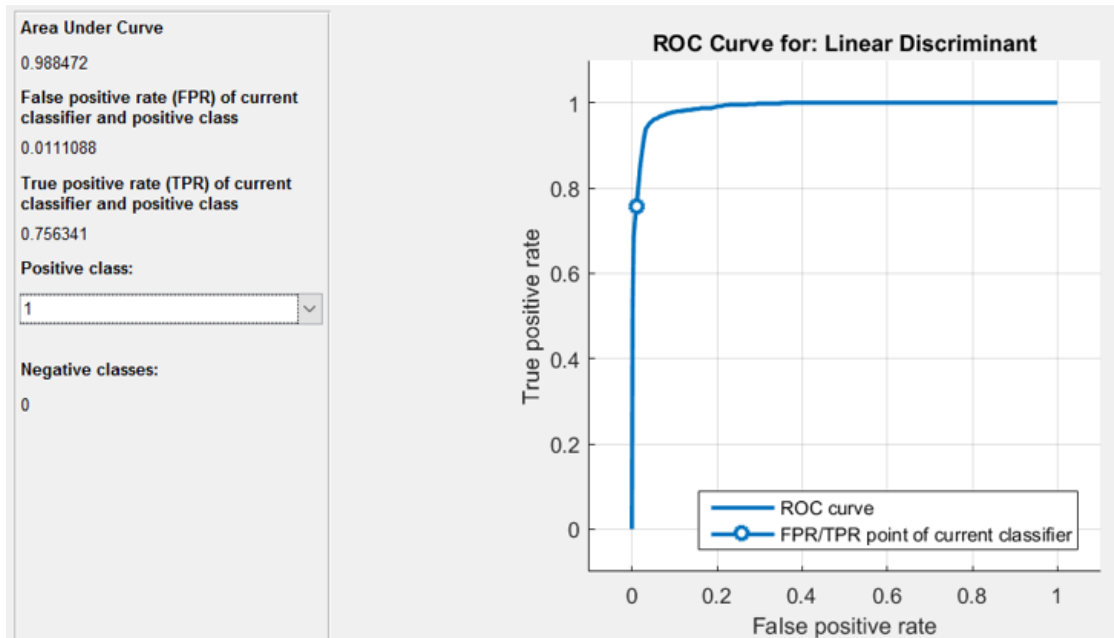
### 5.3. Uyku İğciklerinin Sınıflandırılması

Önceki bölümde (Bkz. 4.3) uyku iğciklerinin tespiti için, 11-15 Hz arasında elde edilen sürekli dalgacık dönüşümünde her ölçeğe karşılık gelen katsayıların toplamının öznitelik olarak elde edildiği belirtilmişti. Aynı şekilde MATLAB’da bulunan “Classification Learner” uygulaması kullanılarak bu öznitelik için sınıflandırıcı performansları denenmiştir. DREAMS uyku iğciği veri tabanından alınan ve iki hekim tarafından da skorlanmış olan verilerin sonuçları verilmiştir (Şekil 5.9). Sonuç olarak, alınan hasta verisi kapsamında bir tane öznitelik ile doğrusal ayırtaç analizi kullanılarak sınıflandırıcı eğitilmiş ve eğitim verilerinin %98 oranında doğruluk ile ayrıldığı görülmüştür. ROC eğrisi Şekil 5.10’da görülmektedir. Eğitim, hekim skoruna göre uyku iğciği bulunan 5 epok, 30000 örnek ham veri ile yapılmış, ardından sistem 10 epok toplamda 60000 örnek ile test edilmiştir. Veri tabanında başlangıç ve bitiş değerleri skorlandığı için doğrudan bir epokta tek bir değer olmayacağı görülmektedir. Bu nedenle eğitim ve test verileri hazırlanırken ham veri seti kullanılmıştır. Hekim skorlarına göre 19 adet uyku iğciğinin 18 tanesi doğru

bulunmuş, hekimin skorlamadığı 12 tane hatalı uyku içiği belirlenmiştir. Duyarlılık %94,7, seçicilik ise %95,7 olarak elde edilmiştir.



Şekil 5.9 Uyku içiği için sınıflandırıcının eğitim performanslarının karşılaştırılması (row\_1:SDD sonucu elde edilen katsayıların toplamları)



Şekil 5.10 Uyku içiği için DAA eğitim performansına ait ROC eğrisi

Yukarıda her bir mikro yapı için literatür ile karşılaştırma yapılarak verilen tez çalışmasının sonuçları, özet olarak Çizelge 5.1’de verilmiştir. Çizelgede görüldüğü üzere yapılan çalışmalarda verilen performans veya başarı kriterleri sütunların ilgili kısımlarında bulunmaktadır.

Çizelge 5.1 Literatürde yer alan mikro yapı çalışmaları ile tez çalışma sonuçlarının karşılaştırılması

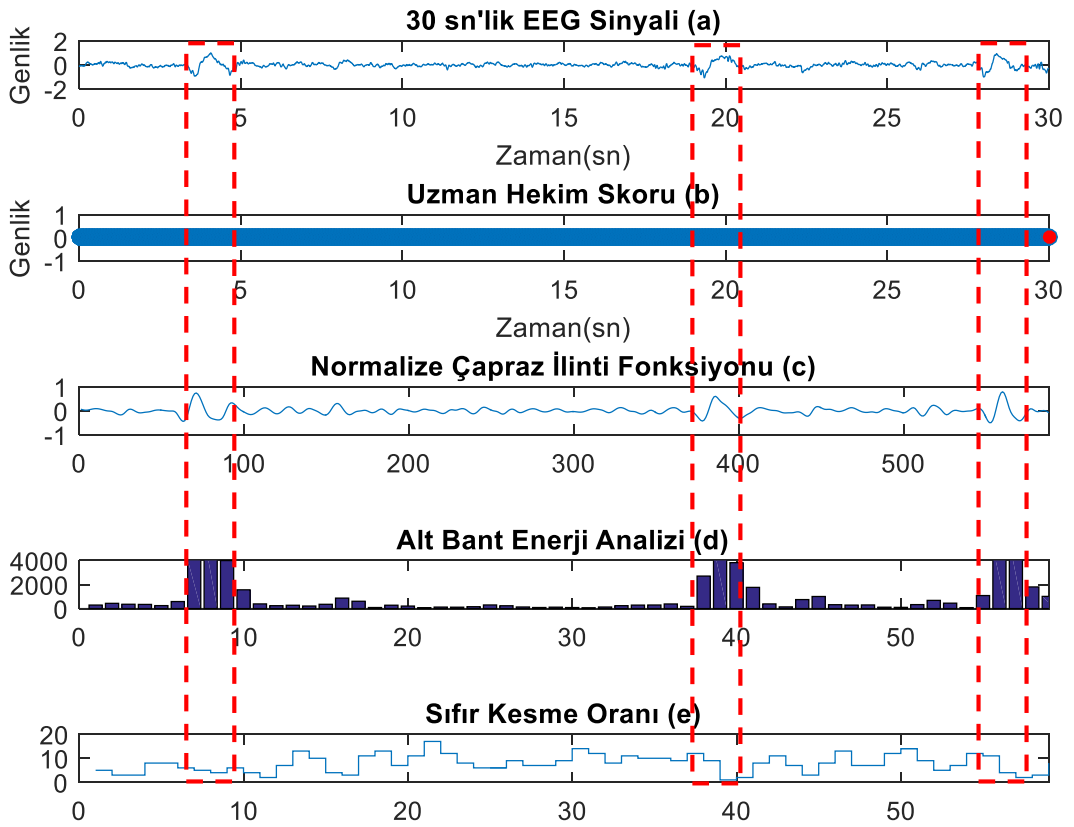
Mikro yapı		Yıl	Duyarlılık	Özgüllük	FP	%Doğruluk
Yazar(lar)						
K-Kompleks	Bankman et al.	1992	%90	-	%8	-
	Moloney et al.	2011	-	-	-	%74
	Erdamar et al.	2012	%80 - %89	%92-%93		
	Zamir et al.	2015	-	-	-	%84
	Tez çalışması	2017	%69.05 - %82.91	%69.42 - %85.29	-	-
Uyku içiği	Ventouras et al.	2005	%79.2 - %87.5	-	%3.8 - %15.5	-
	Duman et al.	2009	%96.17	%95.54	-	-
	Tsanas et al.	2015	%76 - %84	%90 - %92	-	-
	Tez çalışması	2017	%94.7	%95.7	-	-
Arousal	Agarwal et al.	2005	%70.1 - %82.2			
	Wallant et al.	2016	%83 - %85	-	-	-
	Tez çalışması	2017	%93.18	%99.49	-	-

## 6. TARTIŞMA VE ÖNERİLER

Bu tez çalışmasında, gerçekleştirilen sınıflandırma işlemleri sonucunda literatürdeki bazı çalışmalarla aynı seviyede, bazılarında ise daha yüksek seviyede başarılı sonuçlar veren bir karar destek sistem algoritması geliştirilmiştir. Çalışmada belirtildiği gibi EEG mikro yapılarını belirlemek zaman alan ve uzmanlık gerektiren bir iştir. Dolayısıyla subjektif sonuçlar doğurabilir. Uyku tıbbı konusunda uzmanlaşmış ve görsel skorlama yapan hekimler arasında oldukça farklı değerlendirmeler olabilmektedir. Hatta aynı hekim farklı zamanlarda aynı hasta verisinde farklı skorlandırmalar yapabilmektedir [17]. Bunun sebebi, görsel skorlama esnasında meydana gelen yorgunluk, konsantrasyon kaybı gibi nedenlerle açıklanabilir. Ayrıca, hekimin konu ile ilgili çalışma süresi yani uzmanlığı ve mesleki tecrübesi de diğer önemli etkenlerdir. Yukarıda bahsedilen nedenler bilgisayarlı görme/öğrenme tabanlı otomatik skorlama algoritmalarının geliştirilmesi aşamasında karşılaşılan en büyük zorluklardır. Çünkü, altın standart olarak doğru kabul edilen bir nicelik gerçekte başka bir değerlendirmeye göre yanlış olabilmektedir. Bu duruma bir örnek Şekil 6.1'de verilmiştir. Şekilde bir uzman hekimin k-kompleks skorlamadığı epokta geliştirilen algoritma üç adet k-kompleks tespit etmektedir. Bu durumda bu tespitler hatalı kabul edildiği için algoritma performansı olumsuz yönde etkilenmektedir. Başka bir hekim ise aynı epokta k-kompleks skorladığında bu sefer algoritmanın doğru tespit yaptığı kabul edilmektedir. Bu örnekte açıklanan durum diğer mikro yapı skorlamalarında da görülmektedir. Bu nedenle, tez çalışmasında elde edilen sonuçlar, farklı hekimlerin skorlarına göre ayrı ayrı değerlendirilmiştir. Sonuç olarak, bu tez çalışmasında uyku EEG'sindeki mikro yapıların otomatik olarak tespit edilmesini sağlayan; her zaman aynı doğrulukta çalışan, tekrarlanabilirliği olan ve objektif sonuçlar veren bir karar destek algoritması geliştirilmiştir.

Bu tez çalışmasında elde edilen bilgi ve tecrübeler ışığında, uyku tıbbı disiplini ile ortak yürütülecek, klinik uygulaması olan farklı araştırmalar yapılabilir. Bu konuda en önemli nokta ise yüksek doğrulukta skorlaması yapılmış, çok sayıda hasta kaydının olduğu veri tabanlarıdır. 2000'li yıllardan sonra yapılan klinik uyku tıbbı çalışmaları ile birlikte oluşturulmuş, polisomnografi verilerinin bulunduğu uluslararası açık ya da sınırlı erişimi olan veri tabanlarının sayısı oldukça azdır.

Ülkemizde ise henüz benzer bir çalışma yapılmamış olup, ulusal bir polisomnografi veri tabanı bulunmamaktadır. Bu nedenle, bir proje kapsamında yapılacak klinik çalışmalar ile ulusal bir polisomnografi veri tabanı oluşturulabilir. Bu veri tabanında, uzman hekimler tarafından yapılacak objektif skorlama sayesinde tez çalışması konusunda ya da benzer konularda ileride yapılacak çalışmaların başarısının artırılması sağlanabilir. Bunun sonucunda ise, geliştirilecek yöntem ve algoritmaların performansı yükseltilep algoritmaların hastaya özel gerçek zamanlı takip sistemlerinde kullanılması sağlanabilir.



Şekil 6.1 EEG sinyalinde 1 epok için, (a)30 sn'lik EEG sinyali, (b) Uzman hekim tarafından yapılan skor, (c) ADD uygulanmış EEG sinyalinin normalize çapraz ilinti fonksiyonu, (d) ADD uygulanmış alt bant enerji analizi, (e) a şikkındaki EEG sinyalinin sıfır kesme oranı



## KAYNAKLAR LİSTESİ

- [1] BERRY, Richard B., et al. The AASM manual for the scoring of sleep and associated events. Rules, Terminology and Technical Specifications, Darien, Illinois, American Academy of Sleep Medicine, 2012.
- [2] NOYAN, Ahmet. Yaşamda ve hekimlikte fizyoloji. Meteksan, 2003.
- [3] PEHLIVAN, Ferit. Biyofizik. Hacettepe Taş Kitapçılık Limited Şti., 2009.
- [4] DE CARLI, Fabrizio, et al. Quantitative analysis of sleep EEG microstructure in the time–frequency domain. Brain research bulletin, 2004, 63.5: 399-405.
- [5] GIGLI, G. L., et al. Sleep microstructure and EEG epileptiform activity in patients with juvenile myoclonic epilepsy. Epilepsia, 1992, 33.5: 799-804.
- [6] ERDAMAR, Aykut, Uyku Apnesinin Öngörülmesi ve Dil Uyarılması İçin Model Geliştirilmesi, Doktora Tezi, Hacettepe Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Biyomühendislik Ana Bilim Dalı, Ankara, 2007.
- [7] KALAYCI, Tulga; OZDAMAR, Ozcan. Wavelet preprocessing for automated neural network detection of EEG spikes. IEEE engineering in medicine and biology magazine, 1995, 14.2: 160-166.
- [8] GOELZ, Hansjerg; JONES, Richard D.; BONES, Philip J. Wavelet analysis of transient biomedical signals and its application to detection of epileptiform activity in the EEG. CLINICAL ELECTROENCEPHALOGRAPHY-CHICAGO-, 2000, 31.4: 181-191.
- [9] GLOVER, John R., et al. Context-based automated detection of epileptogenic sharp transients in the EEG: elimination of false positives. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 1989, 36.5: 519-527.
- [10] ARLE, Jeffrey E.; SIMON, Richard H. An application of fractal dimension to the detection of transients in the electroencephalogram. Electroencephalography and clinical Neurophysiology, 1990, 75.4: 296-305.
- [11] DURKA, P. J.; BLINOWSKA, K. J. Analysis of EEG transients by means of matching pursuit. Annals of biomedical engineering, 1995, 23.5: 608-611.
- [12] EXARCHOS, Themis P., et al. EEG transient event detection and classification using association rules. IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine, 2006, 10.3: 451-457.

- [13] WOLPERT, Edward A. A Manual of Standardized Terminology, Techniques and Scoring System for Sleep Stages of Human Subjects. Archives of General Psychiatry, 1969, 20.2: 246.
- [14] ZACHARAKI, Evangelia I., et al. One-class classification of temporal EEG patterns for K-complex extraction. In: 2013 35th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). IEEE, 2013. p. 5801-5804.
- [15] LOOMIS, Alfred L.; HARVEY, E. Newton; HOBART, Garret A. Distribution of disturbance-patterns in the human electroencephalogram with special reference to sleep. Journal of Neurophysiology, 1938.
- [16] WOLPERT, Edward A. A Manual of Standardized Terminology, Techniques and Scoring System for Sleep Stages of Human Subjects. Archives of General Psychiatry, 1969, 20.2: 246.
- [17] BREMER, Gordon; SMITH, Jack R.; KARACAN, Ismet. Automatic detection of the K-complex in sleep electroencephalograms. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 1970, 4.BME-17: 314-323.
- [18] BANKMAN, Isaac N., et al. Feature-based detection of the K-complex wave in the human electroencephalogram using neural networks. IEEE transactions on biomedical engineering, 1992, 39.12: 1305-1310.
- [19] MOLONEY, Daniel, et al. Detecting K-complexes for sleep stage identification using nonsmooth optimization. The ANZIAM Journal, 2011, 52.04: 319-332.
- [20] ERDAMAR, Aykut; DUMAN, Fazıl; YETKIN, Sinan. A wavelet and teager energy operator based method for automatic detection of K-Complex in sleep EEG. Expert Systems with Applications, 2012, 39.1: 1284-1290.
- [21] ZAMIR, Z. Roshan, et al. Convex optimisation-based methods for k-complex detection. Applied Mathematics and Computation, 2015, 268: 947-956.
- [22] VENTOURAS, Errikos M., et al. Sleep spindle detection using artificial neural networks trained with filtered time-domain EEG: a feasibility study. Computer methods and programs in biomedicine, 2005, 78.3: 191-207.
- [23] HUUPPONEN, E., et al. Optimization of sigma amplitude threshold in sleep spindle detection. Journal of sleep research, 2000, 9.4: 327-334.
- [24] DUMAN, Fazil, et al. Efficient sleep spindle detection algorithm with decision tree. Expert Systems with Applications, 2009, 36.6: 9980-9985.

- [25] TSANAS, Athanasios; CLIFFORD, Gari D. Stage-independent, single lead EEG sleep spindle detection using the continuous wavelet transform and local weighted smoothing. *Frontiers in human neuroscience*, 2015, 9: 181.
- [26] RUEHLAND, Warren R., et al. The 2007 AASM recommendations for EEG electrode placement in polysomnography: impact on sleep and cortical arousal scoring. *Sleep*, 2011, 34.1: 73-81.
- [27] DRINNAN, M. J., et al. Automated recognition of EEG changes accompanying arousal in respiratory sleep disorders. *Sleep*, 1996, 19.4: 296-303.
- [28] AGARWAL, Rajeev. Automatic detection of micro-arousals. In: 2005 IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference. IEEE, 2006. p. 1158-1161.
- [29] COPPIETERS' T WALLANT, Dorothée, et al. Automatic artifacts and arousals detection in whole-night sleep EEG recordings. *Journal of neuroscience methods*, 2016, 258: 124-133.
- [30] ŞEN, Tülay, Nöbet tutan hemşireler ile nöbet tutmayan hemşirelerin eeg'lerinin karşılaştırılması, Yüksek Lisans Tezi, Yüzüncü Yıl Üniversitesi Sağlık Bilimleri Enstitüsü, Biyofizik Ana Bilim Dalı, Van, 2014.
- [31] MALMIVUO, Jaakko; PLONSEY, Robert. *Bioelectromagnetism: principles and applications of bioelectric and biomagnetic fields*. Oxford University Press, USA, 1995.
- [32] [www.wellcome.ac.uk/bigpicture/brain/poster](http://www.wellcome.ac.uk/bigpicture/brain/poster), 15 Ağustos 2016
- [33] YILDIZ, Abdulnasır, EEG ve EKG işaretlerinden örüntü tanıma uygulamaları ve karşılaştırılması, Doktora Tezi, Fırat Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Ana Bilim Dalı, Elazığ, 2011.
- [34] TÜLAY, Emine Elif, Beyin elektriksel aktivitesinin ölçümü ve sinyal analizi, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Kültür Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Bilgisayar Mühendisliği Ana Bilim Dalı, İstanbul, 2009
- [35] BAŞAR, E.; GÖNDER, A.; UNGAN, P. Important relation between EEG and brain evoked potentials. *Biological cybernetics*, 1976, 25.1: 27-40..
- [36] ACAR, Zeynep Akalin; MAKEIG, Scott. Neuroelectromagnetic forward head modeling toolbox. *Journal of neuroscience methods*, 2010, 190.2: 258-270.
- [37] <http://nbeyin.com.tr/uyku-ve-beyin/>, 10 Haziran 2016
- [38] ÖZGEN, Fuat. Uyku ve uyku bozuklukları. *Psikiyatri Dünyası*, 2001, 5: 41-48.
- [39] KÖKTÜRK, Oğuz. Uyku Kayıtlarının Skorlanması. 2013.

- [40] AKŞAHİN, Mehmet Feyzi, Uyku Apnesi Türlerinin Sınıflandırılması, Doktora Tezi, Başkent Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Ana Bilim Dalı, Ankara, 2010.
- [41] MALINOWSKA, Urszula, et al. Micro-and macrostructure of sleep EEG. IEEE engineering in medicine and biology magazine, 2006, 25.4: 26-31.
- [42] CROWLEY, Kate; TRINDER, John; COLRAIN, Ian M. Evoked K-complex generation: the impact of sleep spindles and age. Clinical neurophysiology, 2004, 115.2: 471-476.
- [43] BAYRAK, Tuncay, Uyku apnesi parametrelerinin cerrahi tedavi öncesi ve sonrasında değerlendirilmesi, Yüksek Lisans Tezi, Başkent Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Biyomedikal Mühendisliği Ana Bilim Dalı, Ankara, 2012.
- [44] MELLO, Marco Tulio de, et al. Correlation between K complex, periodic leg movements (PLM), and myoclonus during sleep in paraplegic adults before and after an acute physical activity. Spinal Cord, 1997, 35.4: 248-252.
- [45] WEINER, Oren M.; DANG-VU, Thien Thanh. Spindle Oscillations in Sleep Disorders: A Systematic Review. Neural plasticity, 2016, 2016.
- [46] AYDIN, Serap; TUNGA, M. Alper; YETKİN, Sinan. Mutual information analysis of sleep eeg in detecting psycho-physiological insomnia. Journal of medical systems, 2015, 39.5: 1-10.
- [47] DE CARLI, Fabrizio, et al. A method for the automatic detection of arousals during sleep. Sleep, 1999, 22.5: 561-572.
- [48] MACALUSO, G. M., et al. Sleep bruxism is a disorder related to periodic arousals during sleep. Journal of dental research, 1998, 77.4: 565-573.
- [49] SEMMLOW, J. L., Biosignal and Biomedical Image Processing, MATLAB - Based Applications, MARCEL DEKKER, INC. NEW YORK. 2004.
- [50] MARPLE JR, S. Lawrence. Digital spectral analysis with applications. Englewood Cliffs, NJ, Prentice-Hall, Inc., 1987, 512 p., 1987, 1.
- [51] KARAKOÇ, Ali Oktay, Kalman Filtresi ve Ayrık Dalgacık Dönüşümü Tekniği Kullanılarak EKG İşaretlerinin Üzerindeki Gürültülerin Temizlenmesi, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Ana Bilim Dalı, İstanbul, 2010.
- [52] MISITI, Michel, et al. Wavelet toolbox. The MathWorks Inc., Natick, MA, 1996, 15: 21.

- [53] <http://www.mathworks.com/help/wavelet/gs/from-fourier-analysis-to-wavelet-analysis.html>, 15 mayıs 2016
- [54] RANGAYYAN, Rangaraj M. Biomedical signal analysis. John Wiley & Sons, 2015.
- [55] GÜLER, Inan; ÜBEYLI, Elif Derya. Adaptive neuro-fuzzy inference system for classification of EEG signals using wavelet coefficients. Journal of neuroscience methods, 2005, 148.2: 113-121
- [56] ÇOLAK, Ö. H. Dalgacık Dönüşümü Kullanılarak Sismik Sinyallerin Analizi. Sakarya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü. Sakarya, 2006.
- [57] GÜNAL, Serkan, Örüntü Tanıma Uygulamalarında Altuzay Analiziyle Öznitelik Seçimi ve Sınıflandırma, Doktora Tezi, Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Ana Bilim Dalı, Eskişehir, 2008.
- [58] SUZUKI, Kenji (ed.). Artificial neural networks: methodological advances and biomedical applications. InTech, 2011.
- [59] ŞENGEÇ, Şerife, Akciğer seslerinden işaret işleme teknikleri kullanılarak özellik çıkarma ve sınıflandırma, Yüksek Lisans Tezi, Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Biyomedikal Mühendisliği Ana Bilim Dalı, Eskişehir, 2012.
- [60] ALIPOUR, Akbar, Beyin Bilgisayar arayüz sisteminde uygulanan steady-state görsel uyarılmış potansiyel için özellik çıkarma ve sınıflandırma, Yüksek Lisans Tezi, Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Biyomedikal Mühendisliği Ana Bilim Dalı, Ankara, 2011.
- [61] KECMAN, Vojislav. Learning and soft computing: support vector machines, neural networks, and fuzzy logic models. MIT press, 2001.
- [62] YAVUZ ÇAYCI, Çiğdem, Müzikal Enstrümanların Doğrusal Ayırtaç Yöntemiyle Ayırt Edilmesi, Yüksek Lisans Tezi, Hacettepe Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Ana Bilim Dalı, Ankara, 2007
- [63] <http://www.tcts.fpms.ac.be/~devuyst/Databases/DatabaseKcomplexes/>, 5 mart 2016
- [64] DEVUYST, Stéphanie, et al. Automatic K-complexes detection in sleep EEG recordings using likelihood thresholds. In: 2010 Annual International

Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology. IEEE, 2010. p. 4658-4661.

[65] <http://www.tcts.fpms.ac.be/~devuyt/Databases/DatabaseSpindles/> , 5 mart 2016

[66] DEVUYST, Stéphanie, et al. Automatic sleep spindles detection—overview and development of a standard proposal assessment method. In: 2011 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE, 2011. p. 1713-1716.

[67] <https://sleepdata.org/datasets/shhs>, 1 şubat 2016